

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI

**SANSÜRLÜ PANEL KANTİL REGRESYON YÖNTEMİNDE ASİMETRİK BAĞLANTI
FONKSİYONU YAKLAŞIMI: TÜRKİYE'DE MADDİ YOKSUNLUK İNDEKSİNİN
ANALİZİ**

Doktora Tezi

FULDEN KÖMÜRYAKAN KAYGISIZ

İSTANBUL, 2023

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI

**SANSÜRLÜ PANEL KANTİL REGRESYON YÖNTEMİNDE ASİMETRİK BAĞLANTI
FONKSİYONU YAKLAŞIMI: TÜRKİYE'DE MADDİ YOKSUNLUK İNDEKSİNİN
ANALİZİ**

Doktora Tezi

FULDEN KÖMÜRYAKAN KAYGISIZ

Danışman: PROF. DR. SELAHATTİN GÜRİŞ

İSTANBUL, 2023

ÖZET

SANSÜRLÜ PANEL KANTİL REGRESYON YÖNTEMİNDE ASİMETRİK BAĞLANTI FONKSİYONU YAKLAŞIMI: TÜRKİYE’DE MADDİ YOKSUNLUK İNDEKSİNİN ANALİZİ

Sansürlü panel kantil regresyon yöntemi, panel verideki sansürü dikkate alarak gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alan ve bağımlı değişkenin dağılımı boyunca heterojen tahminler üreten robust bir yöntemdir. Mevcut literatürde, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için kullanılan iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında sansürlenme olasılığı için tahmin edilen iki durumlu genelleştirilmiş modellerde simetrik olasılık dağılımlarına dayanan simetrik bağlantı fonksiyonları kullanılmaktadır. Ancak, sansürlenme olasılığı asimetrik dağıldığında simetrik bağlantı fonksiyonlarının en iyi bilgilendirici alt grubu belirlemede yetersiz kalması muhtemeldir. Bu nedenle bu tez çalışmasında, asimetrik sansürleme olasılık dağılımı söz konusu olduğunda bilgilendirici alt kümeyi daha doğru belirlemek için asimetrik bağlantı fonksiyonlarının kullanılması önerilmektedir. Simülasyon analizleri, sansürlenme olasılığının asimetrik dağıldığı durumlarda asimetrik bağlantı fonksiyonunun model uyumunu önemli ölçüde iyileştirdiğini doğrulamaktadır. Gerçek verilere dayanan analizlerde, Türkiye’de kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksi, Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (2018-2021) mikro panel verileri kullanılarak incelenmektedir. Sıfır noktasında soldan sansürlenmiş maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme olasılığının asimetrik dağıldığı tespit edilmiştir. Maddi yoksunluk modeli için en iyi uyum gösteren tahmincinin ise bu tezde önerilen asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon tahmincisi olduğu belirlenmiştir. Tahmin sonuçları, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluklarını azaltmaya yönelik politikaların, hanehalklarının maddi yoksunluk düzeylerine göre tasarlanabileceğine işaret etmektedir. Bu tez çalışmasının, sabit etkili panel kantil regresyon yönteminde literatürde ilk defa bağımlı değişkenin sansürlenme olasılığındaki asimetriyi ele alması, gelecekteki araştırmalar için tahminci seçim prosedürü sunması ve önerilerin geçerliliğini simülasyon analizleri ve gerçek verilerle doğrulaması nedeniyle literatüre katkı sağlaması beklenmektedir.

Anahtar Kelimeler: Sansürlü Panel Kantil Regresyon, Genelleştirilmiş Doğrusal Modeller, Genelleştirilmiş Toplamsal Modeller, Asimetrik Bağlantı Fonksiyonu, Maddi Yoksunluk, Tek Ebeveynli Haneler

ABSTRACT

ASYMMETRIC LINK FUNCTION APPROACH IN CENSORED PANEL QUANTILE REGRESSION METHOD: ANALYSIS OF MATERIAL DEPRIVATION INDEX IN TÜRKİYE

The censored panel quantile regression method provides comprehensive and robust results by controlling the unobservable heterogeneity and revealing heterogeneous effects throughout the distribution while considering the censoring in the panel data. In the existing literature, symmetric link functions based on symmetric probability distributions are adopted for the censoring probability in generalized models estimated in the first step of two- and three-step estimators for the censored quantile regression models with fixed effects. However, given that symmetric link functions might not sufficiently capture informative subsets in cases of asymmetric censoring probabilities, the proposed solution in this dissertation is to utilize an asymmetric link function to more accurately identify these subsets when confronted with asymmetric censoring probabilities. The simulation results confirm that the asymmetric link function significantly improves model fit when dealing with asymmetrically distributed censoring probabilities. In real data analyses, the material deprivation index of single-parent households led by women in Türkiye is examined by utilizing micro panel data from the Statistics on Income and Living Conditions (2018-2021). The results reveal that the censoring probability of the material deprivation index, left-censored at zero, is asymmetrically distributed. The key finding is that the censored panel quantile regression with fixed effects estimator, incorporating the asymmetric link function proposed in this dissertation, offers the best fit for the material deprivation model. The results imply that tailored policies aimed at reducing material deprivation among women-headed single-parent households can be developed based on their specific material deprivation levels. This dissertation endeavors to augment existing literature by addressing an unaddressed issue: the examination of asymmetric distribution in censoring probabilities within panel quantile regression models with fixed effects. Further, it introduces an estimator selection procedure. To underscore these contributions, this dissertation presents comprehensive findings from both simulation and real data analyses.

Keywords: Censored Panel Quantile Regression, Generalized Linear Models, Generalized Additive Models, Asymmetric Link Function, Material Deprivation, Single-Parent Households

ÖNSÖZ

Lisans öğrenimimden bu yana desteğini esirgemeyen ve akademik kariyere başlamamda emeği oldukça fazla olan danışmanım Prof. Dr. Selahattin Güriş'e, tez izleme komite üyesi olarak tezime ayırdıkları vakit ve değerli katkıları için Prof. Dr. Ebru Çağlayan Akay ve Doç. Dr. Aycan Hepsağ'a, bir araştırma görevlisinin çalışabileceği en huzurlu ve keyifli ortamı sağlayarak beni her daim motive eden ve tez savunma jürimde bulunan Bandırma Onyediy Eylül Üniversitesi Ekonometri Bölüm Başkanı Prof. Dr. Metehan Yılğör'e ve tez savunma jüri üyesi olarak tezime ayırdığı vakit ve değerli görüşleri için Dr. Öğr. Üyesi Turgut Ün'e çok teşekkür ederim.

Tez çalışmamın simülasyon analizleri, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) Ulusal Akademik Ağ ve Bilgi Merkezi (ULAKBİM) tarafından sağlanan Yüksek Başarım ve Grid Hesaplama Merkezi'nde (TRUBA kaynaklarında), R programlama dili ile gerçekleştirilmiştir. Bu imkanı sağladıkları için TÜBİTAK'a ve analizlerim esnasında desteklerini esirgemedikleri için TÜBİTAK personeline teşekkürlerimi sunuyorum.

En derin teşekkürüm, attığım her adımda beni koşulsuz olarak destekleyen, düştüğüm zamanlarda beni nazikçe kaldıran, yönümü bulmamı sağlayan, varlıklarından güç aldığım sevgili annem Canan ve sevgili babam Cevdet'e. Koşulsuz sevgi ve desteğiniz için size minnettarım. Siz olmasaydınız bu uzun ve zorlu süreci başarıyla tamamlayamazdım.

En özel teşekkürüm, bu uzun ve zorlu sürecin en başından beri yanımda olan, umutsuzluğa kapıldığım zamanlarda beni yeniden motive eden, uzmanlık alanı olmamasına rağmen araştırmalarım ile ilgili her konuda beni ilgi ve sabırla dinleyen, elinden geldiği yerlerde destek olan, aldığım her kararı (çoğu zaman sorgulayarak) destekleyen, her koşulda sevgisini hissettiğim ve desteğinden güç aldığım, hayatıma ışık olan sevgili eşim Samet'e. Akademik kariyere başlama ve doktora öğrenimimi tamamlama sürecimde gösterdiğin fedakarlıkları hiçbir zaman unutmayacağım.

Son teşekkürüm ise kalbinin attığı üç ay gibi kısa bir sürenin önemli bir bölümünü benimle beraber bilgisayar başında geçiren canım bebeğime. Seninle tanışmak için sabırsızlanıyorum.

Bu tezi, iktisadi analiz bölümünde maddi yoksunluk durumlarını analiz ettiğim tek ebeveynli hanelerden birinde, hayata daha zor bir noktadan devam eden kadınlardan biri olan, çalışkanlığına ve azmine hayran olduğum sevgili anneannem Ümmügül'e ithaf ediyor, bu tezin ilgili alanda çalışan araştırmacılara faydalı olmasını temenni ediyorum.

Fulden KÖMÜRYAKAN KAYGISIZ

İstanbul, 2023

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
ÖNSÖZ	iii
TABLolar LİSTESİ	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
KISALTMALAR	xi
GİRİŞ	1
1. SANSÜR ÇEŞİTLERİ VE SANSÜRLÜ VERİLER	6
1.1. Sansür Kavramı	6
1.2. Sansür Çeşitleri.....	7
1.2.1. Soldan Sansür	7
1.2.2. Sağdan Sansür	8
1.2.3. Aralık Sansürü.....	9
1.2.4. Tesadüfi Sansür	9
1.3. Sansürlü Veriler.....	10
1.3.1. Sansürlü Yatay Kesit Verisi	10
1.3.2. Sansürlü Zaman Serisi Verisi	11
1.3.3. Sansürlü Panel Veri	11
2. SANSÜRLÜ REGRESYON YÖNTEMİ	15
2.1. Yatay Kesit Regresyon Modelleri	15
2.1.1. Klasik Yatay Kesit Regresyon Modelleri.....	15
2.1.2. Sınırlı Bağımlı Değişkenli Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması	16
2.1.3. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modelleri	20
2.1.3.1. Standart Tobit Modeli.....	22
2.1.3.2. Genelleştirilmiş Tobit Modelleri	25
2.1.3.2.1. İkinci Tip Tobit Modelleri.....	26
2.1.3.2.1.1. İki Parçalı Model	26
2.1.3.2.1.2. Heckman'ın Örnek Seçim Modeli.....	27
2.1.3.2.2. Üçüncü Tip Tobit Modeli.....	28
2.1.3.2.3. Dördüncü Tip Tobit Modeli	29
2.1.3.2.4. Beşinci Tip Tobit Modeli	30
2.1.3.3. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modellerinde Marjinal Etkiler	30
2.1.3.4. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modellerinin Uygulama Alanları.....	31

2.2.	Panel Regresyon Modelleri	32
2.2.1.	Panel Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması	33
2.2.2.	Klasik Panel Regresyon Modelleri	36
2.2.2.1.	Sabit Etkili Panel Regresyon Modelleri	37
2.2.2.2.	Tesadüfi Etkili Panel Regresyon Modelleri.....	38
2.2.3.	Sansürlü Panel Regresyon Modelleri	39
2.2.3.1.	Sansürlü Sabit Etkili Panel Regresyon Modelleri	41
2.2.3.2.	Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Regresyon Modelleri.....	42
2.2.3.3.	Standart ve Genelleştirilmiş Panel Tobit Modelleri	44
2.2.3.3.1.	Standart Panel Tobit Modeli.....	45
2.2.3.3.2.	İkinci Tip Panel Tobit Modeli	45
2.2.3.3.3.	Üçüncü Tip Panel Tobit Modeli	45
2.2.3.3.4.	Dördüncü Tip Panel Tobit Modeli	46
2.2.3.3.5.	Beşinci Tip Panel Tobit Modeli	46
2.2.3.4.	Sansürlü Panel Regresyon Modellerinde Marjinal Etkiler	47
2.2.3.5.	Sansürlü Panel Regresyonun Uygulama Alanları	47
3.	SANSÜRLÜ KANTİL REGRESYON YÖNTEMİ	49
3.1.	Klasik Kantil Regresyon Modeli	49
3.1.1.	Klasik Kantil Regresyon Modelinin Tahmini	53
3.1.1.1.	Doğrusal Programlama Yöntemi	54
3.1.1.2.	En Çok Benzerlik Yöntemi	55
3.1.2.	Klasik Kantil Regresyonun Avantajları.....	56
3.1.3.	Klasik Kantil Regresyonun Uygulama Alanları	58
3.2.	Sansürlü Kantil Regresyon Modelleri	59
3.2.1.	Sansürlü Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini.....	62
3.2.1.1.	Powell (1984 ve 1986) Tahmincisi.....	62
3.2.1.2.	Yinelemeli Doğrusal Programlama Algoritması	63
3.2.1.3.	BRCENS Algoritması	63
3.2.1.4.	Genel İç Nokta Algoritması.....	64
3.2.1.5.	Buchinsky ve Hahn (1998) Tahmincisi	65
3.2.1.6.	Khan ve Powell (2001) Tahmincisi	65
3.2.1.7.	Chernozhukov ve Hong (2002) Tahmincisi	65
3.2.1.8.	Tang, Wang, He ve Zhu (2012) Tahmincisi	66
3.2.1.9.	Wang ve Chen (2021) Tahmincisi.....	66
3.2.2.	Sansürlü Kantil Regresyonun Avantajları	67
3.2.2.1.	Sansürlü Kantil Regresyonun Klasik Sansürlü Regresyona Göre Avantajları	67
3.2.2.2.	Sansürlü Kantil Regresyonun Klasik Kantil Regresyona Göre Avantajları	67

3.2.3.	Sansürlü Kantil Regresyonun Uygulama Alanları	68
4.	SANSÜRLÜ PANEL KANTİL REGRESYON YÖNTEMİ	70
4.1.	Klasik Panel Kantil Regresyon Modelleri	70
4.1.1.	Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmininde Karşılaşılan Sorunlar	72
4.1.1.1.	Arızı Parametre Sorunu	72
4.1.1.2.	Doğrusal Olmama Sorunu	73
4.1.1.3.	Düzgünleştirilebilir Olmama Sorunu.....	74
4.1.2.	Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması	74
4.1.3.	Sabit Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modeli	75
4.1.3.1.	Sabit Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modelinin Tahmini.....	76
4.1.3.1.1.	Koenker (2004) Tahmincisi.....	77
4.1.3.1.1.1.	Koenker (2004) Tahmincisinin Sınırlılıkları	79
4.1.3.1.2.	Graham, Hahn ve Powell (2009) Tahmincisi	81
4.1.3.1.3.	Canay (2011) Tahmincisi	81
4.1.3.1.4.	Kato, Galvao ve Montes-Rojas (2012) Tahmincisi	82
4.1.3.1.5.	Galvao ve Wang (2015) Tahmincisi.....	83
4.1.3.1.6.	Galvao ve Kato (2016) Tahmincisi	84
4.1.3.1.7.	Harding ve Lamarche (2017) Tahmincisi.....	84
4.1.3.1.8.	Machado ve Santos Silva (2019) Tahmincisi	85
4.1.3.1.9.	İstatistiksel Çıkarımlar.....	87
4.1.4.	Tesadüfi Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modeli	87
4.1.4.1.	Tesadüfi Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini.....	88
4.1.4.1.1.	Geraci ve Bottai (2007) Tahmincisi	89
4.1.4.1.2.	Abrevaya ve Dahl (2008) Tahmincisi	90
4.1.4.1.3.	Gamper-Rabindran, Khan ve Timmins (2010) Tahmincisi.....	91
4.1.4.1.4.	Arellano ve Bonhomme (2016) Tahmincisi	92
4.1.4.1.5.	Cai, Chen ve Fang (2018) Tahmincisi.....	93
4.1.4.1.6.	Galvao ve Poirier (2019) Tahmincisi	94
4.1.5.	Klasik Panel Kantil Regresyonun Avantajları.....	95
4.1.5.1.	Klasik Panel Kantil Regresyonun Klasik Panel Regresyona Göre Avantajları.....	95
4.1.5.2.	Klasik Panel Kantil Regresyonun Klasik Kantil Regresyona Göre Avantajları.....	96
4.1.6.	Klasik Panel Kantil Regresyonun Uygulama Alanları	96
4.2.	Sansürlü Panel Kantil Regresyon Modelleri	100
4.2.1.	Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Modelleri	103
4.2.1.1.	Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini.....	106
4.2.1.1.1.	Galvao, Lamarche ve Lima (2013) Tahmincisi.....	106
4.2.1.1.1.1.	İki Aşamalı Tahminci	109

4.2.1.1.1.1.1.	Parametrik İki Aşamalı Tahminci	111
4.2.1.1.1.1.2.	Nonparametrik/Semiparametrik İki Aşamalı Tahminci	112
4.2.1.1.1.1.3.	İki Aşamalı Tahmincilerin Karşılaştırması.....	114
4.2.1.1.1.2.	Üç Aşamalı Tahminci.....	114
4.2.1.1.1.3.	İki Aşamalı ve Üç Aşamalı Tahmincilerin Karşılaştırması.....	116
4.2.1.1.2.	Diğer Tahminciler	116
4.2.2.	Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Kantil Regresyon Modelleri.....	118
4.2.2.1.	Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini	121
4.2.2.1.1.	Wang ve Fygenon (2009) Tahmincisi.....	121
4.2.2.1.1.1.	Kantil Sıralama Puanı Testi ve Tahmin.....	122
4.2.2.1.1.2.	Güven Aralıklarının Hesaplanması	124
4.2.2.1.2.	Xiao, Hou, Wang ve Wu (2014) Tahmincisi.....	125
4.2.3.	Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Avantajları	127
4.2.3.1.	Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Sansürlü Panel Regresyona Göre Avantajları.....	127
4.2.3.2.	Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Sansürlü Kantil Regresyona Göre Avantajları.....	128
4.3.2.3.	Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Klasik Panel Kantil Regresyona Göre Avantajları	129
4.3.3.	Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Uygulama Alanları	129
5.	TAHMİN PROSEDÜRÜ VE SİMÜLASYON ANALİZLERİ	133
5.1.	Literatürdeki Tahmincilerin Tarihsel Gelişimi.....	133
5.2.	Tahmin Prosedürü	136
5.2.1.	İki ve Üç Aşamalı Tahminciler	136
5.2.2.	Simetrik ve Asimetrik Genelleştirilmiş Modeller	137
5.2.3.	Literatürdeki Yaklaşım ve Sınırlılıklar.....	139
5.2.4.	Önerilen Model ve Tahminci.....	141
5.3.	Simülasyon Tasarımı.....	142
5.4.	Karşılaştırma Kriterleri.....	146
5.4.1.	Genelleştirilmiş Modellerin Karşılaştırma Kriterleri	146
5.4.2.	Tahmincilerin Karşılaştırma Kriterleri.....	147
5.5.	Simülasyon Bulguları	148
5.5.1.	Bağımlı Değişkenlerin Simülasyon Bulguları.....	149
5.5.2.	Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları.....	153
5.5.2.1.	Simetrik Sansürlenme.....	153
5.5.2.2.	Asimetrik Sansürlenme	155
5.5.2.3.	Genelleştirilmiş Modeller Arasından Seçim Prosedürü	156
5.5.3.	Tahmincilerin Simülasyon Bulguları	156
5.5.3.1.	Simetrik Sansürlenme.....	157
5.5.3.2.	Asimetrik Sansürlenme	159

5.5.3.3.	Tahminciler Arasından Seçim Prosedürü	162
6.	UYGULAMA: TÜRKİYE’DE MADDİ YOKSUNLUK İNDEKSİNİN ANALİZİ	165
6.1.	Literatür Araştırması	165
6.1.1.	Yoksulluk ve Maddi Yoksunluk Kavramları.....	166
6.1.2.	Maddi Yoksunluk Araştırmaları.....	168
6.1.3.	Türkiye’de Maddi Yoksunluk Araştırmaları	172
6.1.4.	Tek Ebeveynli Hanelerde Maddi Yoksunluk Araştırmaları	176
6.1.5.	Literatürdeki Sınırlılıklar.....	179
6.2.	Araştırmanın Amacı ve Özgün Değeri	181
6.3.	Metodoloji	184
6.3.1.	Veri Seti.....	184
6.3.2.	Örnekleme.....	185
6.3.3.	Model.....	187
6.3.3.1.	Bağımlı Değişken	187
6.3.3.2.	Açıklayıcı Değişkenler	191
6.3.4.	Tahmin.....	193
6.4.	Bulgular	195
6.4.1.	Bağımlı Değişkenin Dağılımı.....	195
6.4.2.	Tanımlayıcı İstatistikler.....	198
6.4.3.	Ön Analizler	203
6.4.4.	Klasik ve Sansürlü Panel Regresyon Sonuçları.....	205
6.4.4.1.	Tanımlayıcı Testlerin Analizi.....	212
6.4.4.2.	Tahmin Sonuçlarının Analizi	214
6.4.5.	Klasik ve Sansürlü Panel Kantil Regresyon Sonuçları.....	215
6.4.5.1.	Klasik Panel Kantil Regresyon Sonuçları	216
6.4.5.2.	Sansürlü Panel Kantil Regresyon Sonuçları	223
6.4.5.2.1.	Sansürlenme Oranının Dağılımı	223
6.4.5.2.2.	Karşılaştırma Kriterlerinin Analizi.....	225
6.4.5.2.3.	Tahmin Sonuçlarının Analizi	228
6.4.5.2.4.	Tartışma.....	237
SONUÇ		242
KAYNAKÇA		247

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1: Sansürlü Modellerde Amemiya (1984) Sınıflandırması	25
Tablo 2: Simetrik Sansürlenme Durumunda Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları	153
Tablo 3: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları ...	155
Tablo 4: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 5$)	157
Tablo 5: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 15$)	158
Tablo 6: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 50$)	158
Tablo 7: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 5$)	159
Tablo 8: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 15$)	160
Tablo 9: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları ($N = 300$ ve $T = 50$)	161
Tablo 10: Bağımlı ve Açıklayıcı Değişkenlerin Tanımları	191
Tablo 11: Maddi Yoksunluk İndeksinin Sansürlenme Durumu	195
Tablo 12: Tanımlayıcı İstatistikler	199
Tablo 13: Ön Analizler	204
Tablo 14: Klasik ve Sansürlü Panel Regresyon Tahmin Sonuçları	208
Tablo 15: Tanımlayıcı Testler	211
Tablo 16: Sansürlü Gözlemlerin Dışlandığı Panel Veride Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları	218
Tablo 17: Sansürlü Gözlemlerin Dahil Olduğu Panel Veride Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları	221
Tablo 18: Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmincilerinin Karşılaştırma Kriterleri ...	226
Tablo 19: Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları	229

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Soldan Sansürlenme	7
Şekil 2: Sağdan Sansürlenme	8
Şekil 3: Panel Verilerinin Sınıflandırılması	12
Şekil 4: Sınırlı Bağımlı Değişkenli Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması	18
Şekil 5: Sansürlenmiş Normal Dağılım	23
Şekil 6: Panel Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması	34
Şekil 7: Asimetrik Laplace Dağılımı	56
Şekil 8: Kantil Regresyonun Kullanım Alanları	58
Şekil 9: Sansürlü Panel Kantil Regresyon Yönteminin Tarihsel Gelişimi	134
Şekil 10: İki ve Üç Aşamalı Tahmincilerin Sınıflandırılması	136
Şekil 11: Genelleştirilmiş Modellerin Sınıflandırılması	137
Şekil 12: Simetrik ve Asimetrik Dağılımlar	139
Şekil 13: Simetrik Sansürlenme Durumunda Gizil ve Gözlenen Bağımlı Değişkenlerin Dağılımı ...	150
Şekil 14: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Gizil ve Gözlenen Bağımlı Değişkenlerin Dağılımı.	151
Şekil 15: Sansürlenme Olasılıklarının Dağılımı	152
Şekil 16: Tahminciler Arasından Seçim Prosedürü	163
Şekil 17: Maddi Yoksunluk İndeksinin Serpilme Diyagramı	196
Şekil 18: Maddi Yoksunluk İndeksinin Histogram, Kernel Yoğunluk ve Normal Dağılımı	197
Şekil 19: Sabit Etkili Modellerin Artıklarının Analizi	213
Şekil 20: Maddi Yoksunluk İndeksinin Sansürlenme Olasılığının Dağılımı	224

KISALTMALAR

AB	: Avrupa Birliđi
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
AIC	: Akaike Bilgi Kriteri
AU	: Afrika Birliđi
BM	: Birleşmiş Milletler
Clog-log	: Tamamlayıcı Log-Log
Cov	: Kovaryans
ÇDB	: Çoklu Doğrusal Bağlılık
EÇB	: En Çok Benzerlik
EİDS	: En İyi Doğrusal Sapmasız
EKK	: En Küçük Kareler
Eurostat	: Avrupa İstatistik Ofisi
FE-QR	: Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon
FE-SQR	: Sabit Etkili Düzgünleştirilmiş Kantil Regresyon
GDM	: Genelleştirilmiş Doğrusal Modeller
GEKK	: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
GMM	: Genelleştirilmiş Momentler
GTM	: Genelleştirilmiş Toplamsal Modeller
GYKA	: Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması
ILPA	: Yinelemeli Doğrusal Programlama Algoritması
KR-20	: Kurder-Richardson Formülü 20
LAD	: En Küçük Mutlak Sapma
LM	: Lagrange Çarpanı
LR	: Benzerlik Oranı
MD-QR	: En Küçük Uzaklık Kantil Regresyon

MM-QR	: Moment Kantil Regresyon
NL-QR	: Doğrusal Olmayan Kantil Regresyon
OECD	: Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü
RE-QR	: Tesadüfi Etkili Panel Kantil Regresyon
RMSE	: Ortalama Hata Karelerinin Karekökü
SDG	: Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri
SILC	: Statistics on Income and Living Conditions
SP-QR	: Semiparametrik Cezalandırılmış Panel Kantil Regresyon
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
UGEKK	: Uygulanabilir Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
VIF	: Varyans Büyütme Faktörü

GİRİŞ

Sansürlü veri, analiz edilen veriye ilişkin yalnızca bazı gözlemlerin var olduğu ve verinin sadece belli bir kısmının bilindiği veri türüdür. Klasik regresyon yöntemleri, bağımlı değişkenin tüm gözlemlerinin eksiksiz gözlemlendiğini varsayarak bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda model tahmininde sansürlü ve sansürsüz gözlemler arasındaki farkı dikkate almamaktadır. Bu durum, tahmincilerin sapmalı ve tutarsız olmasına neden olmaktadır. Bu nedenle, bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda klasik regresyon yöntemlerinin kullanılması ile açıklayıcı değişkenlerin sansürlü bağımlı değişken üzerindeki etkisi eksik ve hatalı belirlenmektedir. Buna karşın, bağımlı değişkenler çoğu zaman doğası gereği sağdan veya soldan sansürlenmektedir. Bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda klasik regresyon yöntemlerinde meydana gelen sapma ve bağımlı değişkenlerin çoğunun sansürlenmesi, sansürlenmiş bağımlı değişkenlerin modellenmesi ve tahmin edilmesi konusunda geniş bir literatür oluşmasına sebep olmuştur. Sansürlenmiş bağımlı değişkenlerin modellenmesi ve tahminine odaklanan literatür, James Tobin'in 1958 yılında yayımladığı çalışması ile başlamıştır. James Tobin'e 1981 yılında Nobel Ekonomi ödülünü kazandıran bu çalışmanın ardından sansürlü regresyon modelleri teorik ve uygulamalı literatürde oldukça ilgi çekmiştir.

Panel veri, belirli bir zaman dönemi boyunca birimlere ilişkin bilgileri içeren verileri tanımlamaktadır. Yatay kesit ve zaman serisi verilerinin yanı sıra panel veri gibi daha büyük veri kümelerinin derlenerek analiz edilmesi, heterojenliğe izin veren daha gerçekçi modeller kurulmasına imkan sağlayarak araştırmaların kalitesini arttırmaktadır. Panel verilerden hareketle oluşturulan regresyon modellerinin yatay kesit ve zaman serisi verilerinden hareketle oluşturulan regresyon modellerine göre en önemli avantajı, panel regresyon modellerinde gözlemlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınması ile regresyon modelindeki diğer açıklayıcı değişkenler tarafından yeterince kontrol edilemeyen birime özgü değişkenlik kaynaklarının yakalanabilmesidir. Bu nedenle, literatürde panel veri oldukça ilgi görmüş ve klasik yöntemler panel veriye uyarlanmaya başlanmıştır. Panel verilerde, aynı birimlerin birden fazla zaman dönemi boyunca bilgileri yer aldığından panel regresyon modellerinde sansürlü veriler ile karşılaşılması yatay kesit ve zaman serisi verilerine göre daha olasıdır. Bu nedenle, 1979-1980 yıllarında panel regresyon modelinin bağımlı değişkenindeki sansürü dikkate alarak robust sonuçlar üreten sansürlü panel regresyon modelleri geliştirilmiştir.

Sansürlü regresyon modelleri üzerine gerçekleştirilen ilk ve öncü çalışmalarda geliştirilen yöntemler ortalamaya dayanmakta ve açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerini tek bir regresyon eğrisi üzerinden tahmin etmektedir. Bunun yanı sıra bu modellerin hata terimlerinin normal dağıldığını ve sabit varyansa sahip olduğunu varsayması, bu modellerin gerçek veriler ile yapılan araştırmalarda kullanımını sınırlandırmaktadır. Buna karşın araştırmalarda sansürlü verilerin yanı sıra aşırı değerlere sahip normal olmayan ve kalın kuyruklu dağılımlar ile değişen varyans probleminin yaygın olduğu bilinmektedir. Bu nedenle araştırmalarda ilgi alanı, bağımlı değişkenin ortalamasının ötesine geçen robust regresyon yöntemlerine doğru genişlemektedir. Roger Koenker ve Gilbert Bassett tarafından 1978 yılında yayımlanan çalışmada tanıtılan kantil regresyon, regresyon modellerini ortalamanın ötesine taşıyan öncü çalışmalardan biri olarak kabul edilmektedir. Kantil regresyon yönteminin, regresyon doğrularını ortalamanın ötesinde tahmin ederek daha geniş bilgi sağlamanın

yanı sıra, dağılımdan bağımsız ve değişen varyans problemine karşı robust olması sayesinde oldukça güçlü bir yöntem olarak kabul edilmektedir. Kantil regresyon yöntemi ilk olarak bağımlı değişkenin sansürlenmediği varsayımı üzerine geliştirilmiştir. Kantil regresyon yönteminin literatüre kazandırılmasından 6-8 yıl sonra James L. Powell tarafından kantil regresyon modelleri, sansürlü yatay kesit verileri dikkate alacak şekilde geliştirilerek kantil regresyon yönteminin daha geniş bir çerçevede uygulanması sağlamıştır.

Literatürde, panel verinin giderek yaygınlaşması ile kantil regresyon metodolojisinin panel veri çerçevesinde geliştirilerek panel verilerin kantil regresyon yöntemi ile tahminini ele alan ilk çalışma 2004 yılında Roger Koenker tarafından gerçekleştirilmiştir. Daha sonra, panel kantil regresyon yöntemi birçok çalışmada ele alınarak panel verilerinin kantil regresyon çerçevesinde modellenmesi araştırılmıştır. Panel kantil regresyon yöntemleri, yatay kesit verisi için geliştirilen kantil regresyonda olduğu gibi, ilk olarak bağımlı değişkenin sansürlenmediği varsayımı üzerine geliştirilmiştir. Güncel literatürde ise panel kantil regresyon modellerini sansürü dikkate alacak şekilde geliştiren çalışmaların günümüzden yaklaşık 10 yıl önce gerçekleştirildiği tespit edilmiştir. Sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli 2009 yılında Huixia Judy Wang ve Mendel Fygenon tarafından ele alınırken sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli 2013 yılında Antonio F. Galvao, Carlos Lamarche ve Luiz Renato Lima tarafından ele alınmıştır. Literatürde bu çalışmaları takiben sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmini üzerine gerçekleştirilen yalnızca üç çalışmaya rastlanmıştır. Uygulamalı literatürde sansürlü veriler yaygın olsa da sansürlü panel kantil regresyon modellerini doğrudan tahmin eden yalnızca dört çalışma mevcuttur.

Sansürlü panel kantil regresyon yöntemi, araştırmalarda yaygın olarak derlenmeye başlanan ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınmasını sağlayan panel veride sansür olması durumunda kantil regresyon çerçevesinde dağılım boyunca heterojen etkilerin analiz edilmesine imkan sağlayan önemli bir yöntemdir. Başka bir deyişle sansürlü panel kantil regresyon yöntemi, panel verideki sansürü dikkate alarak gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alan ve bağımlı değişkenin dağılımı boyunca heterojen tahminler üreten robust bir yöntem olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla, kompleks ve karmaşık ilişkileri minimum varsayım ile modelleyen oldukça güçlü bir yöntem olarak kabul edilebilir. Gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilebildiği panel verilerin sansürlenmesi uygulamalı araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan bir durumdur. Bunun yanı sıra, kantil regresyon çerçevesinde analizler gerçekleştirilmesi ile açıklayıcı değişkenlerin etkileri bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analiz edilerek normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarına karşı robust olan daha kapsayıcı sonuçlar elde edilmektedir. Dolayısıyla, sansürlü panel kantil regresyon yönteminin uygulamalı araştırmalarda karşılığının çok olduğu düşünülmektedir. Buna karşın, panel kantil regresyona ilişkin geniş bir literatür bulunmasına rağmen literatürde sansürlü panel kantil regresyon yönteminin kullanımının oldukça sınırlı olduğu belirlenmiştir. Bunun nedeni, daha karmaşık ve kompleks ilişkileri robust bir şekilde modelleyen bu yöntemin teorisinin zorlayıcı olması olabilir.

Bu tez çalışmasında, sansürlü panel kantil regresyon yöntemlerine odaklanılacaktır. Bu bağlamda, bu tez çalışmasının ilk genel amacı, uygulamalarda sıklıkla karşılaşılan sansürlü panel verilerin kantil regresyon çerçevesinde uygulanması konusunda bir teorik literatür özeti sunmak ve literatürdeki sınırlılıkları tespit etmektir. Bu tezin ikinci genel amacı, sansürlü panel kantil regresyon yöntemleri üzerine tespit edilen sınırlılıkların giderilmesini sağlamaktır. Bu tez kapsamında, gözlenemeyen heterojenlik ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişki üzerinde herhangi bir varsayım yapmayan

sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için Antonio F. Galvao, Carlos Lamarche ve Luiz Renato Lima tarafından geliştirilen iki ve üç aşamalı tahminciler ele alınacaktır. Bu tahmincilerin birinci aşamalarında, sürekli ve sansürlü bağımlı değişkenin gözlemlerinin sansürlenmesi durumunu temsil eden iki durumlu bağımlı değişken ile olasılık modelleri tahmin edilerek bilgilendirici alt grup belirlenmektedir. Takip eden aşamalarda ise belirlenen bilgilendirici alt grubun panel kantil regresyon yöntemleri ile tahmin edilmesi sayesinde, panel verideki sansür dikkate alınarak robust sonuçlar elde edilmektedir. İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında oluşturulan iki durumlu bağımlı değişken, üç aşamalı tahminci için parametrik olasılık modelleri ile tahmin edilirken iki aşamalı tahminci için parametrik veya nonparametrik/semiparametrik olasılık modelleri ile tahmin edilmektedir. Parametrik olasılık modelleri için genelleştirilmiş doğrusal modeller oluşturulurken, nonparametrik/semiparametrik modeller için genelleştirilmiş toplamsal modeller oluşturulmaktadır.

Mevcut literatürde, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında tahmin edilen iki durumlu genelleştirilmiş modeller için literatürde sıklıkla kullanılan ve simetrik olasılık dağılımlarına dayanan simetrik bağlantı fonksiyonları kullanılmaktadır. Simetrik dağılımlarda bağımlı değişkenin 1 değerini almanın koşullu olasılığı 0,5 civarında simetrik olarak dağılmaktadır. Bu nedenle, simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan genelleştirilmiş modeller, koşullu olasılıkların 0 ile 1 arasında simetrik olarak dağılması durumunda uygundur. Dolayısıyla, mevcut analizlerde panel veride yalnızca simetrik sansürlenme durumu dikkate alınmaktadır. Bu bağlamda, literatürdeki mevcut çalışmaların iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında sansürlenme durumunu ifade eden bağımlı değişkenin olasılık dağılımının simetrisine değinmediği, yalnızca simetrik oranda sansürlenmiş panel verileri dikkate aldığı ve sık kullanılan simetrik dağılımlara dayanan bağlantı fonksiyonlarını tercih ettiği gözlenmektedir. Buna karşın, tahmincilerin birinci aşamalarında tahmin edilen genelleştirilmiş modellerin temelini oluşturan dağılımın ve bağlantı fonksiyonunun belirlenmesi model tahmin sürecinin en önemli adımlarını oluşturmaktadır. Bu nedenle, bağlantı fonksiyonunun doğru belirlenmesi genelleştirilmiş regresyon modellerin tahmininde kritik önem taşımaktadır. Bağlantı fonksiyonu belirlenirken, dağılımın simetri ve asimetri durumunun analiz edilmesi gerekmektedir. Simetrik modellerin simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanması nedeniyle gözlemlerin 0 veya 1 değerinde daha fazla yığılma göstererek asimetrik bir dağılım göstermesi durumunda bu modeller dağılımın simetrik olduğunu varsaydığı için ilişkiyi doğru yakalayamayabilir. Buna göre, 0 ile 1 gözlemleri arasında önemli bir eşitsizlik olduğunda asimetrik genelleştirilmiş modeller nadir sonuçları içeren bu bağımlı değişkenin modellenmesi için daha uygun olabilir.

Analiz edilen veri setlerindeki sansürlenme oranları analiz edilen araştırma konularına göre farklılık gösterebilir. Dolayısıyla, farklı konulara ait panel veri setlerinin analiz edildiği modellerde sansürlü ve sürekli bağımlı değişkenlerin sansürlenme olasılığını ifade eden iki durumlu bağımlı değişkenin 0 ve 1 olarak tanımlanan değerleri alma sıklığının her zaman benzer olduğunun ve sansürlenme olasılık dağılımlarının simetrik olduğunun varsayılması gerçekçi olmayabilir. Bu nedenle, bu tez çalışmasında iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında belirlenen bağlantı fonksiyonunun seçimine odaklanılarak bağımlı değişkendeki sansürlenmenin asimetrik yapısına uygun model ve tahmin önerisi geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Önerilen model ve tahmin prosedürü, analiz edilen bağımlı değişkenin sansürlenme olasılığının asimetrik dağılması durumunda, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamasında asimetrik bağlantı fonksiyonlarının kullanılmasına dayanmaktadır. Önerilen bu alternatif sayesinde, bağımlı değişkenin sansürlenme olasılığının asimetrik olarak dağıldığı sansürlü panel verilerin kantil regresyon çerçevesinde tahmini için daha iyi bir uyum elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Bu tezin ikinci amacı kapsamında önerilen ve literatürde mevcut olan tahmincilerin performanslarının karşılaştırılabilmesi ve öne sürülen yaklaşımın geçerliliğini sınamak için simülasyon analizleri gerçekleştirilecektir. Simülasyon analizleri gerçekleştirilirken literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamasında simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan geliştirilmiş modellerin yanı sıra asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan geliştirilmiş modellerin tahmin edilmesi, yüksek birim sayısına sahip panel verinin oluşturulması, oluşturulan panel verinin zaman boyutunun ise kısa, orta ve uzun olduğu senaryoların belirlenmesi ve kantillerin sağ ve sol kuyrukta uç değerlerinin eklenmesi sayesinde literatüre katkı sağlanması amaçlanmaktadır. Gerçekleştirilen simülasyon analizleri sonucunda, literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen tahmincilerin performanslarının karşılaştırılmasından hareketle, farklı sansürlü panel veriler için en uygun tahmincinin seçimi üzerine prosedürler oluşturularak tahminciler arasından seçim prosedürü oluşturulacaktır.

Bu tez çalışmasının üçüncü genel amacı ise literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen sansürlü regresyon yöntemlerinin uygulanabilirliğini gösterme ve bu tez kapsamında öne sürülen yaklaşımın geçerliliğini gerçek verilerden hareketle sınamaktır. Bu amaç kapsamında, dünya ülkelerinin önlemeye çalıştığı ekonomik ve sosyal sorunların başında gelen yoksulluk konusu ele alınacaktır. Ekonomik kaynak yetersizliği nedeni ile tüketime ulaşamama durumunu ifade eden maddi yoksunluk, yoksulluğun temel nedenlerinden biri olarak kabul edilmektedir. Maddi yoksunluk, toplumun bazı kesimlerinde diğer kesimlere göre daha yoğun tecrübe edilmektedir. Literatürdeki bulgular, maddi yoksunluğun kadınlarda erkeklere göre ve tek ebeveynli hanelerde diğer hanelere göre daha şiddetli olduğu doğrulamaktadır. Tüm ülkelerde, tek ebeveynli hanelerin hanehalkı sorumlusunun kadın olması durumunda ise maddi yoksunluğun daha da şiddetlendiği gözlenmektedir. Bu nedenle bu tez kapsamında, Türkiye’de 2018-2021 dönemleri arasında kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunlukları analiz edilecektir. Hanelerin maddi yoksunluklarını analiz edebilmek için maddi yoksunluk indeksi hesaplanacaktır. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi sıfır noktasında soldan sansürlendiğinden bağımlı değişkendeki sansür tahmin prosedüründe dikkate alan sansürlü regresyon modelleri tahmin edilecektir. Analiz kapsamında, maddi yoksunluk indeksini etkileyen sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörleri belirlenerek ilgili faktörlerin maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca incelenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaca ulaşmak için kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksleri sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile analiz edilecektir.

Bu analiz, ele aldığı iktisadi konu, örneklem ve ekonometrik yöntem açısından literatürdeki çalışmalardan farklılık göstermektedir. Bu farklılıklar, mevcut en güncel mikro panel verinin analiz edilmesi, panel veri analizi sayesinde dinamik yapı ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmesi, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için maddi yoksunluk indeksinin hesaplanması, hesaplanan maddi yoksunluk indeksindeki sansürün dikkate alınması, sansür dikkate alınırken sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımındaki simetri ve asimetrisinin analiz edilmesi, kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesi sayesinde maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörlerinin heterojen etkilerinin açığa çıkarılması ve normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının ihlali durumunda robust sonuçların elde edilmesi şeklinde sıralanabilir.

Bu araştırmanın, literatürde kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneleri örneklem olarak belirleyerek bu haneler için maddi yoksunluk indeksi hesaplayan ve maddi yoksunluk indeksini sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile analiz eden ilk araştırma olması sayesinde literatüre katkı sağlaması beklenmektedir. Bu sayede, sürekli ve sansürlü olan maddi yoksunluk indeksi ve bileşenleri hakkında, panel veri analizine sayesinde gözlenemeyen heterojenliği kontrol ederek, belirlenen bileşenlerin maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca heterojen etkilerini açığa çıkararak ve maddi yoksunluk indeksindeki sansürü dikkate alarak daha kapsamlı bulgular elde edilmesi planlanmaktadır. Bu yapılırken, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmininde, panel verinin sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının simetrik ve asimetrik yapısının dikkate alınarak en iyi performans gösteren tahmincinin belirlenmesi sayesinde en iyi uyum gösteren sonuçların elde edilmesi amaçlanmaktadır. Araştırmadan elde edilen genelleştirilebilir ve kapsamlı bulguların, maddi yoksunluk düzeyleri farklı olan kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluklarını etkileyen faktörlerin belirlenmesine ve bu hanelerin maddi yoksunluk riskini düşürmeye yönelik etkin politikaların geliştirilmesine yol gösterici olması beklenmektedir.

Bu tez çalışması, giriş ve sonuç bölümleri dahil olmak üzere sekiz bölüm şeklinde yapılandırılmıştır. “*Sansür Çeşitleri ve Sansürlü Veriler*” başlığını taşıyan izleyen bölümde, sansürlü veri kavramı, verilerde meydana gelen sansür çeşitleri ve sansürlü veriler açıklanarak sansürlü veri tanımlanacaktır. “*Sansürlü Regresyon Yöntemi*” başlıklı bölümde, yatay kesit verileri ve panel veri için geliştirilen sansürlü regresyon modelleri açıklanarak klasik ve sansürlü regresyon modelleri arasındaki farklılıklar incelenecektir. Önceki bölümde ele alınan ortalamaya dayanan regresyon modellerinin aksine kantillere dayanarak dağılımın geneli hakkında bilgi sağlayan kantil regresyon modellerinin açıklandığı “*Sansürlü Kantil Regresyon Yöntemi*” başlıklı bölümde, sansürlü regresyon modellerinden sansürlü kantil regresyon yöntemlerine geçişin sağlanması ve klasik kantil regresyon yöntemi ile sansürlü kantil regresyon yöntemi arasındaki farklılıkların açığa çıkarılması amaçlanmaktadır. Bu tez çalışmasının temel konusunu oluşturan sansürlü panel kantil regresyon yöntemine yönelik teorik açıklamaları içeren “*Sansürlü Panel Kantil Regresyon Yöntemi*” başlıklı bölümde, panel verinin kantil regresyon çerçevesinde analiz edilmesini inceleme amacı ile klasik panel kantil regresyon yönteminden bahsedilerek sansürlü panel kantil regresyon yöntemi teorik olarak incelenecektir. “*Tahmin Prosedürü ve Simülasyon Analizleri*” başlıklı bölümde, sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmini için mevcut yöntemlerin farklı panel veri setlerine olan uygunluğu tartışılacak ve mevcut yöntemlerin yetersiz kalabileceği durumlar için alternatif bir tahmin prosedürü önerilecektir. Bu bölümde, literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen tahmincilerin performansları simülasyon analizleri ile karşılaştırılarak bulgular paylaşılacak ve gelecekteki çalışmalar için tahminciler arasında seçim prosedürü geliştirilecektir. “*Uygulama: Türkiye’de Maddi Yoksunluk İndeksinin Analizi*” başlıklı bölümde, Türkiye’de 2018-2021 dönemleri arasında kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunlukları, sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile analiz edilecektir. Sonuç bölümünde, bu tez kapsamında elde edilen bulgulardan hareketle genel çıkarımlar yapılacaktır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. SANSÜR ÇEŞİTLERİ VE SANSÜRLÜ VERİLER

Bu bölümde, bu tez kapsamında analiz edilecek ve önerilecek olan tahmin prosedürlerinin temelini oluşturan sansürlü veri kavramı, verilerde meydana gelen sansür çeşitleri ve sansürlü veriler açıklanarak sansürlü veri tanımlanacaktır. İlk alt bölümde sansür kavramı açıklanacak ikinci alt bölümde sağdan, soldan, aralık ve tesadüfi olmak üzere sansür çeşitlerine değinilecektir. Son alt bölümde ise yatay kesit, zaman serisi ve panel verilerinde meydana gelen sansür açıklanacaktır.

1.1. Sansür Kavramı

Eksik gözleme sahip veriler, özellikle mikro verilerde sıklıkla karşılaşılan bir veri türüdür. Bu tez kapsamında incelenen sansürlü (censored) veriler eksik gözleme sahip veri sınıfında yer alır (Cameron, Trivedi 2005: 529). Sansürlü veri, incelenen veriye ilişkin yalnızca bazı gözlemlerin var olduğu ve verinin sadece belli bir kısmının bilindiği veri türünü ifade eder. Başka bir deyişle, analiz edilen değişkene ait kaydedilen veriler belirlenen bir aralığın dışında kesiliyor ve kaydedilemiyor ise veri sansürlenmektedir (Chay, Powell 2001: 29). Sansürlü verilere iktisat, sağlık, sosyoloji ve mühendislik gibi farklı alanlardaki araştırmalarda sıklıkla rastlanır. Sansürlü veriye iktisadi örnek olarak bireylerin ev alırken yaptıkları harcamalar gösterilebilir. Bir araştırmacı, bireylerin ev alırken yaptıkları harcamaları etkileyen faktörleri analiz ederken tüketicileri iki gruba ayırır. İlk grup ev sahibi olan ve ev almak için harcama yapmış bireylerden, ikinci grup ise ev sahibi olmayan ve ev almak için harcama yapmayan bireylerden oluşmaktadır. Bu iki grup için de ev sahibi olmak için harcamaları etkileyen faktörlerin gözlemleri mevcut iken ikinci grup için ev harcaması söz konusu olmayacaktır (Gujarati 2004: 616). Bu durumda veri sansürlenmektedir. Analiz edilen değişkeni ifade eden y_i gözlenen (observed) değişkeni y_i^* gizil (latent, unobservable) değişkenine bağlı olarak sansürlenir. Bu durum, teorik olarak aşağıdaki denklem ile temsil edilebilir.

$$y_i = f(y_i^*) \quad (1.1)$$

Denkleme göre, y_i değişkeninin $f(\cdot)$ fonksiyonu y_i^* gizil değişkenine bağlıdır ve y_i değişkeni y_i^* gizil değişkeninin gözlenme kurallarına bağlı olarak gözlenmektedir. Bu nedenle, y_i değişkeninde sansürlenme, y_i^* gizil değişkeni nedeni ile ortaya çıkmaktadır. Burada, y_i^* gizil değişkeni doğrudan gözlenememekte, y_i değişkeni aracılığı ile gözlenebilmektedir. Bu bağlamda, y_i^* gizil değişkeni gözlemlerin oluşma sürecinde altta yatan bir neden olarak ele alınmaktadır. Bu nedenle, çalışmalarda y_i gözlenen değişken, y_i^* gözlenemeyen değişken olarak tanımlanmaktadır. Buna göre, sansürlenmiş değişken orijinal değişkenden dönüştürülmüş ve eksik gözlenen yeni bir değişken olarak tanımlanmaktadır. y_i^* gizil değişkeninin olası değerlerinin bir alt kümesi için y_i tamamen gözlenirken, y_i^* gizil değişkeninin kalan olası değerleri için y_i tam olarak gözlenememektedir (Cameron, Trivedi 2005: 532). Bunun nedeni, y_i değişkeninin tüm veriler için doğrudan gözlenememesidir. Bu durumda, sansür meydana gelmektedir. Verilerde sansür, farklı formlarda ortaya çıkmaktadır.

1.2. Sansür Çeşitleri

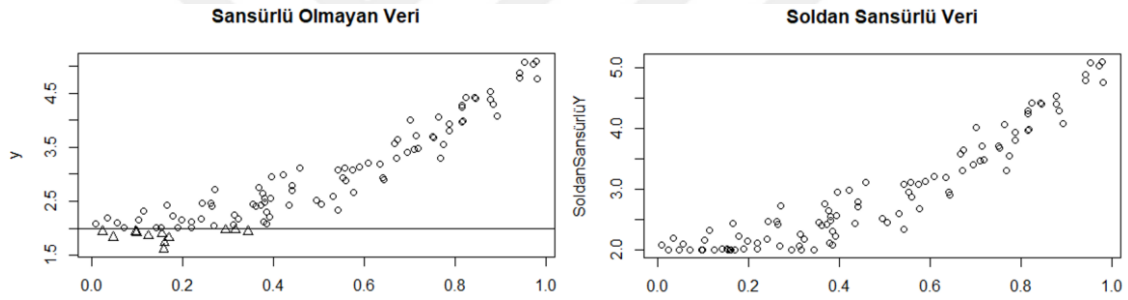
Verilerde sansürleme, soldan, sağdan, aralık sansürü ve tesadüfî sansür olmak üzere farklı formlarda meydana gelebilir.

1.2.1. Soldan Sansür

Soldan sansürlü veride, verinin belirli bir değer altındaki değerleri sansürlenmektedir. Soldan sansür, alttan sansür olarak da ifade edilmektedir. Denklem 1.1’de tanımlanan y_i değişkeninin örneğin 2 değerinde soldan sansürlenmesi durumu teorik olarak

$$y_i = \begin{cases} y_i^* > 2 \Rightarrow y_i = y_i^* \\ y_i^* \leq 2 \Rightarrow y_i = 2 \end{cases} \quad (1.2)$$

şeklinde temsil edilebilir. 2 değerinde meydana gelen soldan sansür teorik olarak c_1 ile de ifade edilebilir. 2 değerinde soldan sansürlenene y_i değişkeni için $[c_1 = 2, c_2 = \infty]$ gösterimi yapılabilir (Chay, Powell 2001: 30). Buna göre, y_i değişkeni 2 değerinde soldan sansürlenirken sağdan sansürlenmediği için 2 değerinden sonra sonsuz değer alabilmektedir. Şekil 1’de, 2 değerinde meydana gelen soldan sansürün y_i değişkeni için simüle edilmiş versiyonunun grafikleri yer almaktadır.



Şekil 1: Soldan Sansürlenme

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 1’in sol panelinde yer alan serpilme diyagramında üçgen şeklindeki gözlemler y_i değişkeninin 2’ye eşit ve 2’den küçük olan değerlerinin sansürlendiğini ifade etmektedir. Eğer üçgen şeklindeki gözlemler 2’den daha küçük bir değer alamıyorsa, başka bir deyişle y_i değişkeni 2 değerinde sansürleniyorsa gözlemler Şekil 1’in sağ panelinde yer alan serpilme diyagramındaki gibi 2 değerinde bir yığılma gösterecektir. Bu durum, Denklem 1.2’de y_i^* gizil değişkenine bağlı olarak temsil edilmektedir. Soldan sansürlü veride gözlemler belirlenen alt sınırdan daha küçük bir değer almamakta ve sansür noktasından sonraki değerler sansür değerine, bu durumda 2 değerine eşit olmaktadır. Buna göre, sansürlü veride örneklemin gözlem sayısında sansür nedeni ile bir değişme veya azalma meydana gelmemektedir.

Soldan sansür kavramı, bazı çalışmalarda köşe çözümü (corner solution) sorunu olarak ele alınmaktadır. Soldan sansürün köşe çözümü yapısı gösterebilmesi için bazı durumların gerçekleşmesi gerekir. Örneğin, bireylerin iktisadi kararlarını ifade eden verilerde köşe çözümü sorununa rastlanabilir. Bireylerin tüketim eğilimleri analiz edildiğinde birçok bireyin tüketim ürünlerinden birçoğunu tüketmemeyi tercih ettiği gözlenebilir. Ancak, bu tercih verinin gözlemlendiği dönemdeki gelir ve fiyatlar ile alakalıdır. Dolayısıyla bireyler, bazı şartlar değiştiğinde tüketim harcamalarını sıfırdan farklı olarak belirtebilir. Burada sıfır üzerinde yoğunlaşma olacağından köşe çözümü sorunu söz konusu olacaktır.

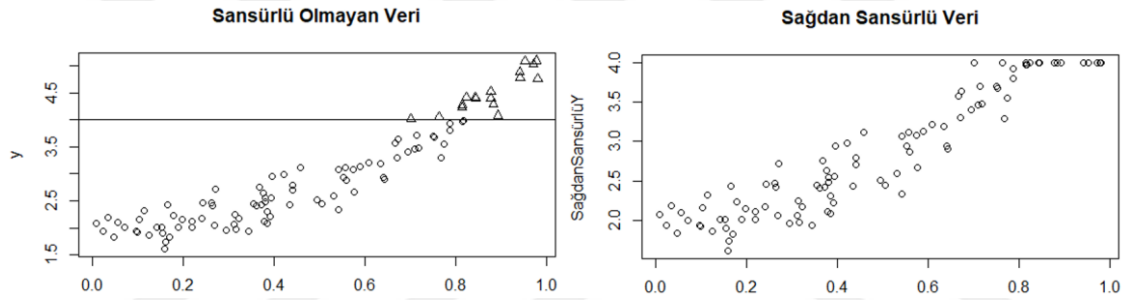
Başka bir deyişle, köşe çözümü sorununu içeren bir değişken anakütlenin bir bölümü için sıfır değerini alacak ve kalanlar pozitif değerler üzerinde ise sürekli dağılacaktır (Wooldridge 2013: 583).

1.2.2. Sağdan Sansür

Sağdan sansürlü veride verinin belirli bir değerin üzerindeki değerleri sansürlenmektedir. Sağdan sansür, üstten sansür olarak da tanımlanmaktadır. Denklem 1.1’de tanımlanan y_i değişkeninin örneğin 4 değerinde sağdan sansürlenmesi durumu teorik olarak aşağıdaki denklem ile temsil edilebilir.

$$y_i = \begin{cases} y_i^* \geq 4 \Rightarrow y_i = 4 \\ y_i^* < 4 \Rightarrow y_i = y_i^* \end{cases} \quad (1.3)$$

4 değerinde meydana gelen sağdan sansür teorik olarak c_2 ile de ifade edilebilir. 4 değerinde sağdan sansürlenilen y_i değişkeni için $[c_1 = -\infty, c_2 = 4]$ gösterimi yapılabilir. Buna göre, y_i değişkeni 4 değerinde sağdan sansürlenirken soldan sansürlenmediği için 4 değerinden önce sonsuz değer alabilmektedir. 4 değerinde meydana gelen sağdan sansürün y_i değişkeni için simüle edilmiş versiyonunun grafikleri Şekil 2’de yer almaktadır.



Şekil 2: Sağdan Sansürlenme

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 2’nin sol panelinde yer alan serpilme diyagramında üçgen şeklindeki gözlemler y_i değişkeninin 4 sayısından sonraki değerlerinin sansürlendiğini ifade etmektedir. Bu durumda, soldan sansürün tersine üçgen şeklindeki gözlemler 4 değerinden daha büyük bir değer almıyorsa serpilme diyagramı Şekil 2’nin sağ panelindeki gibi olacak ve gözlemler 4 değerinde sansürlenecektir. Sağdan sansürlü veride gözlemler belirlenen üst sınırdan daha büyük bir değer almamakta ve sansür noktasından sonraki değerler sansür değerine bu durumda 4 değerine eşit olmaktadır. Bu sansürlenme, Denklem 1.3’te y_i^* gizil değişkeni ile açıklanmaktadır.

Sağdan sansürlü verinin araştırmalarda en sık karşılaşılan formu üstten kodlanmış (top-coded) verilerdir. Bu türden sansürlemeye genellikle anket yoluyla derlenmiş verilerde rastlanır. İktisadi araştırmalarda, özellikle ücretlere yönelik derlenen verilerde genellikle ücretler ile ilgili bazı gizlilik koşullarını yerine getirmek amacı ile üstten kodlanmış verilere rastlanmaktadır (Buchinsky 1994: 408). Örneğin, ücretler üzerine araştırmalar gerçekleştirilirken ücreti 30.000 Türk lirasından fazla olan bireylerin ücreti 30.000 Türk lirası olarak kodlanarak bu bireylerin gerçek ücretleri 30.000 Türk lirasına sabitlenebilir. Dolayısıyla, ücreti 30.000 Türk lirasından fazla olan bireylerin gerçek ücretleri bilinmeyecek ve 30.000 sınırında sansürlenecektir. Bu durumda, üstten kodlanmış sağdan sansürlü veri meydana gelir.

Uygulamalı arařtırmalarda üstten kodlanmış sađdan sansürlü verilere sıklıkla rastlanmaktadır. Özellikle Amerika Birleşik Devletleri (ABD) İşgücü İstatistikleri Bürosu tarafından derlenen ve arařtırmalarda sıklıkla kullanılan Ulusal Panel Gençlik Arařtırması (National Longitudinal Survey of Youth), Ulusal Genç Kadınlar Arařtırması (National Longitudinal Survey of Young Women), Ulusal Erişkin Kadınlar Arařtırması (National Longitudinal Survey of Mature Women), Michigan Üniversitesi Anket Arařtırma Merkezi tarafından derlenen Gelir Dinamikleri Panel Arařtırması (Panel Study of Income Dynamics) ve Sağlık ve Emeklilik Arařtırması (Health and Retirement Survey) gibi veri setlerinde üstten kodlanmış dolayısıyla sansürlü veriler mevcuttur (Hu 2002: 2501). Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından derlenen mikro verilerde de üstten kodlanmış sansürlü verilere rastlanmaktadır. Örneğin, Türkiye Sağlık Arařtırması ve Yaşam Memnuniyeti Arařtırması mikro verilerinin anket formlarında birey veya hanehalklarının gelirine yönelik sorulan sorular gruplandırılmış olup sorunun son seçeneđi bir üst sınırı ifade etmektedir. Dolayısıyla, geliri bu üst sınıra eşit veya sınırın üstünde olan birey veya hanehalklarının verileri sansürlenmektedir.

1.2.3. Aralık Sansürü

Aralık sansürü, verinin belli bir deđerin altındaki ve üstündeki deđerlerinin sansürlenmesi ve verinin sadece ilgili aralıkta bilinmesini ifade etmektedir. Sađdan ve soldan sansürleme, aralık sansürünün özel durumlarıdır. Sađdan ve soldan sansürün bir arada meydana geldiđi sansür ise örneğin y_i deđerşkeninin 4'ten büyük ve 2'den küçük deđer almadıđı durumu başka bir deyişle verinin hem sađdan hem de soldan sansürlendiđi aralık sansürünü ifade etmektedir. Denklem 1.2 ve 1.3'te açıklanan sađdan ve soldan sansürlemenin bir arada meydana geldiđi aralık sansürü ise Denklem 1.4'teki gibidir.

$$y_i = \begin{cases} y_i^* \geq 4 \Rightarrow y_i = 4 \\ 2 < y_i^* < 4 \Rightarrow y_i = y_i^* \\ y_i^* \leq 2 \Rightarrow y_i = 2 \end{cases} \quad (1.4)$$

Denklem 1.4'e göre, y_i gözlenen deđerşkeni y_i^* gizil deđerşkenine bađlı olarak sansürlenmiştir ve gözlenen deđerşken 4'ten büyük ve 2'den küçük deđer alamamaktadır. Buna göre, y_i deđerşkeninin 4'ten büyük ve 2'den küçük olduđu durumlardaki gerçek deđerleri bilinmeyecek ve deđerşken sansürlenecektir. Dolayısıyla, y_i deđerşkeni sadece belirlenen 2 ve 4 aralığında gözlenebilmektedir. Buna göre, aralık şeklinde sansürlenmiş bir deđerşkende, gizil deđerşken olan y_i^* deđerleri yalnızca bilinen aralık içerisinde gözlenebilmektedir. Bu aralık, soldan ve sađdan sansürlenme ile $[c_1, c_2]$ şeklinde ifade edilebilir. Belirlenen aralık dışında y_i^* deđerşkeninin gerçek deđerı yerine aralığın en yakın bitiş noktası gözlenmektedir (Chay, Powell 2001: 30).

1.2.4. Tesadüfi Sansür

Sađdan, soldan ve aralık sansürleri, eşitsizliklerden de gözleneceđi gibi sabit (fixed) sansür olarak tanımlanmaktadır. Sabit sansür, temel olarak sansür noktasının tüm gözlemler için bilindiđi ve deđerşmediđi sansür çeşidini ifade etmektedir. Önceki bölümlerdeki örneklerden hareketle, sabit sansürlü verilerde sađdan sansürü temsil etmek üzere 4 ve soldan sansürü temsil etmek üzere 2 olarak tanımlanan sansür noktalarının sansürlenlen ve sansürlenmeyen tüm gözlemler için sabit olduđu ve bilindiđi ifade edilir. Buna karşılık, analiz edilen veride sansürleme tesadüfi olarak da meydana gelebilir.

Tesadüfi sansürleme (random censoring), sabit sansürün aksine, sansür değerlerinin sadece sansürlenmiş gözlemler için bilindiği sansürü ifade etmektedir (Koenker 2008: 2). Tesadüfi sansür, genellikle sağkalım (survival) verilerinde ve süre (duration) modellerinde meydana gelir. Bu araştırmalar, sağlık biliminin biyoistatistik dalı başta olmak üzere mühendislik ve iktisadi alanlarda uygulanmaktadır. Örneğin, sağlık araştırmalarında bireylerin hayatta kalma süreleri analiz edilirken analizin yapıldığı süre boyunca olay gerçekleşmez ise veri sansürlenir. Dolayısıyla, sansür bireylere göre değişim göstermektedir. İktisadi analizlerde ise özellikle işsizlik sürelerinin analizinde benzer yapıda bir sansürleme söz konusudur. Mühendislik alanında ise makinelerin arıza verme durumları analiz edilirken sansürleme tesadüfi ile karşılaşılacaktır.

Araştırmalarda sansür noktasının her bir gözlem için bilinmesi ve genelde sabit olması tüm çalışmalar için olmasa da çoğu çalışma için geçerlidir (Chernozhukov, Hong 2002: 873). Ekonometrik uygulamaların çoğunda analiz edilen verideki sansür değeri genellikle soldan veya sağdan olmak üzere sabit bir değer almaktadır. Bu nedenle, ekonometri literatüründe tesadüfi sansürlemenin nadir olması nedeni ile yaygın olarak incelenmediği ve ilgi çekmediği bilinmektedir. Ancak, özellikle biyoistatistik gibi alanlarda yürütülen sağlık araştırmalarında tesadüfi sansürlemeye sıklıkla rastlanılmaktadır (Koenker 2008: 2).

1.3. Sansürlü Veriler

Açıklanan sansür çeşitleri, üç temel veri seti olarak bilinen yatay kesit, zaman serisi ve panel verilerinde meydana gelebilir. Ekonometrik modelin bağımlı değişkeninde meydana gelen sansür, regresyon modelinin oluşturulduğu yatay kesit, zaman serisi veya panel verilerine göre değişim gösterecektir.

1.3.1. Sansürlü Yatay Kesit Verisi

Sansürlü veri, belirlenen sabit bir zamanda birimlere ait verilerin analiz edildiği veri seti olan yatay kesit verisinde meydana geldiğinde sansürlü yatay kesit verisi (censored cross-sectional data) meydana gelir. Sansürlü yatay kesit verilerine genellikle mikro analizlerde kullanılan mikro veri setlerinde rastlanılır. İktisadi bir örnek olarak, bireylerin belirlenen yılda ücretleri analiz edildiğinde ücretler belli bir değer altında veya üstünde sansürlenerek sansürlü yatay kesit veri yapısı gösterebilir. Burada, anket verilerinden hareketle ücretler analiz edilirken ücrete yönelik anket soruları önem kazanmaktadır. Örneğin, anket soruları düzenlenirken bazı gizlilik şartlarını yerine getirmek amacı ile ücretlere ilişkin sorulan anket sorusunda yanıtlar doğrudan ücretleri belirtmek yerine aralık şeklinde seçeneklere ayrılabilir. Burada alt sınır olarak asgari ücretler belirlenirse, veri asgari ücret değerinde soldan sansürlenecek ve asgari ücretin altında çalışan bireylerin gerçek ücretleri bilinmeyecektir. Buna karşılık, anket sorularında üst sınır olarak belirlenen seçenek bireylerin ücretlerinin sağdan sansürlenmesine yol açacaktır. Bireylerin ücretleri için en üst limiti ve üstünü ifade eden seçeneği işaretlemesi durumunda ise bireylerin gerçek ücretleri bilinmeyecek ve sağdan sansürleme söz konusu olacaktır. Sansürlü yatay kesit verilerinden hareketle oluşturulan sansürlü bağımlı değişkene sahip regresyon modellerinin tahmini, ikinci bölümde açıklanacak olan sansürlü yatay kesit regresyon modelleri ile yapılmaktadır.

1.3.2. Sansürlü Zaman Serisi Verisi

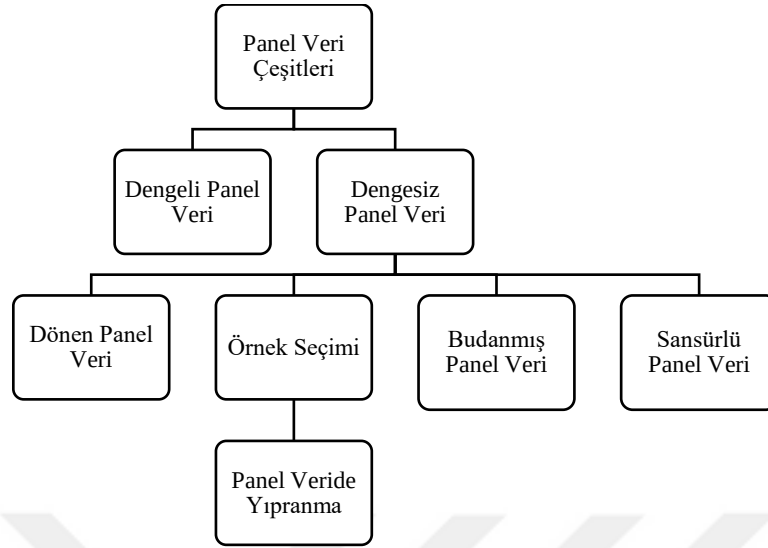
Bir birimin zaman dönemi boyunca analiz edilen olguya yönelik bilgilerini içeren zaman serisi verilerinde sansür meydana geldiğinde sansürlü zaman serisi verisi (censored time series data) söz konusu olur. Zaman serisi verilerinde sansür, yatay kesit verilerinden farklı olarak meydana gelmekte ve veri düzensizliği veya veri eksikliği olarak ifade edilmektedir. Analiz edilen bir birimin zaman boyunca gözlemlenmesi esnasında bazı dönemlerde veri düzensizlikleri veya eksiklikleri meydana gelebilir. Bu durum, verideki sansür olarak tanımlanır. Zaman serisinde meydana gelen sansüre örnek olarak sanayi, teknik veya yapı işlerinde kullanılan izleme cihazları örnek gösterilebilir. İzleme cihazları belirlenen bir durumu izleyerek değerleri ölçer ve kaydeder. Örneğin, bir ülkenin karbondioksit emisyonu değerleri analiz edilirken izleme cihazları belirlenen ülke için yıllara göre karbondioksit emisyonu değerlerini ölçer. Bu cihazların bir tespit limiti vardır ve cihazın izlediği karbondioksit emisyonu değerleri tespit limitinin altında veya üstünde kaldığında bu cihaz tespit limitinin alt veya üst limitini kaydeder. Bu durumda, karbondioksit emisyonunun gerçek değeri bilinemez ve veri sansürlenir. İlgili sansürün göz ardı edilmesi durumunda ise sapmalı sonuçlar elde edilir (Park, Genton, Ghosh 2007: 151-152). Zaman serisi verilerinde sansür, yatay kesit verilerinden farklı olarak, zamana göre değişim gösterebilir. Bu durumda, sansürlü zaman serisi modellerinin tahmini için sansürlü dinamik zaman serisi modellerinden yararlanılabilir.

1.3.3. Sansürlü Panel Veri

Modern araştırmalarda veri derlemenin maliyetinin düşerek yaygınlaşması sayesinde daha fazla verinin toplanması, ekonometri, uygulamalı iktisat, finans, sağlık, sosyoloji ve mühendislik gibi alanlarda araştırmaların kalitesini arttırmıştır. Nitekim, daha büyük veri kümelerinin derlenerek analiz edilmesi, araştırmacılara heterojenliğe izin veren daha gerçekçi modeller kurma imkanı sağlamaktadır. Bu veri kümelerinden biri olan panel veri (panel data, longitudinal data), temel olarak birden fazla birimin zaman serisi gözlemlerini içeren verileri tanımlamaktadır (Hsiao 2007: 1). Yatay kesit ve zaman serisinin birleşiminden meydana gelen panel veri, 2000’li yıllardan itibaren çeşitli alanlarda analiz yapan araştırmacılar tarafından oldukça ilgi görmüş ve klasik yöntemler panel veriye uyarlanmaya başlanmıştır.

Panel veride yatay kesit bölümünü oluşturan birimler makro büyüklüklerden oluşuyorsa makro panel verilerden, mikro büyüklüklerden oluşuyorsa mikro panel verilerden söz edilebilir. Makro panel verilerde örneğin ülkelerin ekonomik büyüme, enerji tüketimleri, işsizlik ve enflasyon oranları gibi makro iktisadi veriler yıllara göre derlenmektedir. Mikro düzeyde derlenen mikro panel veriye örnek olarak, örnekleme yöntemleri ile belirlenen hanhalklarının, firmaların veya bireylerin belli bir zaman dönemi boyunca genellikle ankete tabii tutularak hanhalkı, firma veya birey yapısının analiz edilmesi gösterilebilir. Mikro düzeyde derlenen panel veri sayesinde veride yer alan birimlerin belirlenen sosyal, ekonomik, demografik, finansal, davranışsal bileşenleri ve bunların belirlenen zaman dönemi boyunca değişimleri analiz edilebilir. Dolayısıyla, yatay kesit verilerinden farklı olarak panel veride analiz edilen birimlerin özelliklerinde zaman içerisinde değişimler belirlenebilir. Zaman serisi verilerinden farklı olarak ise birden fazla birimin aynı anda belirli bir zaman döneminde incelenmesi mümkün olduğundan heterojenlik kavramının dikkate alınması mümkün olmaktadır. Buradan hareketle, bireylerin davranışlarında ve yaklaşımlarında zaman içerisinde meydana gelen değişimler belirlenerek bu değişimleri etkileyen veya belirleyen faktörlerin analiz edilmesi mümkün olmaktadır.

Panel veri, veride meydana gelen deęişimlere göre sınıflandırılabilir. Sansürlü panel verileri açıklama amacı ile panel verilerinin genel sınıflandırılması Şekil 3'te yer almaktadır.



Şekil 3: Panel Verilerinin Sınıflandırılması

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Panel veri çeşitlerinden, dengeli panel veri olarak isimlendirilen panel veri yapısında incelenen tüm dönemlerde aynı bireyler gözlenmektedir. Başka bir deyişle, panel veride yer alan her bir birim için belirlenen zaman döneminde analiz edilen deęişkenler için tüm gözlemler mevcuttur. Bu sayede, dengeli panel veriler matris yapısına sahiptir (Biørn 2017: 1-2). Dolayısıyla, dengeli panel veriler standart panel regresyon modelleri ile modellenerek tahmin edilebilir.

Buna karşılık, dengesiz panel veride tüm zaman dönemlerinde aynı birimler gözlenemezken bazı birimler birden fazla kez gözlenmektedir. Başka bir deyişle, dengesiz panel veride farklı sebeplere baęlı olarak panel veride yer alan birimler için belirlenen zaman döneminde tüm gözlemler mevcut deęildir. Bu yapı, dengesiz panel veri yapısını oluşturmaktadır. Bir panel verinin dengesiz yapıda olmasının birçok nedeni olabilir. Örneğin, gözlemlenen örnekleme periyodu boyunca analiz edilen firmalardan birkaçının kapanması, bazı hanehalklarının ankete belli dönemlerde dahil olmaması, bazı hanelerde evliliklerin sonlanması veya hanehalkı büyüklüğünde bazı deęişiklikler yaşanması dengesiz panel veri yapısına uygunluk göstermektedir. Ülkelerin belli bir dönem boyunca analiz edildięi panel verilerde bazı ülkelerin dięerlerinden daha uzun süre geriye doğru izlenebilmesi de dengesiz panel veri yapısı ortaya çıkarır (Baltagi 2005: 165). Ek olarak, panel verinin zaman boyutunda meydana gelen tesadüfi veri eksiklikleri de dengesiz panel verilerin ortaya çıkmasına neden olur (Biørn 2017: 2). Bu tip veriler, dengesiz veya eksik panel verilere yol açmaktadır. Özellikle mikroekonometrik araştırmalarda ilgilenilen deęişkenlerin kısmen gözlemlenmesi sıklıkla karşılaşılan bir durumdur (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 385).

Dönen (rotating) panel veriler, dengesiz panel verilerin bir çeşidi olarak bilinir. Mikro panel veriler derlenirken bireyler, hanehalkları ve firmalar gibi birimlere belli dönemlerde anketler uygulanmaktadır. Bu anketler uygulanırken, birimler aynı ankete her dönemde katılım göstermeyebilir. Bu durumda, bazı dönemler için bazı birimlerin bilgileri örnekleme de yer almayacaktır. Bu, panel veride eksiklik veya dengesizlik meydana gelmesine neden olur. Bu eksikliği veya dengesizliği gidermek için dönen panel veri yapısı geliştirilmiştir. Bu yapıda, anket uygulanan birim sayısını aynı tutmak için, ikinci anket

döneminde veriden düşen birimlerinin oranının, yeni dönemde anket yapılan eşit sayıda yeni hane ile değiştirilmesi söz konusudur (Baltagi 2005: 191). Bu nedenle, veri yapısında bir döndürölme vardır.

Panel verinin dengesiz olmasının bir diğér sebebi ise örneklem seçiminden (sample selection) kaynaklanan bazı sorunlardır. Örneklemin seçim sürecinde basit tesadüfi örnekleme dışındaki bir kuralın temel anakütleden örneklemin nasıl çekileceğini belirlemesi durumunda örnek seçim sorunları ortaya çıkabilir (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 390). Panel veride örnek seçim sapması sorununa birimler ile belli bir zaman dönemi boyunca yapılan anket çalışmaları ele alınabilir. Örneğin, çalışan kadınların ücretlerini analiz edilirken pozitif çalışma saatleri ve pozitif ücretleri olan kadınların anakütleden araştırmacının isteğine bağılı olarak çekilmesi durumunda örnek seçim sapması meydana gelebilir. Bu durum, anakütle için genelleştirilemeyen sonuçların elde edilmesine neden olur. Ortaya çıkan bu örnek seçim sapması, dönen panel verilerin aksine, panel verinin tesadüfi olmayan bir şekilde kısıtlanması durumunu ifade etmektedir (Baltagi 2005: 219). Bu nedenle, örnek seçim sapmasına sahip olan panel veriler, dönen panel verilerden farklı prosedür ile analiz edilir.

Yıpranma (attrition), panel veriye özgü bir kavram olup örnek seçim sapmasının özel bir durumu olarak ele alınabilir. Bu panel verilerde, bazı gözlemler analiz edilen zaman dönemi içerisinde örneklemden tesadüfi olmayan bir şekilde kaybolmaktadır (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 389). Panel veride yıpranmaya örnek olarak ise hanehalkları ile belli bir zaman dönemi boyunca yapılan anketler ele alınabilir. Ankete tabii tutulan hanedeki biri anket dönemlerinden birinde askere gidebilir. Anket çalışmasında hanehalkında askere giden bireyin verisi gözlenemeyeceğinden veri eksilir. Bu durum, panel veride yıpranma sorununu ortaya çıkarmaktadır. Panel veride yıpranmaya başka bir örnek olarak, bireyler ile belli bir zaman dönemi boyunca yapılan deneylerde bazı bireylerin deneyden fayda görmeyeceklerine inanıp deneyi bırakmaları gösterilebilir. Bu eksilme, deney tasarımıdaki tesadüfi olma durumunu olumsuz etkileyerek sonuçları etkileyecektir (Hsiao 2014: 292). Panel veride yıpranma kaynaklı veri eksikliği göz ardı edilip bu gözlemlerin analiz dışı bırakılması ile dengeli panel veri analizi gerçekleştirilirse gerçekleştirilen işlem veri atmaya dayandığından bu işlem tesadüfi olarak yapılsa dahi tahminciler etkinlik özelliğini yitirecektir (Baltagi 2005: 220).

Örnek seçim sapması ile yıpranmadan kaynaklanan sapma arasındaki farkı açıklamak için kadınların işgücüne katılımı ve ücretleri üzerine bir örnek geliştirilebilir. Örnek seçim sapması, kadınların işgücüne katılma kararını etkileyen bazı bileşenlerin kadınların ücretlerinin belirlenme süreci ile de ilgili olduğunda ortaya çıkarken, yıpranmadan kaynaklanan sapma ücretlerin belirlenme sürecinin örnekleme kalma yani işgücünde kalma kararından bağımsız olmamasından kaynaklanmaktadır (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 389). Başka bir deyişle, çalışan ve çalışmayan kadınlar arasındaki fark örnek seçim sapmasını ortaya çıkarken, çalışmada kalan veya çalışmadan çıkan bireyler arasındaki fark panel verideki yıpranmadan dolayı ortaya çıkan sapmayı ifade etmektedir.

Dengesiz panel veri yapısına uygunluk gösteren bir diğér veri türü ise budanmış (truncated) veridir. Panel veride yer alan birimlerin belirli zaman dönemine ait gözlemlerinden bir kısmı belirli bir aralığın dışındaki gözlemleri tamamen kayboluyorsa budanmış veri söz konusudur. Budanmış verinin bu yapısı, dengesiz panel veri yapısına uygunluk göstermektedir.

Panel veride sansür meydana gelmesi durumunda sansürlü panel veri (censored panel data) söz konusu olur. Bu tez çalışmasının temelini oluşturan sansürlü panel veriler, dengesiz panel verilerin bir diğér alt grubu olarak sınıflandırılır. Veride meydana gelen sansürleme, gözlem sayısında bir azalmaya neden

olmasa da verinin eksik ve dengesiz yapıda olmasına neden olduğu için dengesiz panel veri olarak ele alınır. Panel veride sansürlenmeye örnek olarak bir ürünü satın almak için yapılan harcamalar gösterilebilir. Bu panel veride, analiz edilen dönem boyunca harcama yapan ve yapmayan tüm bireyler için gözlemler kaydedilecektir. Burada dikkat edilmesi gereken, harcama yapmayan haneler için harcama miktarının sıfır olarak kaydedilmesidir. Dolayısıyla, harcama yapan ve yapmayan bireyler için harcama alışkanlıkları analiz edilmek istendiğinde sansürlü panel veri söz konusu olacaktır.

Panel verideki sansürlenmenin, yatay kesit verilerindeki sansürlemeden farkı birimlerin sansürlenme durumunun analiz edilen zaman dönemi boyunca değişim gösterebilmesidir. Başka bir deyişle, yatay kesit verilerinde örneğin birey harcama yapmadı ise sıfır değerini alırken panel veride birey bir sonraki dönem harcama yapabilir ve sansürlenme durumu değişim gösterebilir. Panel verideki sansürlenmenin, zaman serisi verilerindeki sansürlemeden farkı ise sansürlemenin birimlere göre değişim gösterebilmesidir. Sansürlü panel verilerin analizi sansürlü panel regresyon modelleri ile gerçekleştirilmektedir.



İKİNCİ BÖLÜM

2. SANSÜRLÜ REGRESYON YÖNTEMİ

Bu bölümde yatay kesit ve panel veri için geliştirilen sansürlü regresyon modelleri ele alınacaktır. Bu bölüm, iki amaç ile oluşturulmuştur. Birinci amaç, yatay kesit verileri ve panel veri için geliştirilen sansürlü regresyon modellerini sırasıyla açıklamaktır. İlk olarak ortalamaya dayanan yöntemlerin ele alınması sayesinde sansürlü kantil regresyon yöntemine alt yapı oluşturulması planlanmaktadır. İkinci amaç ise bir önceki bölümde açıklanan sansür kavramını dikkate alan ve almayan klasik ve sansürlü regresyon modelleri arasındaki farklılıkları ortaya çıkarmaktır. Bu amaçları gerçekleştirmek için bu bölüm, iki alt bölüm şeklinde yapılandırılmıştır. İlk alt bölümde yatay kesit verileri için klasik ve sansürlü regresyon modelleri açıklanacaktır. İkinci alt bölümde ise panel veri modelleri için geliştirilen klasik ve sansürlü regresyon modelleri tanımlanacaktır.

2.1. Yatay Kesit Regresyon Modelleri

Bu bölüm, üç alt bölüm şeklinde yapılandırılmıştır. İlk alt bölümde yatay kesit verileri için sansürlü dikkate almayan klasik regresyon modelleri açıklanacaktır. İkinci alt bölümde ise sansürlü regresyon modellerinin ait olduğu sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri açıklanarak sansürlü regresyon modelleri sınıflandırılacaktır. Yapılan sınıflandırmaya göre üçüncü alt bölümde sansürlü yatay kesit verileri tahmin etmek için geliştirilen temel sansürlü regresyon modellerine değinilecektir.

2.1.1. Klasik Yatay Kesit Regresyon Modelleri

İstatistiksel ve ekonometrik modelleme esnasında bağımlı ve açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiyi ölçmek için 200 yılı aşkın bir süredir regresyon modelleri kullanılmaktadır (Huang vd. 2017: 1). Regresyon modelleri, bir bağımlı değişken ile açıklayıcı değişken veya değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamak için oluşturulan fonksiyon olarak tanımlanabilir. Geleneksel regresyon modelleri olarak da adlandırılan klasik regresyon modellerinden en bilineni En Küçük Kareler (Least Squares: EKK) yöntemidir. EKK, Carl Friedrich Gauss tarafından 1790'lı yıllarda geliştirilmiş olup geliştirildiği günden bu yana birçok araştırma alanında uygulanarak en güçlü regresyon yöntemi olarak kabul edilmiştir (Gujarati 2004: 58). EKK yönteminin, hesaplanmasının ve yorumlanmasının kolay olması gibi önemli avantajlarının yanı sıra varsayımlarının sağlanması durumunda En İyi Doğrusal Sapmasız (EİDS) tahminci olması en önemli özelliği olarak bilinir (Birkes, Dodge 1993: 190). Denklem 2.1'de teorik olarak oluşturulmuş regresyon modeli için EKK yönteminin tahmin prosedürü Denklem 2.2'de açıklanmıştır (Greene 2003: 20).

$$y_i = x_i' \beta + u_i \quad (2.1)$$

$$\hat{\beta} = \min_{x_i' \beta \in R} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i' \beta)^2 \quad (2.2)$$
$$i = 1, \dots, N$$

Denklem 2.1’de tanımlanan basit regresyon modelinde y_i bağımlı değişkeni, x_i açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve u_i hata terimini ifade etmektedir. Denklem 2.2’de ise tanımlanan regresyon modelinin EKK yöntemi ile tahmin prosedürü yer almaktadır ve N gözlem sayısını temsil etmektedir. Denklemlere göre, EKK tahmincisi, $\sum_{i=1}^N (y_i - x_i' \beta)^2 = \sum_{i=1}^N (u_i)^2$ eşitliği sebebi ile artıkların karelerinin açıklayıcı değişkenlere şartlı olan ortalamalarının minimize edilmesine dayanmaktadır. Tahmin prosedürü şartlı ortalamaya dayandığından açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi tek bir regresyon doğrusunun hesaplanması ile analiz edilmektedir. Dolayısıyla, EKK yöntemi ile açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki *ortalama* etkisi hesaplanmaktadır.

EKK yönteminden elde edilen sonuçların geçerli ve güvenilir olması için EKK yönteminin öne sürdüğü birtakım varsayımlar söz konusudur. Bu varsayımlar, hata terimlerinin normal dağılıma sahip olması, ortalamasının sıfır olması, varyansının sabit olması, hata terimlerinde otokorelasyon olmaması, bağımsız değişken veya değişkenlerin tesadüfi değişken olmaması, regresyon modelinde çoklu doğrusal bağıllık olmaması ve gözlem sayının açıklayıcı değişken sayısından büyük olması olarak sıralanabilir (Güriş, Çağlayan-Akay 2018: 183). EKK yönteminin, mikro araştırmalarda genellikle sağlanmayan en önemli iki varsayımı normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarıdır. EKK yönteminde hata terimlerinin normal dağıldığına yönelik varsayımın sağlanmaması durumunda EKK yöntemi ile yapılan tahminlerin ardından gerekli istatistiksel testler ve aralık tahminleri gerçekleştirilememektedir (Güriş, Çağlayan-Akay 2018: 620). Ancak, normal dağılımın simetrik yapısına uymayan kalın kuyruklu dağılımlara, iktisat, sosyal, sağlık ve mühendislik gibi alanlardaki verilerde sıklıkla rastlanılmaktadır. EKK yönteminin bir diğer varsayımı olan sabit varyans varsayımı, gözlemlere ait hata terimlerinin dağılımının varyansının açıklayıcı değişkenlerin belirlenen değerlerine şartlı olarak değişmemesi ve σ^2 gibi sabit bir sayıya eşit olmasını ifade etmektedir (Gujarati 2004: 387). Sabit varyans varsayımının sağlanmaması ve değişen varyans olması durumunda EKK tahmincisi etkinlik özelliğini yitirmekte ve EİDS tahminci olmamaktadır.

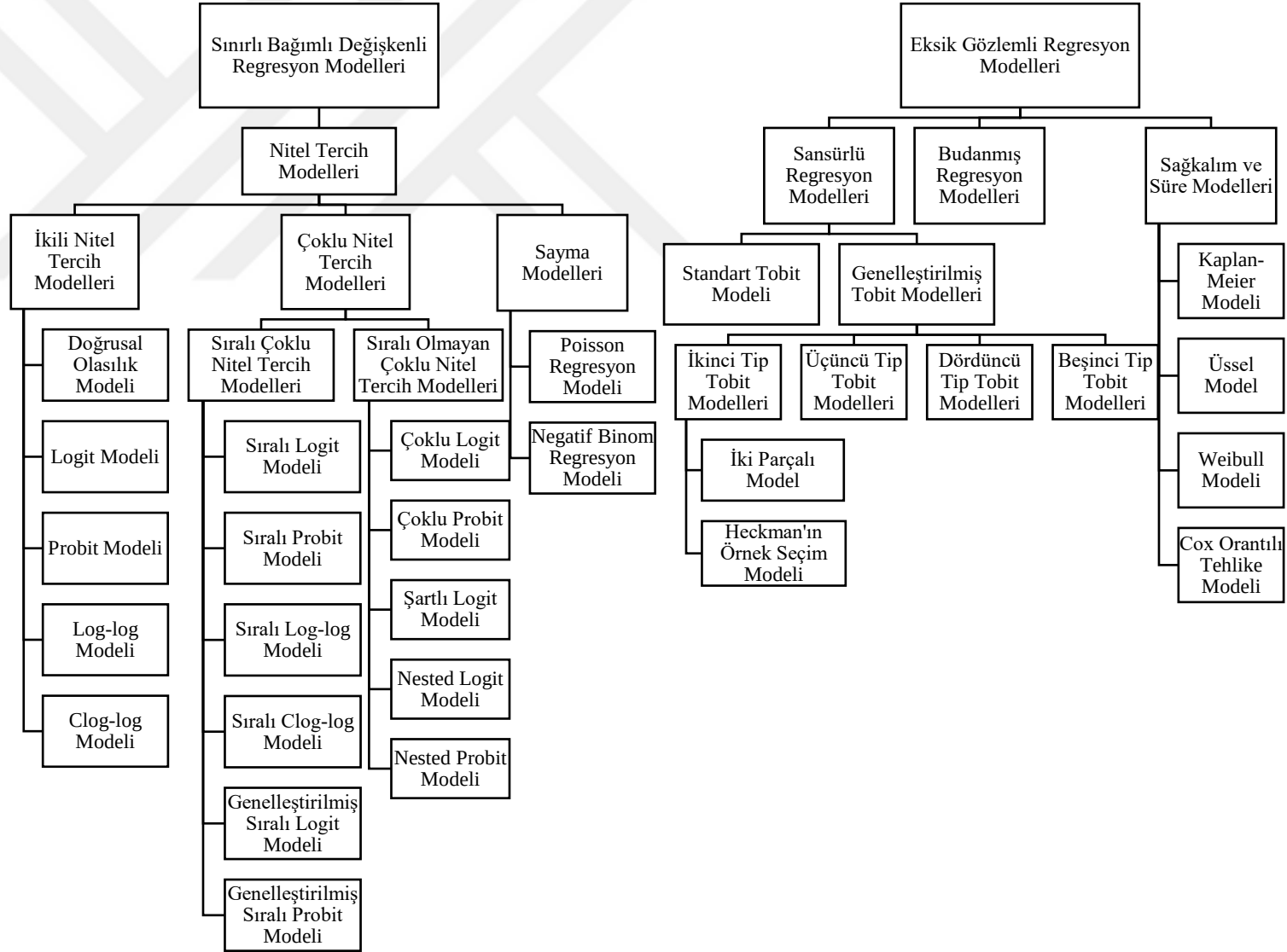
Tüm bunlara ek olarak EKK yöntemi, önceki bölümlerde açıklanan veri tiplerinde sansür olması durumunu dikkate almamaktadır. Verilerde sansür olması durumunda tahminlerin EKK yöntemi ile gerçekleştirilir ise sapmalı ve tutarsız tahminler elde edilmektedir. Buna göre, EKK yönteminin şartlı ortalamaya dayanması, kısıtlayıcı varsayımlarının olması ve veride meydana gelebilecek sansürü dikkate almaması, bazı durumlarda geçerli ve güvenilir olmayan sonuçlar hesaplamasına yol açmaktadır. EKK yönteminin bu kısıtlamalarından sansür problemini ele alarak çözmeye çalışan regresyon modelleri sansürlü regresyon modelleri olarak isimlendirilmektedir. Sansürlü regresyon modelleri, sınırlı bağımlı değişkenli (limited dependent variable) modellerin bir alt dalı olarak kabul edilmektedir.

2.1.2. Sınırlı Bağımlı Değişkenli Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması

Sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri, modelin bağımlı değişkeninin aldığı değer aralığının önemli ölçüde kısıtlanmış olduğu regresyon modellerini ifade eder (Wooldridge 2013: 583). Sınıflandırması Şekil 4’te yer alan sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modellerinin en önemli ortak özellikleri, normal dağılım varsayımının sağlanmaması, bağımlı değişkenin tam olarak gözlenememesi ve örneklemin anakütleyi doğru temsil edememesi gibi sebepler ile bu modellerin tahmin edilme sürecinde EKK tahmincisinin sapmalı ve/veya tutarsız olmasıdır (Cameron, Trivedi 2005: 529). Bu

nedenle, sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri, EKK ile tahmin edilememekte ve bu regresyon modelleri için alternatif tahmin yöntemleri önerilmektedir.





Şekil 4: Sınırlı Bağımlı Değişkenli Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modellerinin sınıflandırılmasında, kesikli yapıda bağımlı değişkene sahip regresyon modelleri nitel tercih modelleri olarak adlandırılır. Nitel tercih modellerinde bağımlı değişken kategorik (categorical) değişken yapısındadır. Bu modellerin bağımlı değişkeni 0 ve 1 gibi iki seçenek belirtebileceği gibi, iki seçenekten fazlasını da temsil edebilmektedir. Bağımlı değişkenin iki değer alması durumunda ikili veya iki durumlu nitel tercih modelleri, ikiden fazla değer alması durumunda çoklu nitel tercih modelleri söz konusu olacaktır. İki durumlu nitel tercih modellerini, doğrusal olasılık, logit, probit, log-log ve tamamlayıcı log-log (complementary log-log: clog-log) modelleri oluştururken çoklu nitel tercih modelleri sıralı ve sıralı olmayan çoklu nitel tercih modelleri olarak sınıflandırılabilir. Sıralı çoklu nitel tercih modelleri, bağımlı değişkenin ikiden fazla değer aldığı ve seçenekler arasında sıra yapısının söz konusu olması durumunda geçerli iken sıralı olmayan çoklu nitel tercih modellerinde bağımlı değişkenin seçenekleri arasında sıralama söz konusu değildir. Nitel tercih modellerinin bir diğer alt sınıfı ise sayma (count) modelleridir. Bu modeller, sayımdan hareketle negatif değerler almayan ve tam sayı değerleri alan sayma verilerinin regresyon modelleri ile tahmin edilmesini ifade etmektedir. Sayma modellerine, poisson ve negatif binom regresyon modelleri örnek gösterilebilir.

Bağımlı değişkenin değerlerinin tam olarak gözlenemediği regresyon modelleri eksik gözleme sahip regresyon modelleri olarak isimlendirilir. Eksik gözleme sahip regresyon modelleri sansürlü, budanmış regresyon ve sağkalım veya süre modelleridir. Sansürlü regresyon modelleri ile aynı kategoride yer alan budanmış regresyon modelleri sansürlü regresyon modelleri ile iç içe geçmiş modeller olarak bilinir. Bu iki örneklem yapısı da benzer temeller üzerine kurulmuştur. Bu nedenle, sansürlü ve budanmış modelleri literatürde sıklıkla karşılaştırılan kavramlardır.

Bu kavramlar arasındaki temel farklılık sansürlü ve budanmış örneklem için oluşturulan regresyon modellerinde meydana gelmektedir. Sansürlü ve budanmış örneklem için oluşturulan regresyon modellerinde bağımlı değişkenler benzer özellik gösterirken, başka bir deyişle belli bir sansür noktasında alttan, üstten veya aralık şeklinde sansürlenirken ($y_i^* > c_1 ; y_i^* < c_2 ; c_1 < y_i^* < c_2$), açıklayıcı değişkenlerin gözlemlenmelerinde farklılıklar mevcuttur. Sansürlü regresyon modelinde bağımlı değişkenin değerinin bilinmesinden bağımsız olarak tüm açıklayıcı değişkenlerin değerleri örneklemdeki tüm gözlemler için bilinir. Buna karşılık, budanmış regresyon modelinde açıklayıcı değişkenler yalnızca bağımlı değişkenlerin değerleri bilindiği zaman gözlenir (Breen 1996: 4). Sansürlü veride açıklayıcı değişkenlerin tüm gözlemlerine karşılık bağımlı değişkenin bazı gözlemleri gözlenememekte, budanmış veride ise bağımsız değişkenler için de veri gözlenememektedir. Başka bir deyişle, budanmış veriler örneklem anakütlenin bir alt kümesinden çekildiğinde ortaya çıkmaktadır ve budama örneklem verilerin alındığı dağılımın bir özelliğidir (Kennedy 2008: 262-263). Dolayısıyla, budanmış regresyonda dağılım etkilenmemekte sadece dağılımın belli bir kısmı kullanılmaktadır. Buna karşılık sansür, örneklem verilerindeki bir eksiklik veya kusur olarak tanımlanabilir (Greene 2003: 756). Başka bir deyişle, analiz edilen veride belirli bir aralığın dışındaki gözlemlerin tamamen kaybolması durumunda veri budanmış olarak sınıflandırılırken, en azından gözlemlenen aralığın dışında kalan değerlere sahip gözlemlerin oranının ve açıklayıcı değişkenlerin gözlemlendiği veri sansürlü olarak sınıflandırılmaktadır (Hsiao 2014: 281). Dolayısıyla, budanmış verilerde sansürlü verilere göre daha çok bilgi kaybı yaşanmaktadır (Cameron, Trivedi 2005: 529). Bu nedenle, sansürlü veri içeren regresyon modeli bağımlı değişkenin ortalaması hariç anakütlenin bir temsilcisi olarak kabul edilebilirken budanmış regresyon modellerinde gözlemler veriden çıkarıldığı için anakütlenin temsilcisi

olarak kabul edilemez. Buna bağılı olarak, sansürlü veri budanmış veriye göre daha çok bilgi ve değişim içerdigi için arařtırmalarda daha çok tercih edilmektedir.

Literatürde sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modellerinin sınıflandırması konusunda bir tutarlılık olmadığı gibi, çalışmalar bu modelleri farklı gruplarda farklı isimler ile tanımlamıştır. Bu tez kapsamında literatürdeki sınıflandırmalar derlenerek yatay kesit verisi için sansürlü regresyon modelleri standart Tobit modeli ve genelleştirilmiş Tobit modelleri olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Genelleştirilmiş Tobit modellerinde farklı model yapılarına sahip ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci tip Tobit modelleri yer almaktadır. İkinci tip Tobit modelleri ise iki parçalı model ve Heckman örnek seçim modeli olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır.

Sansürlü ve budanmış regresyon modellerinin genellikle sağık ve mühendislik alanlarında kullanılan benzer bir türü ise sağıkalım ve süre modelleridir. Bu modeller ile sağık alanında bireylerin hayatta kalma sürelerinin, mühendislik alanında ise makine, sistem veya parçanın arıza verme süreleri analiz edilmektedir. İktisat alanında işsizlik, çalışma süresi, evlilik veya doğum sonrası işe dönüş süreleri gibi olgular analiz edilebilir. Matematiksel olarak, sağıkalım modelleri sansürlü ve budanmış regresyon modelleri ile aynı model sınıfına aittir ve belirli özellikleri paylaşırlar (Amemiya 1984: 4). Sağıkalım ve süre modellerinin belirlenen fonksiyon ve dağılımlara göre düzenlenebilen çeşitli formları söz konusudur.

2.1.3. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modelleri

Klasik regresyon modellerinin tahmininde EKK yönteminin verideki sansürü dikkate almamaktadır. Buna karşın, analiz edilen değişkenlerin değerleri genellikle yalnızca belirli koşullar altında gözlenebilmekte ve değişkenler sansürlenmektedir (Schnedler 2005: 195). Sansürlü regresyon modelleri, EKK yönteminin aksine, sansürü dikkate alacak şekilde geliştirilmiştir ve veride sansür meydana gelmesi durumunda tahmin edilmektedir. Analiz edilen verilerde yaygın olarak ortaya çıkan sansürlü verilerin, regresyon modelinin bağımlı değişkeninde meydana gelmesi durumunda klasik regresyon yöntemleri sansürlenmiş gözlemler ile sansürlenmemiş gözlemler arasındaki farkı hesaba katamadığından sapmalı olmaktadır. Başka bir deyişle, sansürlenmiş veriler için klasik regresyon yöntemlerinin kullanılması durumunda, gözlenen bağımlı değişkendeki değişim, tahmincilerin gerçek bağımlı değişken üzerindeki etkisini olduğundan düşük göstermektedir (Chay, Powell 2001: 29). Dolayısıyla, sansürlü veri söz konusu olduğunda geleneksel yöntemlerde sapma meydana gelerek sıfıra doğru eğilimli olan katsayılar tahmin edilmektedir.

Sansürlenmiş veriden kaynaklı meydana gelen sapmaya sosyal bir örnek olarak, bir işverenin bir evden bir eve taşınması gereken çalışanlarının taşınma masraflarını karşılaması kapsamında sağladığı sosyal yardım gösterilebilir. Bu senaryoda işveren, maliyetleri düşük tutmak için taşınacak olan çalışanın iki ayrı taşıma şirketinden alması gerektiğini belirtir ve çalışanın belirttiği daha ucuz teklif veren taşıma şirketi ile anlaşma yapılarak işveren tarafından ödeme sağlanır. İşveren hesaplarında anlaşılan ve ödeme yapılan seçilen taşıma şirketinin bilgileri ve yapılan ödeme miktarı kaydedilir. Bu durumda, fiyat alınan ancak anlaşma sağlanamayan taşıma şirketinin bilgileri ve taşıma ücreti kayıtlara geçmeyecektir. İki taşıma şirketi arasından sadece düşük teklif veren taşıma şirketinin önerdiği fiyat, teklif veren ancak anlaşma yapılmayan taşıma şirketlerinin bilgileri kayıtlardan dışlanmış olduğundan, ortalama fiyatı temsil etmekte yetersiz kalacaktır. Nitekim, teklif veren ancak anlaşma yapılmayan firmaların bilgileri kayıtlardan dışlanmış, sadece düşük fiyat veren firma bilgileri dikkate alınmış olacaktır. Buna göre,

işveren kayıtlarından taşıma şirketlerinin taşıma işlemi için verdiği fiyat tekliflerini tahmin etmek mümkün değildir. Bu durum, gerçek ortalama fiyat teklifinin değerinin düşük hesaplanmasına neden olacaktır. Bu örnekte, taşıma şirketinin verdiği fiyat daha düşük olduğunda gözlemlenme olasılığı daha yüksektir ve veri sansürlenmektedir (Schnedler 2005: 196). Bu nedenle, verilerde sansürleme söz konusu olduğunda sansürlü regresyon modellerinin tahmin edilmesi bir gerekliliktir. Sansürlü regresyon modelleri ilk olarak yatay kesit verileri için geliştirilmiştir.

Bu bölümde, sansürlü regresyon modelleri açıklanırken ilk olarak dağılım belirlenmeden teorik gösterimler yapılacaktır. Sansürlü regresyon modellerini ekonometrik modeller üzerinden incelemek için aşağıda sırasıyla soldan ve sağdan sansürleme durumunda yatay kesit verisi için gösterim yapılmıştır.

$$y_i = \max\{c_1, y_i^*\} = \max\{c_1, x_i'\beta + u_i\} \quad (2.3)$$

$$y_i = \min\{y_i^*, c_2\} = \min\{x_i'\beta + u_i, c_2\} \quad (2.4)$$

Yukarıdaki modelde y_i gözlenen bağımlı değişkeni, c_1 soldan sansürlemeyi, c_2 sağdan sansürlemeyi, x_i açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve u_i hata terimini temsil etmektedir. Sansürlü regresyon modellerinde sansürlemenin soldan veya sağdan meydana gelmesi durumuna göre sırasıyla maksimizasyon ve minimizasyon işlemleri gerçekleştirilmektedir. Yukarıda verilen örnekten hareketle, taşıma şirketi sadece sansürlenme noktasından küçük ise gözlenmektedir. Bu, Denklem 2.4'e benzer olarak sağdan sansürlemeye bir örnektir. Tanımlanan bu sansürlü model, gizil bağımlı değişken modeli ile gösterilebilir.

$$y_i^* = x_i'\beta + u_i \quad (2.5)$$

Modelde, y_i^* gizil bağımlı değişkenini temsil etmektedir. Sansürlü regresyon modelleri, sansür nedeni ile hata terimlerinin ortalamasının sıfır olmaması, sansürsüz verinin ihmal edilmesi, bağımlı değişkenin beklenen değerinin artık açıklayıcı değişken, parametre ve varyansın doğrusal olmayan bir fonksiyonu olması ve EKK tahmincilerinin sapmasız ve tutarlı olmaması nedeni ile genellikle En Çok Benzerlik (Maximum Likelihood Estimator: EÇB) ile tahmin edilmektedir. Veride, önceki bölümde açıklanan soldan, sağdan ve aralık sansürlerinin mevcut olması durumunda, ilgili sansür koşullu ortalama ve koşullu dağılımda değişime sebep olacaktır. Denklem 1.3'te belirtildiği gibi 2 noktasında soldan sansürleme olması durumunda, modelin genel gösterimi aşağıdaki gibi yapılacaktır.

$$y_i = \begin{cases} y_i^* & \text{if } y_i^* > 2 \\ 2 & \text{if } y_i^* \leq 2 \end{cases} \Rightarrow y_i = \begin{cases} y_i^* & \text{if } y_i^* > 2 \\ 2 & \text{if } y_i^* \leq 2 \end{cases} = \begin{cases} x_i'\beta + u_i & \text{if } x_i'\beta + u_i > 2 \\ 2 & \text{if } x_i'\beta + u_i \leq 2 \end{cases} \quad (2.6)$$

Tanımlanan denklemde y_i^* gizil değişkeni temsil ederken y_i gözlenen değişkeni temsil etmektedir. Bu gösterimde, gizil değişken doğrudan gözlenemezken sansürlenmiş değişken sansürlenmemiş değişkene bağlı olarak gözlenebilmektedir¹ (Hsiao 2014: 281). Burada, y_i değişkeninin dağılımı y_i^* değişkeni için

¹ Bu yapı, kesikli bağımlı değişkene sahip nitel tercih modellerinde de benzerdir. Nitel tercih modellerinde, bağımlı değişken kesikli yapıda olmasına rağmen aslında o değişkenin sürekli bir değişkenden dönüştürülmüş bir değişken olduğu varsayılır. Dolayısıyla, sansürlü regresyon modellerine benzer olarak nitel tercih modellerinde de gözlenemeyen gizil bir değişken söz konusudur. Bu nedenle, nitel tercih modelleri de sansürlü regresyon modelleri gibi sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri ailesinde değerlendirilir.

de aynı olacağından $f(\cdot)$ belirlenen dağılımın yoğunluk fonksiyonunu temsil etmek üzere $f(y_i|x_i) = f^*(y_i|x_i)$ olacaktır. Alt sınır olan $y_i^* \leq 2$ için dağılım fonksiyonu kesikli yapı gösterecek ve $F(\cdot)$ belirlenen dağılımın kümülatif yoğunluk fonksiyonunu temsil etmek üzere $F^*(2|x_i)$ gözlemleme olasılığına eşit olacaktır. Bu yapı, ileriki bölümlerde ele alınacak olan iki ve üç aşamalı tahminciler temel oluşturmaktadır. Bu nedenle, 2 noktasında soldan sansürleme durumunda y_i değişkeninin x_i 'e şartlı fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılacaktır.

$$f(y_i | x_i) = \begin{cases} y_i^* > 2 \Rightarrow f^*(y_i|x_i) \\ y_i^* \leq 2 \Rightarrow F^*(2|x_i) \end{cases} \quad (2.7)$$

Denklemlerden hareketle, yoğunluk fonksiyonu gizil değişken olan y_i^* 'ın olasılık yoğunluk fonksiyonu ve kümülatif yoğunluk fonksiyonunun bir karışımı olacaktır. Bunun için y_i^* gizil değişkeninin 2'den büyük olması durumunda 1, 2'ye eşit veya 2'den küçük olması durumunda 0 değerini alan bir d gösterge değişkeni tanımlanabilir. Bu değişken, sansürleme göstergesi olarak da tanımlanabilir. Açıklamalardan hareketle, 2 noktasında soldan belirlenen sansürleme olması durumunda koşullu yoğunluk fonksiyonu Denklem 2.8'deki gibi yazılabilir.

$$f(y_i | x_i) = f^*(y_i|x_i)^d F^*(2|x_i)^{1-d} \quad (2.8)$$

Dolayısıyla N gözlem sayısını, θ y_i 'ın dağılımının parametrelerini temsil etmek üzere, EÇB tahmincisi aşağıdaki fonksiyonu maksimize etmektedir (Cameron, Trivedi 2005: 533-534).

$$\ln(2)_N(\theta) = \sum_{i=1}^N \left\{ \underbrace{d_i \ln f^*(y_i|x_i, \theta)}_{\text{Sansürlsüz kısım}} + \underbrace{(1 - d_i) \ln F^*(2|x_i, \theta)}_{\text{Sansürlü kısım}} \right\} \quad (2.9)$$

Tanımlanan EÇB tahmincisi, hata teriminin dağılımının doğru belirlenmesini gerektirmektedir. Denklem 2.9'da sansürlsüz değişken için belirlenen orijinal dağılımın doğru belirlenmesi durumunda sansürlü EÇB tahmincisi tutarlı olacaktır. Dolayısıyla, sansürlü regresyon modellerinde en önemli noktalardan biri dağılımın doğru belirlenmesidir. Dağılımın doğru belirlenememesi durumunda ise tahminciler sapmalı ve tutarsız olmaktadır (Chay, Powell 2001: 29).

2.1.3.1. Standart Tobit Modeli

Regresyon modellerinde sansür kavramını dikkate alan ilk model, standart Tobit modelidir. Tobin (1958) öncü çalışmasında geliştirilen James Tobin'e 1981 yılında Nobel Ekonomi ödülünü kazandıran Goldberger (1964) çalışmasının isimlendirmesi ile Tobit modeli olarak anılan sansürlü regresyon modeli, en basit ve temel sansürlü regresyon modellerinden biri olarak bilinir. Bu nedenle, sansürlü regresyon modelleri çoğu zaman Tobit modelleri adı altında ele alınır. Tobit modelinin daha genel ismi ise hata teriminin normal dağılım gösterdiğini benimsemesi nedeniyle *sansürlü normal regresyon* modelidir. Tobit modeli, Amemiya (1984) çalışmasının beş tip Tobit model sınıflandırmasına göre *I. tip Tobit modelidir*. Tobin, bu tip modelleri sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri olarak tanımlamıştır (Hsiao 2014: 281). Tobin öncü çalışmasında, hanhalklarının dayanıklı tüketim malı harcamalarını, gelir ve diğer açıklayıcı değişkenler ile analiz etmek istemiştir. Burada, harcamalar sürekli olmayacağı gibi bağımlı değişkeni ifade eden hanhalklarının harcama tutarları, hanhalkları herhangi bir harcama yapana kadar bir sıfırdan farklı bir değer almayacaktır. Ek olarak, Tobit modelinin harcamaları ifade eden bağımlı değişkeninin negatif değer alması mümkün değildir. Dolayısıyla,

hanehalkları herhangi bir harcama yapana kadar veri sansürlenecektir. Başka bir deyişle, Tobit modelinde temel olarak ele alınan nokta, harcamaların hiçbir zaman negatif olamayacağı, harcama gerçekleştirilene kadar değerin sıfır olması ve harcama gerçekleştirilmesi durumunda mutlaka pozitif bir sayı olmasıdır. Dolayısıyla analiz edilen veri, yapısı gereği doğrudan sınırlandırılmıştır (Hsiao 2014: 281). Örneklemden harcama yapmayan hanehalkları çıkarılıp model tahmin edilirse veya harcama yapmayan hanehalkları sıfır olarak kabul edilirse EKK tahmincileri sapmalı ve tutarsız olacağından Tobin, Tobit modelini geliştirmiştir.

Tobin'in Tobit modelini geliştirirken kullandığı hanehalkları harcama modelinde temel olarak, y_i hanehalkı harcamalarını, x_i ise gelir ve diğer açıklayıcı değişkenleri temsil eder. Bu regresyon modelinde tüm klasik varsayımların geçerli olduğu düşünülmektedir. Anket yılında harcama yapan hanehalkları için y_i harcama miktarına eşit olduğu gibi harcama yapmayan hanehalkları için y_i^* dayanıklı mal satın alma isteğinin indeksini (gizil değişkeni) ifade etmektedir. Dolayısıyla harcama yapmayan hanehalkları için y_i gözlenmeyecek ve sıfır olarak kaydedilecektir. Bu durum, Denklem 2.10'da gösterildiği gibidir (Maddala 1992: 339; Kmenta 1986: 561).

$$y_i = \begin{cases} y_i^* > 0 \Rightarrow y_i^* = y_i = x_i' \beta + u_i \\ y_i^* \leq 0 \Rightarrow y_i = 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

Tanımlamaya göre, regresyon modelinin bağımlı değişkeni olarak y_i^* gizil değişkeninin y_i orijinal değişkenine göre gözlemlendiği belirlenir. Tobit modelinin bağımlı değişkeni Denklem 2.10'dan hareketle $y_i = \max(0, y_i^*)$ olarak da ifade edilebilir².

Bir önceki bölümde sansürlü regresyon modelleri dağılım belirlenmeden dağılımdan bağımsız olarak açıklanmıştı. Tobit modeli ise normal dağılımı benimsediğinden normal dağılım ile açıklanmakta ve hata terimlerinin sıfır ortalama ve sabit varyans ile normal dağıldığı varsayılmaktadır ($u_i \sim N[0, \sigma^2]$). Bahsedildiği gibi, sabit varyans varsayımı hata terimlerinin varyansının açıklayıcı değişkenlere şartlı olarak değişmemesi ifade etmektedir. Tobit modellerinde değişen varyans olması durumunda, EKK modellerinden farklı olarak, tahminciler etkinlik özelliğini kaybetmenin yanı sıra tutarsız özellik göstermeye başlarlar. Tobit modelinde herhangi bir gözlemin sansürlenmemesi durumunda Tobit modeli, EKK regresyon modeli ile aynı olmaktadır. Sansürleme olması durumunda gizil değişken söz konusu olmaktadır ve gizil değişkenin $x_i' \beta$ ortalama ve σ^2 ile normal dağıldığı varsayılmaktadır. Tobin çalışmasında sıfır noktasında sansürlemeyi ele aldığından normal dağılımın simetri özelliğinden yararlanarak sansürlü verileri regresyon yöntemi ile tahmin etmeyi başarmıştır. Sansürlenmiş veride örneklem dağılımı kesikli ve sürekli dağılımların bir karışımı olmaktadır. Bahsedilen normal dağılım, Şekil 5'teki gibi sansürlenmiş normal dağılım olacaktır.



Şekil 5: Sansürlenmiş Normal Dağılım

² c_1 soldan, c_2 sağdan sansür noktalarını ifade etmek üzere, bağımlı değişkenin soldan ve sağdan sansürlenmesi durumunun genel gösterimi sırasıyla $y_i = \max(c_1, y_i^*)$ ve $y_i = \min(y_i^*, c_2)$ şeklindedir.

Kaynak: Greene (2003: 762).

Şekil 5'te yer alan sansürlenmiş normal dağılıma bir sinema filmi için talep edilen bilet sayısı örnek gösterilebilir. Belirlenen sinema filmi için tüm biletlerin satılması durumunda sinema salonundaki koltuk sayısı kadar bilet satıldığı ancak gerçek bilet talebinin bundan daha fazla olduğu bilinir. Fakat, bu talebin ne kadar olduğu bilinmez. Bu durumda, talep edilen bilet sayısı satılan bilet sayısına dönüştürüldüğünde veri sansürlenmiş olur. Şekil 5'te yer alan birinci şekildeki taralı alan sinema salonundaki koltuk sayısından ne kadar fazla koltuk talep edildiğini göstermektedir. Ancak araştırmacı bu talebin ne kadar olduğunu bilemeyeceğinden dağılım ikinci şekildeki gibi sansürlenecek ve sansürlenmiş normal dağılım söz konusu olacaktır. Dolayısıyla veriler sansürlendiğinde, gözlemlenen verilere uygulanan dağılım kesikli ve sürekli dağılımların bir karışımı olacaktır (Humphreys 2013: 2). $\Phi(\cdot)$ standart kümülatif normal dağılım yoğunluk fonksiyonunu³ ifade etmek üzere sansürlü yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi temsil edilebilir.

$$f(y_i) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_i - x_i'\beta)^2\right\}} \right]^d \left[1 - \Phi \left(\frac{x_i'\beta}{\sigma} \right) \right]^{1-d} \quad (2.11)$$

Buradan hareketle Tobit modeli, Denklem 2.9'da açıklanan sansürlü logaritmik EÇB fonksiyonunu, normal dağılımı benimseyerek maksimize ederek oluşturulan modeli EÇB ile tahmin etmektedir. Denklem 2.9'un Tobit modelinde uygulanışı Denklem 2.12'deki gibidir.

$$\ln(0)_N(\beta, \sigma^2) = \sum_{i=1}^N \left\{ \left(d_i \left(-\frac{1}{2} \ln 2\pi \right) - \frac{1}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} (y_i - x_i'\beta)^2 \right) - (1 - d_i) \ln \left(1 - \Phi \left(\frac{x_i'\beta}{\sigma} \right) \right) \right\} \quad (2.12)$$

Dolayısıyla, Tobit modelinde EÇB fonksiyonu, kesikli ve sürekli değişkenlerin bir karışımıdır (Cameron, Trivedi 2005: 537). Burada EÇB fonksiyonunun kesikli ve sürekli değişkenlerin bir karışımı olduğunu Tobin (1958) öne sürmüştü, Amemiya (1973) ise ispatlamıştır. İlerleyen yıllarda, Schnedler (2005) çalışmasında farklı sansürleme çeşitleri olan Tobit modellerinde EÇB yönteminin asimptotik özellikleri daha detaylı olarak analiz edilmiş ve çıkarım prosedürleri belirlenmiştir.

Tobit modeli çoğu temel ekonometrik kitapta sansürlü regresyon modeli konusu altında ele alınsa da veri yapısı bir önceki bölümde açıklanan köşe çözümü yapısı gösterdiğinden, Wooldridge (2013) Tobit modelini sansürlü regresyon modellerinden ziyade köşe çözümü yanıtı olarak ele almıştır. Wooldridge (2013)'e göre Tobit modelinde bireylerin iktisadi davranışları analiz edilerek genellikle sıfır üzerinde yoğunlaşma olan köşe çözümü içeren veriler analiz edilir.

Tobit modelinin, her geliştirilen temel model gibi bazı önemli kısıtlamaları mevcuttur. Bu kısıtlamalar dört durum altında sınıflandırılabilir. Birinci kısıtlama, açıklamalarda da bahsedildiği gibi, Tobit modelinin normal dağılım varsayımına dayanması ve normal dağılım varsayımı sağlanmadığında EÇB tahmincilerinin tutarsız olmasıdır (Greene 2003: 771). Tobit modelinin bir diğer kısıtlayıcı varsayımı ise değişen varyans olmaması, başka bir deyişle, hata terimi varyanslarının sabit olması gerekliliğidir.

³ $\Phi_{\mu, \sigma^2}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(u-\mu)^2}{2\sigma^2}} du$

Normal dağılım varsayımında olduğu gibi sabit varyans varsayımının sağlanmaması durumunda da EÇB tahmincileri tutarsız olacak ve tahmin sonuçları güvenilirliğini yitirecektir (Cameron, Trivedi 2005: 538). Tobit modelinin üçüncü kısıtlayıcı durumu, sansür sınırı üzerindeki dağılımın yoğunluğudur. Dayanıklı tüketim mallarına olan talep analizi tekrar ele alındığında hanelerin belli bir yıl içinde dayanıklı mal tüketim harcamalarının bu gibi yatırımlar ciddi masraf gerektirdiğinden çoğunlukla sıfır olması beklenir. Sıfır sınırında çok fazla gözlem olduğundan bu veriyi Tobit modeli ile analiz etmek uygun gibi gözükebilir ancak buradaki sıfır noktasındaki sansür sınırı Tobit modelinin mantığına uymamaktadır. Başka bir deyişle, Tobit modeli sıfır sansür sınırında büyük bir yığılma olduğundan buradaki sıçramayı yeterince iyi modelleyememekte ve uygun olmayan tahminler üretmektedir. Burada, sıfır noktasına sansür sınırı yerine pozitif bir sansür sınırı belirlenmelidir (Kennedy 2008: 264). Sansür sınırının doğru belirlenmemesi durumunda Tobit modeli gerçekçi olmayan tahminler üretmektedir. Dolayısıyla, gizil değişken negatif değer alabiliyorsa ve gözlenen sıfır değerleri sansürlemenin ve gözlenememenin bir sonucu ise ancak o zaman Tobit modeli kullanılmalıdır (Maddala 1992: 342). Tobit modelinin son varsayımı ise bir gözlemin sansür sınırında olup olmadığını belirleyen modelinde yer alan açıklayıcı değişken katsayısının bağımlı değişkenin tahmin edildiği modeldeki katsayısı ile aynı olduğunu varsaymasıdır (Kennedy 2008: 264). Başka bir deyişle, Tobit modeli sansürlü ve sansürlü kısımlar için oluşturulan regresyon modellerinin katsayılarında değişime izin vermemektedir. Bu kısıtlamaya örnek olarak binalarda yangın nedeniyle oluşan kayıpları analiz eden bir çalışma gösterilebilir. Yangın çıkmayan binalarda sansürleme söz konusu olduğundan sansürlü veri söz konusu olacaktır. Binalar ele alındığında, eski binalarda yangın çıkma olasılığının yeni binalara göre daha yüksek olduğu ancak yangının gerçekleşmesi durumunda yeni binalarda meydana gelen kaybın eski binalara göre daha fazla olduğu belirlenir. Dolayısıyla, binanın yaşını ifade eden açıklayıcı değişken sansürlü modelde pozitif değer alırken sansürlü modelde negatif değer alacaktır (Greene 2003: 770). Ancak Tobit modeli, bu katsayıların aynı olduğunu varsaymaktadır ki bu durum her uygulamada çok gerçekçi değildir. Bahsedilen kısıtlayıcı varsayımları nedeniyle, Tobit modeli bu varsayımların esnetilmesi ile geliştirilmiştir.

2.1.3.2. Genelleştirilmiş Tobit Modelleri

Sansürlü regresyon modelleri, Tobit modelinin tanıtıldığı günden bu yana Tobit modelinin genelleştirilmesi ve farklı tahmin yöntemlerinin önerilmesi ile çeşitlenmeye ve gelişmeye devam etmektedir. Geliştirilen bu modeller, genelleştirilmiş Tobit modelleri olarak adlandırılabilir (Cameron, Trivedi 2005: 536). Amemiya (1984), sansürlü regresyon modellerini benzerlik fonksiyonlarının formuna göre sınıflandırarak beş çeşit Tobit modeli olduğunu öne sürmüştür. Bu modellerin yapısı, Tablo 1’de özetlenmiştir.

Tablo 1: Sansürlü Modellerde Amemiya (1984) Sınıflandırması

Tip	y_1	y_2	y_3	Sansür Yapısı
I. Tip	Sansürlü	-	-	$p(y_{1i} < 0) \cdot p(y_{1i})$
II. Tip	İkili	Sansürlü	-	$p(y_{1i} < 0) \cdot p(y_{1i} > 0, y_{2i})$
III. Tip	Sansürlü	Sansürlü	-	$p(y_{1i} < 0) \cdot p(y_{1i}, y_{2i})$
IV. Tip	Sansürlü	Sansürlü	Sansürlü	$p(y_{1i} < 0, y_{3i}) \cdot p(y_{1i}, y_{2i})$
V. Tip	İkili	Sansürlü	Sansürlü	$p(y_{1i} < 0, y_{3i}) \cdot p(y_{1i} > 0, y_{2i})$

Tablo 1’de yer alan y_{1i} gözlemler için iki olası kategoriye belirlemektedir. Buna göre, bir kategoride sansürlenmiş değişken gözlenirken diğerinde gözlenemez. Amemiya (1984) tarafından sınıflandırılan bu beş Tobit modelinde de normal dağılım varsayımı söz konusudur ve sabit varyans varsayımı vardır.

Genelleştirilmiş Tobit modellerinden ilki, önceki bölümlerde bahsedildiği gibi sansürlü normal regresyon olarak da isimlendirilen standart Tobit modelidir. Bu modelde y_{1i} gibi bir bağımlı değişken vardır ve bu bağımlı değişken sansürlü yapı göstermektedir. İkinci tip Tobit modeli ise standart Tobit modelinin bazı kısıtlamalarının üstesinden gelmek için geliştirilmiş modellerdir. Bu geliştirme sayesinde aslında standart Tobit modeli, ikinci tip Tobit modellerinin özel bir hali olmuştur (Amemiya 1984: 33). İkinci tip Tobit modeli yapısında y_{1i} ve y_{2i} olmak üzere iki bağımlı değişken yapısı söz konusudur ve ilk bağımlı değişken kategorik değişken özelliği gösterirken ikinci bağımlı değişken ancak ilk bağımlı değişkenin belirlenen şartı sağlaması durumunda gözlemlendiğinden sansürlenmektedir. Üçüncü tip Tobit modellerinde ise y_{1i} ve y_{2i} bağımlı değişkenlerinin ikisi de sansürlenmektedir ve bağımlı değişkenlerin gözlemleri ancak y_{1i} ’in belirli şartları sağlaması durumunda gözlenmektedir. y_{1i} ’in sansürlü olduğu durumlarda y_{1i} ’in sansürlenene değişken ile işaretli kategorileri belirleyen değişkeni ifade etmektedir. Dördüncü tip Tobit modelleri ise üç ayrı bağımlı değişken yapısı içermekte ve bu bağımlı değişkenlerin tümü sansürlenmektedir. y_{1i} ’in belirli şartları sağlaması durumunda y_{2i} ve y_{3i} bağımlı değişkenleri gözlenmektedir. Beşinci tip Tobit modeli dördüncü tip Tobit modelinin bir uzantısıdır. Burada y_{1i} kategorik değişken yapısı göstermektedir ve y_{1i} bağımlı değişkeninin farklı kategorilerde olması durumunda y_{2i} veya y_{3i} bağımlı değişkenleri gözlenmektedir.

2.1.3.2.1. İkinci Tip Tobit Modelleri

İkinci tip Tobit modelleri iki parçalı model ve Heckman örnek seçim modeli olarak sınıflandırılabilir.

2.1.3.2.1.1. İki Parçalı Model

Cragg (1971) çalışması, Tobit modelinin son varsayımını logit veya probit ve budanmış regresyonlardan oluşan iki parçalı bir sansür mekanizması içeren model tahmini önererek genelleştirmiştir. Bu model, iki parçalı (two-part), Cragg’ın modeli veya engel (hurdle) modeli olarak isimlendirilmektedir. İki parçalı model, Amemiya (1984) çalışmasının beş tip Tobit model sınıflandırmasına göre *II. Tip Tobit modeli* başlığı altında yer almaktadır. İki parçalı modelin teorik gösterimi, “prob” olasılığı, d belirlenen olayın gerçekleşme durumunu 0 ve 1 değerlerini alarak temsil eden kategorik bir değişkeni ifade etmek üzere aşağıdaki gibidir (Cameron, Trivedi 2005: 545).

$$f(y_i|x_i) = \begin{cases} y_i^* = 0 \Rightarrow \text{prob}[d = 0|x_i] \\ y_i^* > 0 \Rightarrow \text{prob}[d = 1|x_i]f(y_i^*|d = 1, x_i) \end{cases} \quad (2.13)$$

Denklem 2.13’e göre, iki parçalı modelin ilk kısmında iki durumlu nitel tercih modellerinden logit veya probit modeli belirlenen olayın gerçekleşme olasılığını belirlemek için tahmin edilir. İkinci kısımda ise ilk aşamada belirlenen olayın gerçekleşmesine şartlı olarak $d = 1$ şartını sağlayan gözlemler için budanmış regresyon modeli oluşturulur. İki parçalı modelde, Tobit modelinden farklı olarak ilk kısımda yer alan açıklayıcı değişkenlerin katsayıları ile ikinci kısımda yer alan açıklayıcı değişkenlerin katsayıları farklı değerler alabileceği gibi, iki modelde yer alan açıklayıcı değişkenler de değişim gösterebilmektedir. Yangın örneğinden devam edilirse, iki parçalı modelin ilk kısmında belirlenen evlerde yangın çıkma olasılığı tahmin edilecektir. İkinci kısımda ise yangın çıkan evlerde meydana

gelen hasarlar, yangın çıkma olasılığına şartlı olarak bu şartı sağlayan evler için budanmış regresyon modeli ile analiz edilecektir. Bu nedenle, yangın çıkmayan evler için yalnızca $prob[d = 0]$ olasılığı gözlenirken, yangın çıkan evlerde $y_i^* > 0$ için, $f(\cdot)$ belirlenen dağılımın yoğunluk fonksiyonunu temsil etmek üzere, $f(y_i^*|d = 1)$ fonksiyonu ile tanımlanan y_i^* 'nin koşullu yoğunluk fonksiyonu gözlenecektir. İki parçalı modelin ilk kısmında binanın yaşını ifade eden değişken pozitif değer alırken ikinci kısımda negatif değer alabilecektir. İki parçalı model, iki parçanın ayrı ayrı tahmin edilmesi sayesinde kolayca tahmin edilebilmektedir. Ek olarak iki parçalı modelde, standart Tobit modelinin aksine, ikinci kısımda yer alan sansürlü bağımlı değişken negatif değerler alabilmektedir (Amemiya 1984: 31).

İki parçalı modelde, iki ayrı model tahmini ve bu modellerin koşullu ortalamalarının birbirinden bağımsız olduğu varsayımı söz konusudur (Humphreys 2013: 6). Başka bir deyişle, iki aşamada oluşturulan iki karar modelinin birbiri ile ilişkisiz olduğu varsayılmaktadır. İki parçalı modelin bu varsayımının esnetilmesi ve örnek seçimi sapmasının dikkate alınması için örnek seçim modelleri geliştirilmiştir (Breen 1996: 34).

2.1.3.2.1.2. Heckman'ın Örnek Seçim Modeli

Genel olarak örnek seçim modellerinde bağımlı değişkenin değerlerinin gözlenme durumu başka bir tesadüfi değişkene bağlıdır ve açıklayıcı değişkenler tüm gözlemler için bilinmektedir. Örneğin, belirlenen bir örneklem için yetişkinlerin çocuklarına verdikleri harçlık miktarını (y_i) belirleyen faktörler analiz edilmek istendiğinde, örnekleme dahil edilen tüm yetişkinlerin çocuğu olmayacağından y_i her bir birey için gözlenemeyecektir. Bu nedenle, z_i gibi bir kategorik değişken tanımlanarak bireylerin ebeveyn olma olasılığı da dikkate alınmalıdır. Burada, bir önceki bölümdeki iki parçalı model gibi, iki aşamalı bir tahminin gerekliliği doğmaktadır. İlk aşamada, bireylerin ebeveyn olma olasılığı yani z_i değişkeni analiz edilerek, ikinci aşamada z_i değişkenine şartlı olarak y_i değişkeninin beklenen değeri hesaplanır. İki aşamalı modelleme nedeniyle burada w_i ve x_i gibi iki açıklayıcı değişken seti söz konusu olmaktadır. w_i yetişkinlerin ebeveyn olma olasılıklarını etkileyen açıklayıcı değişkenleri, x_i ise y_i 'yi açıklayan değişkenleri temsil etmektedir. Örnek seçim modellerinin bu yapısı nedeniyle kimi çalışmalarda örnek seçim modelleri sansürlü regresyon modellerinin bir çeşidi olarak ele alınmaktadır. Örnek seçim modellerinin bağımlı değişkeninde de bir sınırlama meydana gelmekte ve burada sansürlenmenin başka bir değişkene bağlı olduğu ifade edilmektedir (Breen 1996: 3).

İkinci tip Tobit modelleri sınıfında yer alan Heckman'ın örnek seçim modeli (Heckman's sample selection model) Heckman (1979) çalışmasında geliştirilmiş olup probit modeline benzerliği sebebiyle Heckit modeli olarak da isimlendirilmektedir. Heckman'ın örnek seçim modelinin ekonometrik araştırmalarda ilk kullanımı Gronau (1974) çalışmasına kadar uzanmaktadır. Heckman, anakütleden seçilen örneklem tesadüfi olarak seçilmemesi durumunda tanımlama hatası yapılacağını ve EKK tahmincilerinin sapmalı ve tutarsız olacağını ileri sürmüştür. Örneğin, ücret denklemlerinin analizinde tüm anakütleden yalnızca pozitif ücret bildiren çalışan bireyler seçildiğinde, eğer örneklem tesadüfi olarak seçilmez ise örnek seçim hatası yapılacaktır. Bu durumda, EKK tahmincileri sapmalı ve tutarsız olma eğiliminde olacaktır. Bu örnek seçim sapmasını düzeltmek için Heckman (1979) örnek seçim sapmasını düzelten iki aşamalı bir model tahmin prosedürü önermiştir. Örnek seçim modelinin ilk aşamasında bağımlı değişkeni kesikli yapı gösteren logit veya probit modeli tahmin edilerek z_i tesadüfi değişkeninin gerçekleşme olasılığı belirlenir. Heckman örnek seçim modeli ilk aşamada, ters Mills

oranı veya seçicilik terimi (selectivity term) olarak da isimlendirilen ek bir değişkeni modele dahil eder. İkinci aşamada ise bağımlı değişkeni sansürlü ve sürekli yapı gösteren model bir önceki aşamadan hesaplanan ters Mills oranı modele ek açıklayıcı değişken olarak dahil edilerek EKK ile tahmin edilir. Bu sayede, örnek seçim sapması giderilir. Heckman örnek seçim modelinin tahmin mekanizması teorik olarak aşağıdaki denklemlerde açıklanmıştır (Greene 2003: 782).

$$z_i = w_i' \gamma + u_i \quad (2.14)$$

$$y_i = x_i' \beta + \varepsilon_i \quad (2.15)$$

Burada, z_i değişkeni daha önce açıklandığı gibi kesikli yapı gösteren bir değişkendir. Ücret denklemi örneğini ele alırsak, bireylerin ücretlerini tahmin ederken çalışmayan bireylerin ücretleri sıfır olacak ve bağımlı değişken sansürlenecektir. Sansür dikkate alınmaz ise EKK tahmincileri sapmalı ve tutarsız olacağından ilk olarak z_i değişkeni ile tüm örnekleme bireylerin işgücüne katılma olasılıkları ters Mills oranı ile tahmin edilir. Ardından, işgücüne katılan bireyler için kesikli regresyon modeli ile ücret denklemi tahmin edilerek sansürleme dikkate alınarak ve örnek seçim sapması giderilir. İlk aşamada, ek açıklayıcı değişken olarak ters Mills oranının eklenmesi ücret modeli için seçilmeyen bireyler nedeniyle meydana gelen örnek seçim sapmasının ölçülmesi mümkün olmaktadır (Dolton, Makepeace 1986: 320). Dolayısıyla, ters Mills oranı sayesinde örnek seçim sapmasının olup olmadığı analiz edilebilir.

Bir önceki bölümde açıklanan iki parçalı modeller, Heckman örnek seçim modeline benzemektedir. Ancak, iki parçalı modeller ikinci kısımda yer alan model tahminine ters Mills oranını içermemektedir. Bu nedenle, iki parçalı modeller örnek seçim sapması sorununu gidermemekte ve bu durumda sapmalı tahminler üretmektedir (Humphreys 2013: 6).

Bu çalışmada yatay kesit verileri için örnek seçim modelleri sansürlü regresyon modelleri altında ele alınmasına karşılık kimi çalışmalarda sansürlü regresyon modellerinden bağımsız olarak ele alınmaktadır. Bunun nedeni, sansürlemenin sıfır noktasına meydana gelmesi durumunda ilk kısımdaki kategorik bağımlı değişkenli modelin sıfır değerini almasını belirleyen olgudur. Dolayısıyla, burada bağımlı değişkenin neden sıfır değerini aldığı belirleyicidir. Eğer, sıfır noktasında sansürlenme bireyin tercihi veya seçimine göre gerçekleşiyorsa Tobit modellerinden iki parçalı model tercih edilmelidir. Buna karşılık, sıfır noktasında sansürlenme verinin gözlenememesinden, gözlemin o özelliği taşımamasından veya anket süresinin belirlenen davranışı dahil edememesinden kaynaklanıyorsa örnek seçim modelleri tercih edilmelidir (Humphreys 2013: 6). Örnek seçim modeli ile sansürlü regresyon modelinin temel fark, örnek seçim modelinin sansürlemeyi farklı faktörlerin belirlemesine müsaade etmesidir. Bu nedenle, örnek seçim modeli z_i gibi ek bir değişken içeren iki indeksli (aşamalı) bir modeldir (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 387). Dolayısıyla, örnek seçim modellerinde ne olursa olsun sıfır gözlemlerinin değişme olasılığı gözlenemezken, iki parçalı modellerde belli koşullar altında sıfır gözlemlerinin değişme olasılığı gözlenebilir.

2.1.3.2.2. Üçüncü Tip Tobit Modeli

Tablo 1’de sınıflandırılan üçüncü tip Tobit modelini teorik olarak açıklamak için aşağıdaki regresyon modelleri oluşturulmuştur (Amemiya 1984: 30).

$$y_{1i}^* = x_{1i}' \beta_1 + \varepsilon_{1i} \quad (2.16)$$

$$y_{2i}^* = x_{2i}'\beta_2 + \varepsilon_{2i} \quad (2.17)$$

$$y_{1i} = \begin{cases} y_{1i}^* > 0 \Rightarrow y_{1i} = y_{1i}^* \\ y_{1i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{1i} = 0 \end{cases} \quad (2.18)$$

$$y_{2i} = \begin{cases} y_{2i}^* > 0 \Rightarrow y_{2i} = y_{2i}^* \\ y_{2i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{2i} = 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

Heckman (1974) çalışmasında geliştirilen üçüncü tip Tobit modelinde, y_{1i} ve y_{2i} olmak üzere iki bağımlı değişken vardır ve bu iki bağımlı değişken y_{1i}^* ve y_{2i}^* gizil değişkenleri nedeni ile sansürlenmiştir. Buna göre Denklem 2.16 ve 2.17'deki regresyon modellerinde, Denklem 2.18 ve 2.19'da ifade edildiği gibi, sıfır noktasında sansürleme olduğu varsayılırsa, y_{1i}^* 'in sıfırdan büyük olması durumunda $y_{1i} = y_{1i}^*$ ve $y_{2i} = y_{2i}^*$ olacaktır. Diğer durumlarda ise değişkenler sıfıra eşittir. Üçüncü tip Tobit modelinin ikinci tip Tobit modelinden farkı, seçim değişkeni olarak tanımlanan y_{1i} 'nin kesikli yerine sürekli yapıda olması ve y_{1i}^* 'in sıfırdan büyük olması durumunda y_{2i}^* 'nin yanı sıra y_{1i}^* 'in de gözlenebiliyor olmasıdır.

2.1.3.2.3. Dördüncü Tip Tobit Modeli

Dördüncü tip Tobit modeli, üçüncü tip Tobit modelinin genelleştirilmiş halidir ve bu modelde y_{1i} , y_{2i} 'nin yanı sıra y_{3i} olmak üzere ek bir değişken olup üç bağımlı değişken söz konusudur. Bu bağımlı değişkenlerin tümü sansürlenmiştir. İlgili bağımlı değişkenler ve sansür yapıları, aşağıdaki denklemlerdeki gibi tanımlanabilir.

$$y_{1i}^* = x_{1i}'\beta_1 + \varepsilon_{1i} \quad (2.20)$$

$$y_{2i}^* = x_{2i}'\beta_2 + \varepsilon_{2i} \quad (2.21)$$

$$y_{3i}^* = x_{3i}'\beta_3 + \varepsilon_{3i} \quad (2.22)$$

$$y_{1i} = \begin{cases} y_{1i}^* > 0 \Rightarrow y_{1i} = y_{1i}^* \\ y_{1i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{1i} = 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

$$y_{2i} = \begin{cases} y_{2i}^* > 0 \Rightarrow y_{2i} = y_{2i}^* \\ y_{2i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{2i} = 0 \end{cases} \quad (2.24)$$

$$y_{3i} = \begin{cases} y_{3i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{3i} = y_{3i}^* \\ y_{3i}^* > 0 \Rightarrow y_{3i} = 0 \end{cases} \quad (2.25)$$

Denklemlere göre, y_{1i}^* 'in sıfırdan büyük olması durumunda $y_{1i} = y_{1i}^*$ ve $y_{2i} = y_{2i}^*$ olacak, buna karşılık y_{1i}^* 'in sıfıra eşit veya sıfırdan küçük olması durumunda $y_{3i} = y_{3i}^*$ olacaktır. Bu durumda, bağımlı değişken hem alttan hem üstten sansürlenecektir. Dördüncü tip Tobit modellerine iktisadi örnek olarak Kenny vd. (1979) çalışması gösterilebilir. Bu çalışmada, üniversite eğitimi alan ve almayan bireyler arasındaki ücret farklılıkları analiz edilmiştir. Modelde, y_{1i} eğitim alınan yıl sayısını, y_{2i} üniversite eğitimi alan bireylerin gelirlerini, y_{3i} üniversite eğitimi almayan bireylerin gelirini temsil etmektedir. Bu model ve sansür yapısı, dördüncü tip Tobit modeline uyum göstermektedir.

2.1.3.2.4. Beşinci Tip Tobit Modeli

Beşinci Tobit modeli, dördüncü Tobit modelinde yer alan y_{1i}^* denkleminin yer almadığı ve sadece y_{1i} 'in işaretinin gözlendiği bir uzantısıdır. Bu nedenle, beşinci Tobit modelinde dördüncü Tobit modeline benzer olarak üç bağımlı değişken yapısı vardır. Dolayısıyla, Denklem 2.20, 2.21 ve 2.22'de tanımlanan modeller, beşinci tip Tobit modeli için de geçerlidir. Bahsedilen modellerden hareketle beşinci tip Tobit modeli ve yapısı aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{1i}^* > 0 \Rightarrow y_{2i} = y_{2i}^* \\ y_{1i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{2it} = 0 \end{cases} \quad (2.26)$$

$$y_{3it} = \begin{cases} y_{1i}^* \leq 0 \Rightarrow y_{3i} = y_{3i}^* \\ y_{1i}^* > 0 \Rightarrow y_{3i} = 0 \end{cases} \quad (2.27)$$

Beşinci tip Tobit modelinde, dördüncü Tobit modelinden farklı olarak y_{1i}^* 'in sıfırdan büyük olması durumunda $y_{2i} = y_{2i}^*$ olacak, y_{1i}^* 'in sıfıra eşit veya sıfırdan küçük olması durumunda $y_{3i} = y_{3i}^*$ olacaktır. Beşinci tip Tobit modeli, temel olarak ikinci tip Tobit modelinin genelleştirilmesi ile oluşturulmuştur.

2.1.3.3. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modellerinde Marjinal Etkiler

Sansürlü yatay kesit regresyon modellerinin tahmininden elde edilen katsayılar, diğer sınırlı bağımlı değişkene sahip regresyon modellerinde olduğu gibi doğrudan yorumlanamamaktadır. Bunun nedeni, bağımlı değişkenin yapısının sınırlandırılması ve değişim göstermesidir. Tahmin edilen katsayıların yorumlanabilmesi için marjinal etkilerin hesaplanması gerekmektedir. Türev alma işleminden hareketle hesaplanan marjinal etkiler, tahmincilerdeki değişikliklerin bağımlı değişkeninin koşullu ortalaması üzerindeki etkisini ifade etmektedir (Cameron, Trivedi 2005: 541). Başka bir deyişle, marjinal etkiler modelde yer alan diğer açıklayıcı değişkenlerin etkilerinin sabit olması durumunda marjinal etkisi hesaplanan açıklayıcı değişkendeki değişimin bağımlı değişken üzerindeki değişimini temsil etmektedir (Kömüryakan, Çağlayan-Akay 2022: 792).

Bilindiği gibi, sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde y_i^* olarak tanımlanan bir gizil değişken ve bu gizil değişkenin bazı koşulları sağlaması durumunda gözlenebilen y_i bağımlı değişkeni söz konusudur. Buna bağlı olarak, sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde üç potansiyel beklenen değer hesaplanabilir (Greene 2003: 764). Benzer şekilde, sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde gizil bağımlı değişken, sansürlü gözlemler ve sansürlü ve sansürlü tüm gözlemler için üç ayrı marjinal etki belirlenebilir. Sıfır noktasında soldan sansür olması durumunda marjinal etkiler aşağıdaki denklemler ile hesaplanabilir (Cameron, Trivedi 2005: 542).

$$y_i^* \text{ için } \frac{\partial E[y^*|x]}{\partial x} = \beta \quad (2.28)$$

$$y_i^* > 0 \text{ için } \frac{\partial E[y, y > 0|x]}{\partial x} = \beta \left\{ 1 - \frac{\phi' \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)}{\Phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)} \left[\frac{x'\beta}{\sigma} + \frac{\phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)^2}{\Phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)^2} \right] \right\} \quad (2.29)$$

$$y_i^* > 0 \text{ ve } y_i^* \leq 0 \text{ için } \frac{\partial E[y|x]}{\partial x} = \Phi\left(\frac{x'\beta}{\sigma}\right)\beta \quad (2.30)$$

Denklemlerde $\phi(\cdot)$ yoğunluk fonksiyonunu ve $\Phi(\cdot)$ kümülatif yoğunluk fonksiyonunu temsil etmektedir⁴. Denklem 2.28, 2.29 ve 2.30'dan hareketle hesaplanan marjinal etkiler, diğer açıklayıcı değişkenlerin etkisi sabit tutulduğunda, x açıklayıcı değişkenindeki bir birimlik değişimin sırasıyla gizil bağımlı değişken, sansürlenmemiş (budanmış) bağımlı değişken ve sansürlenmiş ve sansürlenmemiş bağımlı değişken üzerindeki etkisini ifade etmektedir.

Marjinal etkilerin yorumlanması için çalışan bireylerin performanslarının incelendiği bir örnek ele alınırsa, β , x açıklayıcı değişkeninin değişimindeki potansiyel etkiyi hesaplar ve bu sayede çalışma arzusu üzerindeki etkiyi temsil eder. Denklem 2.29'dan hareketle hesaplanan marjinal etki ise hali hazırda çalışan bireyler üzerindeki etkiyi hesaplayarak katılım etkisini ifade etmektedir. Denklem 2.30 ile hesaplanan marjinal etki ise çalışan ve çalışmayan bireyler üzerindeki gözlenen etkiyi temsil etmektedir (Lee 2010: 213). Hesaplanan marjinal etkilerden hangisinin hesaplanıp yorumlanacağı araştırmanın amacına bağlı olarak değişim gösterebilir.

2.1.3.4. Sansürlü Yatay Kesit Regresyon Modellerinin Uygulama Alanları

Güncel ekonometrik literatürde, regresyon modelleri tahmin edilirken verideki sansür durumunu ilk ele alan çalışma Tobin (1958) çalışmasıdır. İktisadi analizlerde karşılaşılan sansürlü verileri dikkate alan öncü çalışmaların birkaçı izleyen açıklamalarda özetlenmiştir (Amemiya 1984: 8; Greene 2003: 761-762). Fair (1977, 1978) sansürlü verilere ilginç bir bakış açısı kazandırarak evlilik dışı ilişkileri analiz eden bir çalışmada verilerin sansürlü yapıda olacağını öne sürmüştür. Fair'e göre, bireylerin evlilik dışı ilişki yaşamalarını etkileyen faktörler analiz edilirken, evlilik dışı ilişki yaşamayan bireyler için böyle bir sayı söz konusu olmayacağı için veri sansürlenecektir. Witte (1980) hapisneden çıkan bireylerin tekrar işledikleri suç sayılarını analiz ederek bu veri yapısının sansürlü olduğunu öne sürmüştür. Tatil harcamalarını analiz eden Melenberg ve Van Soest (1996) çalışması ise tatil yapmayan hanehalklarının herhangi bir tatil harcaması olmayacağını belirterek veri yapısının sansürlü olduğunu belirlemişlerdir. Bu öncü uygulamalı çalışmalar dışında, miras (Adams 1980), beklenen emeklilik yaşı (Kotlikoff 1979), işsizlik süresinin çalışma süresine oranı (Ashenfelter, Ham 1979), verilen sadaka (Reece 1979), yıllık çalışılan gün sayısı (Rosenzweig 1980) gibi bağımlı değişkenlerin de sansürlü veri yapısında olduğunu öne süren çalışmalar mevcuttur. Sansürlü regresyon modellerine diğer örnekler ise dayanıklı mallara yapılan harcamalar ve bir firmanın doğrudan yabancı yatırım miktarı şeklinde sıralanabilir (Verbeek 2004: 218). Literatür araştırmasından gözlemlendiği gibi, sansürlü veri yapısı iktisadi ve sosyal araştırmalarda oldukça geniş bir yer kaplamaktadır.

⁴ Genellikle fonksiyon gösterimlerinde yoğunluk fonksiyonu $f(\cdot)$ ile temsil edilirken kümülatif yoğunluk fonksiyonu $F(\cdot)$ ile temsil edilmektedir. Normal dağılım söz konusu olduğunda ise $\phi(\cdot)$ ve $\Phi(\cdot)$ gösterimlerinden yararlanılır. Bu fonksiyonlar arasında $f(z) = F'(z) = \frac{\partial F(z)}{\partial z}$ ilişkisi söz konusudur (Greene 1999: 44).

2.2. Panel Regresyon Modelleri

Panel veri ekonometrisi, geçmişini en az 1950'ye kadar uzanan, bugün ekonometride en heyecan verici araştırma alanlarından biridir.

Nerlove, Sevestre ve Balestra (2008: 22)

Bu bölüm, üç alt bölüm şeklinde yapılandırılmıştır. İlk alt bölümde, panel regresyon modelleri sansürlü panel veri çerçevesinde sınıflandırılacaktır. İkinci alt bölümde ise panel verideki sansürü dikkate almayan klasik panel regresyon modelleri açıklanacaktır. Üçüncü alt bölümde, sansürlü panel verileri tahmin etmek için geliştirilen sansürlü panel regresyon modellerine değinilecektir.

İlk bölümde tanımlandığı üzere panel veri seti, zaman içerisinde birden fazla birimin değerlerini içeren veri setidir (Hsiao 2014: 1). Panel veri, birden fazla kez ölçülen birimler arasındaki ve birimler içindeki ilişkileri dikkate alması sayesinde önemli avantajlar sunmakta ve iktisadi ve ekonometrik araştırmalar başta olmak üzere neredeyse tüm alanlarda önemli bir rol oynamaktadır. Panel verileri modellemek ve tahmin etmek için oluşturulan regresyon modelleri, panel regresyon modelleri olarak isimlendirilir. Panel regresyon modellerinin en genel gösterimi aşağıdaki gibi yapılabilir.

$$y_{it} = \alpha_{it} + x'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \quad (2.31)$$
$$i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

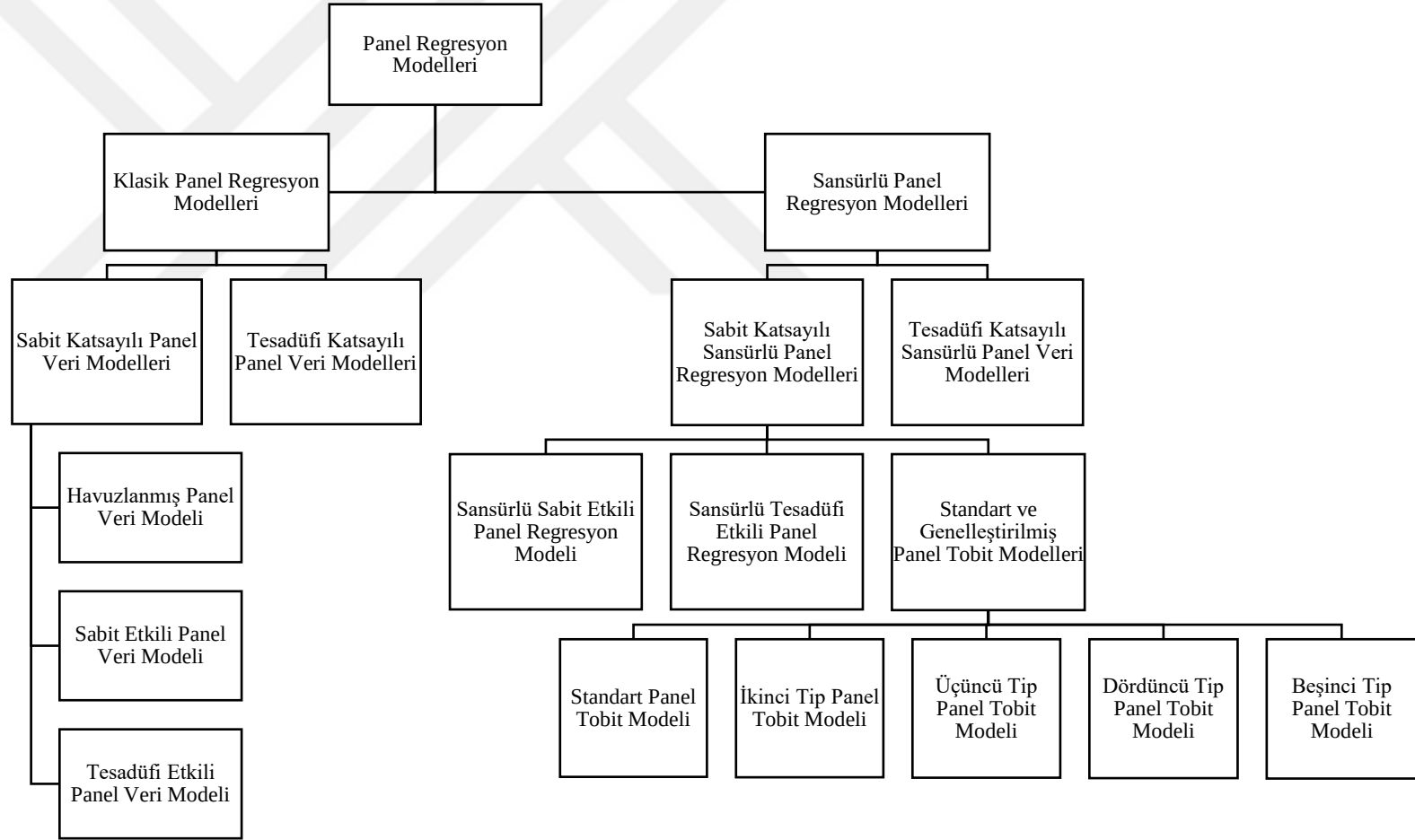
Panel regresyon modelindeki α_{it} sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve ε_{it} hata terimini ifade etmektedir. Panel regresyon modeli, yatay kesit ve zaman serilerinden farklı olarak hem yatay kesit hem de zaman boyutu içermesi nedeni ile i ve t olmak üzere iki indise sahiptir. Panel regresyon modelindeki i indisi birey, hanehalkı, firma veya ülke gibi birimleri temsil ederken t indisi gün, hafta, ay veya yıl gibi zaman dönemini ifade etmektedir (Baltagi 2005: 11). Panel verinin yapısı gereği, panel regresyon modeli ile N birim ile T gözlemin çarpımından oluşan $N \times T$ kadar gözlem analiz edilmektedir.

Panel regresyon modellerinin, yatay kesit ve zaman serisi modellerine göre sağladığı bazı avantajlar söz konusudur. Panel verilerde, verinin doğası gereği büyük örneklem analiz edildiğinden serbestlik derecesinin artmasına bağlı olarak modellerin geçerliliği için varsayımlar daha az kısıtlayıcı olmaktadır. Bu sayede, model parametreleri daha doğru tahmin edilerek ekonometrik tahminlerin verimliliği artmaktadır (Hsiao 2014: 4). Bu nedenle, panel regresyon modellerinin parametre tahminleri, daha küçük örneklem verilerini analiz eden yatay kesit ve zaman serilerine göre daha güvenilir olmaktadır. Panel verinin sağladığı büyük örneklem hacmi, araştırmacılara serbestlik derecesini arttırarak daha özgür bir çalışma alanı sağlayıp parametrelerin sapmasız tahmincilerinin elde edilmesini mümkün kılmaktadır. Örneklem hacminin artmasının bir diğer avantajı ise veride yüksek derecede heterojenlik (değişkenlik) bilgisi olması ve bu sayede çoklu doğrusal bağıllık probleminin önüne geçilmesidir. Dolayısıyla, panel verinin yapısı araştırmacılara birimlerin zamana göre değişimlerini inceleme fırsatı vermekte ve gözlenemeyen heterojenliğin varlığını kontrol edilmesine ve modele dahil edilmesine imkan sağlamaktadır (Kyriazidou 2001: 543). Bu noktada, panel regresyon modellerini yatay kesit ve zaman serisi modellerinden ayıran en önemli fark panel verinin yapısı gereği bir birimin birden fazla zaman dönemi boyunca izlenmesi ile gözlenemeyen heterojenliği kontrol etme imkanı sağlamasıdır (Honoré, Kyriazidou, Powell 2000: 342). Bu sayede panel veri, daha karmaşık iktisadi ilişkilerin incelenmesinde önemli rol oynamaktadır.

2.2.1. Panel Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması

Denklem 2.28’de tanımlanan panel regresyon modeli matematiksel olarak yüksek çoklu doğrusal bağıllık ve serbestlik derecesi problemleri nedeni ile tahmin edilemese de panel regresyon modellerini tanımlamak için kullanılmaktadır. Bu panel regresyon modelinin tahmin edilebilmesi için bazı varsayım ve kısıtlamalara ihtiyaç duyulmaktadır. Oluşturulan varsayım ve kısıtlamalara göre panel regresyon modelleri sınıflandırılmaktadır. Panel regresyon modellerinin klasik ve sansürlü modeller çerçevesinde sınıflandırılması Şekil 6’da yer almaktadır.





Şekil 6: Panel Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Panel verideki sansür durumunu dikkate almayan klasik panel regresyon modelleri, birim ve/veya zaman etkilerinin modele dahil edilmesi ve eğim parametrelerinin sabit veya tesadüfi olmasına göre gruplara ayrılmaktadır. Panel regresyon modelinde birim ve zaman etkilerinin gözlenmediğine karar verildiyse birim ve zaman etkilerini içermeyen havuzlanmış (pooled) panel regresyon modeli tahmin edilmektedir. Ancak, panel regresyon modelinde birim ve zaman etkilerinin göz ardı edilmesi analiz edilen açıklayıcı değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki nedensel ilişkinin çıkarımını zorlaştırmaktadır (Harding, Lamarche 2009: 133). Bu nedenle, birim ve zaman etkilerini içermeyen model uygulamalı literatürde nadiren karşılaşılan bir model türüdür. Birim ve/veya zaman etkilerini dikkate alan klasik panel regresyon modelleri sabit katsayılı ve tesadüfi katsayılı panel regresyon modelleri olarak sınıflandırılabilir. Sabit katsayılı panel regresyon modellerinde eğim katsayılarının tüm birimler için aynı olduğu varsayılır. Tesadüfi katsayılı panel regresyon modelleri ise tüm birimlerin aynı eğim katsayısına sahip olmadığı ve veride heterojenlik olduğu durumlarda tahmin edilir. Bu modelde, her bir birimin kendine has bir eğim parametresi olmasına izin verilir. Sabit ve tesadüfi katsayılı panel regresyon modelleri arasından seçim yapmak için Swamy (1970) tarafından geliştirilen homojenlik testinden yararlanılabilir⁵.

Önceki bölümde bahsedildiği gibi, panel regresyon modellerinin en önemli avantajı gözlenemeyen heterojenliği kontrol edebilmesidir. Bu bağlamda, yatay kesit ve zaman serisi regresyon modellerinde modele dahil edilemeyen bu etkiler panel regresyon modellerinde modele dahil edilir ve bu etkilerin kontrol edilmesine imkan sağlanır. Gözlenemeyen heterojenlik olarak da isimlendirilen bu etkilerden biri *birim etkisi* (individual effects, individual-specific) olarak ifade edilir. Birim etkisi, panel veride yer alan her bir birimin kendine has özelliklerini yansıtan değişkenler olarak tanımlanmaktadır (Baltagi 2005: 11). Bu etkilerin zaman içinde sabit olması durumunda birim etkiler bir sabit etki ile yakalanarak panel regresyon modeline dahil edilebilir (Chay, Honoré 1998: 27). Dolayısıyla birim etkiler, birimlere göre değişirken zamana göre sabit kalmaktadır. Sabit etkiler ile zaman içinde değişmeyen ve birimlere özgü bir etki kastedilmektedir. Bu etkiler, zamana göre değişmeyen (time-invariant) etkiler olarak da tanımlanabilir. Panel veride yer alan birimlerin farklı tercihleri, karakteristik özellikleri veya davranışlarından kaynaklanan birim etkileri, nitel olan doğaları nedeni ile gözlenemezler. Bu nedenle, gözlenemeyen heterojenlik olarak da isimlendirilebilirler. Panel verilerde gözlenemeyen bu heterojenlik, modele dahil edilmeyen açıklayıcı değişkenlerden veya genetik, çevresel, sosyal ve/veya ekonomik faktörlere bağlı olarak ölçülen açıklayıcı değişkenlerin bağımlı üzerindeki farklı etkisinden kaynaklanmaktadır (Marino, Farcomeni 2015: 233-234). Birimlere özgü parametreleri ifade eden birim etkiler, bu bireysel özellikleri verimli bir şekilde tanımlamaktadır. Diğer yandan, gözlenemeyen bu etkilerin panel regresyon modeline dahil edilmeyerek kontrol altına alınmaması sapmalı ve tutarsız tahmincilere neden olmaktadır (Kyriazidou 1997: 1336). Birim etkisine örnek olarak, panel veride yer alan bireylerin doğum yılları, cinsiyetleri, davranışları, kuralları, tercihleri ve yetenekleri, firmaların kuruluş yerleri, sektörleri, teknik olarak güçleri ve yönetim kabiliyetleri gösterilebilir (Biørn 2017: 2).

Panel regresyon modellerinde modele dahil edilebilen bir diğer etki ise *zaman etkisi* (time effects, time specific) olarak bilinir. Zaman etkisi panel veride analiz edilen her bir zaman diliminin kendine has özelliklerini yansıtan değişken olarak ifade edilir. Dolayısıyla, zaman etkisi değişkeni, birim etkisi

⁵ Klasik panel regresyon modellerinden sabit ve tesadüfi katsayılı panel regresyon modellerine yönelik daha detaylı açıklamalar için bkz. Kömürçyan (2019).

değişkeninin aksine, birimlere göre sabit kalan ancak zamana göre değişim gösteren bir değişkendir. Zaman etkisine örnek olarak, ücretler, faiz oranları, vergi oranları gibi makro iktisadi değişkenler ve belli dönemlerde doğal afetler veya iktisadi değişiklikler sebebi ile meydana gelen değişiklikler gösterilebilir. Panel regresyon modellerinin sınıflandırılmasında, bu etki veya etkilerin modele dahil edilip edilmemesi veya dahil edilme şekli önem kazanmaktadır. Sabit katsayılı panel regresyon modelleri, birim ve/veya zaman etkilerini modele dahil ederken bu etkilerin sabit veya tesadüfi olmasına göre sabit etkili (fixed effects) ve tesadüfi etkili (random effects) panel regresyon modelleri olarak gruplandırılır⁶. Sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri arasından tercih yapmak için Hausman (1978) çalışmasında literatüre kazandırılan ve daha sonra panel veriye uyarlanan Hausman testinden yararlanılabilir.

Sınıflandırılan klasik panel regresyon modelleri, panel veri yapısında meydana gelebilecek olan sansürü dikkate almamaktadır. Bilindiği gibi, verideki sansür dikkate alınmadan tahminlerin gerçekleştirilmesi durumunda sapmalı ve tutarsız tahminler elde edilmektedir. Klasik panel regresyon modellerinin aksine verideki sansürü dikkate alarak sapmasız ve tutarlı tahminler elde edilmesini sağlayan panel regresyon modelleri, sansürlü panel regresyon modelleri olarak isimlendirilir. Bu modeller, klasik panel regresyon modellerine benzer olarak sansürlü sabit ve tesadüfi katsayılı panel regresyon modelleri olarak sınıflandırılabilir. Sansürlü sabit ve tesadüfi⁷ katsayılı panel regresyon modellerinde yapı klasik panel regresyondaki yapıya benzese de bu modellerde bağımlı değişkende var olan sansür dikkate alınmaktadır (Abrevaya, Shen 2014).

Sansürlü sabit katsayılı panel regresyon modelleri, sansürlü sabit etkili, sansürlü tesadüfi etkili ve standart ve genelleştirilmiş Tobit modelleri olarak sınıflandırılabilir. Sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri, modele dahil edilen birim ve/veya zaman etkilerinin sabit olduğunu varsayarken, sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelleri bu etkilerin tesadüfi olduklarını varsaymaktadır. Standart ve genelleştirilmiş Tobit modelleri ise Tobin'in yatay kesit verileri için geliştirdiği standart Tobit modelinin ve bu modelin genelleştirilmiş versiyonlarının panel regresyona göre uyarlanmış versiyonları olarak tanımlanabilir. Bu tezin kapsamını panel kantil regresyon yöntemi oluşturduğundan, izleyen alt bölümlerdeki klasik ve sansürlü panel regresyona ilişkin açıklamalar sabit katsayılı panel regresyon modelleri ile sınırlandırılmıştır.

2.2.2. Klasik Panel Regresyon Modelleri

Şekil 6'da sınıflandırılan klasik panel regresyon modellerin tahmininden elde edilen sonuçların geçerli ve güvenilir olabilmesi için sağlanması gereken bazı varsayımlar söz konusudur. Bu varsayımlar, sınıflandırılan modellere göre değişim gösterebilmekle birlikte bazı varsayımlar tüm klasik panel regresyon modelleri için geçerlidir. Bu varsayımlar, panel hata teriminin sıfır ortalama ve sabit varyans ile normal dağılması, bağımsız değişkenin tesadüfi değişken olmaması, panel hata terimlerinde otokorelasyon olmaması, çoklu doğrusal bağıllık olmaması ve yatay kesit bağımlılığı olmaması varsayımları olarak sıralanabilir. Panel regresyon modellerinde, yatay kesit ve zaman serisi modellerine

⁶ Panel regresyon modellerinde, birim ve zaman etkileri aynı anda modele dahil edilmesi durumunda çift yönlü (two-way) panel regresyon modelleri, birim veya zaman etkilerinden biri modele dahil edilmesi durumunda tek yönlü (one-way) panel regresyon modelleri tahmin edilmektedir.

⁷ Sansürlü tesadüfi katsayılı panel regresyon modelleri hakkında daha detaylı bilgi için bkz. Abrevaya ve Shen (2014).

ek olarak yatay kesit bağımlılığı olarak adlandırılan ve sapmaların hem zaman hem de birim boyutunda ortaya çıkma durumunu ifade eden bir varsayım söz konusudur. Bu varsayım, birimlerin birbirine bağımlı olmama durumunu ifade etmektedir. Dolayısıyla, veri yapısının farklılık göstermesi nedeni ile panel regresyon modellerinde yatay kesit ve zaman serisi modellerinden farklı olarak sağlanması gereken ek bir varsayım mevcuttur. Klasik yatay kesit regresyon modellerinde olduğu gibi, klasik panel regresyon modellerinde de normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının sağlanmaması uygulamalı araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan bir durumdur. Bu varsayımların sağlanmaması durumunda tahminciler EİDS olma özelliğini yitirir ve gerekli istatistiksel testler ve aralık tahminleri gerçekleştirilemez. Dolayısıyla, varsayımlardan sapma olması durumunda parametre tahmini ve çıkarımlar üzerinde potansiyel etkiler söz konusudur. Tüm bu varsayımların yanı sıra klasik panel regresyon modelleri veri yapısındaki sansürü dikkate almamaktadır.

Klasik panel regresyon modelleri sabit ve tesadüfi etkili modeller olarak iki gruba ayrılabilir. Sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modellerinin temel farkı, tesadüfi etkiler modelinin birim ve/veya zaman etkileri model dışı bırakmadan hata terimi içerisinde tesadüfi bir değişken olarak modele dahil ederken sabit etkiler modelinin birim ve/veya zaman etkilerini modelden eleyecek şekilde dönüşüm uygulamasıdır. Bu farkın ortaya çıkardığı sonuç, sabit etkili modelin bu etkileri model dışı bırakması sayesinde daha az kısıtlayıcı varsayıma sahip olması iken tesadüfi etkili modelin bu etkileri modele dahil etmesi nedeni ile daha katı varsayıma sahip olmasıdır. Bahsedilen varsayım, modele dahil edilen birim ve/veya zaman etkilerinin açıklayıcı değişkenler ile olan ilişkisine dayanmaktadır. Birim ve/veya zaman etkilerinin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmaması durumunda katı dışsallık olarak ifade edilen varsayım sağlanır ve EİDS tahminciler elde edilir.

2.2.2.1. Sabit Etkili Panel Regresyon Modelleri

Sabit katsayılı panel regresyon modellerinden olan sabit etkili panel regresyon modellerinde, birimlere veya zamana göre farklılıklar, başka bir deyişle birim veya zaman heterojenliği modele sabit bir parametre kullanılarak dahil edilmektedir (Frees 2004: 18). Panel verinin, iktisadi ve ekonometrik araştırmalardaki ilk kullanımlarından biri üretim fonksiyonlarının tahminidir. Üretim fonksiyonlarının panel veri kapsamında tahmin edilmesi esnasında her bir ürüne özgü gözlenmeyen etkilere izin verilmesi zorunluluğunun ortaya çıkması panel regresyon literatürüne sabit etkili panel regresyon modellerini kazandırmıştır (Maddala 1987: 308). Tek ve çift yönlü sabit etkili panel regresyon modelleri sırasıyla,

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_i + x'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_i &= \alpha + \mu_i \end{aligned} \quad (2.32)$$

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_t + x'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_t &= \alpha + \lambda_t \end{aligned} \quad (2.33)$$

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_{it} + x'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_{it} &= \alpha + \mu_i + \lambda_t \end{aligned} \quad (2.34)$$

şeklinde tanımlanabilir. Tanımlanan modellerde $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ olduğu varsayılmıştır ve y_{it} bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, λ_t zaman etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve ε_{it} hata terimini temsil etmektedir. Buna göre, Denklem 2.32, birim sabit etkili modeli,

Denklem 2.33 zaman sabit etkili modeli ifade ederken, Denklem 2.34 birim ve zaman etkilerini içeren çift yönlü sabit etkili modeldir.

Birim ve/veya zaman etkilerinin sabit olması ile birim ve/veya zaman etkilerinin modelin sabit terimi içerisinde yer alarak sistematik olmasını ifade edilmektedir. Dolayısıyla, eğer birimler arası ve/veya zamana göre değişim sistematik ise sabit etkili modellerin tahmin edilmesi uygundur. Sabit etkili modellerin tahmininde, ilk farklar, kukla değişkenli EKK, grup içi veya gruplar arası tahmin yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tahmin yöntemleri arasında literatürde en sıklık kullanılan grup içi tahmin yöntemidir. Temel olarak ortalamadan fark alma işlemi ve bu sayede birim ve/veya zaman etkilerinin modelden düşürülmesine dayanan grup içi tahmincisi,

$$\hat{\beta}_{FE} = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \ddot{x}_{it}' \ddot{x}_{it} \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \ddot{x}_{it}' \ddot{y}_{it} \right) \quad (2.35)$$

şeklinde tanımlanmaktadır (Wooldridge 2002: 269). Tanımlanan tahmincide $\ddot{y}_{it}$ ve $\ddot{x}_{it}$, sırasıyla bağımlı ve açıklayıcı değişkenin değerlerinden ilgili değişkenin birim ve/veya zamana göre ortalamalarının çıkarılması durumunu ifade eder. Bu sayede, tahmin edilecek olan modelde fark alma işlemine bağlı olarak birim ve/veya zaman etkisi modelden düşürülmektedir. Sabit etkili panel regresyon modellerinde birim ve/veya zaman etkileri ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişki tanımlanmamakta ve kısıtlama koyulmamaktadır. Bu modeller, fark alma operatörüne dayanan tahmin yöntemleri ile kolaylıkla tahmin edilebilir. Bu stratejinin koşullu ortalama için sorunsuz çalışmasının nedeni, ortalama hesabına dayana beklenen değer doğrusal bir operatör olmasına bağlıdır (Abrevaya, Dahl 2008: 381). Panel regresyon modellerinin birimleri firmalar, belirli ülke grupları veya eyaletleri gibi gruplardan oluşması ve analiz kapsamında firma, ülke veya eyalet gruplarına odaklanılması durumunda, bu birimlerin davranışlarını sınırlamayan sabit etkili modellerin tahmin edilmesi uygundur (Baltagi 2005: 12).

2.2.2.2. Tesadüfi Etkili Panel Regresyon Modelleri

Bir diğer sabit katsayılı panel regresyon modeli ise hata bileşeni (error component) modeli olarak da adlandırılan tesadüfi etkili panel regresyon modelleridir. Tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde, sabit etkili modellerin aksine, birim ve/veya zaman etkileri modele tesadüfi bir parametre aracılığı ile dahil edilmektedir (Frees 2004: 72). Tek ve çift yönlü tesadüfi etkili panel regresyon yöntemlerinin gösterimi sırasıyla aşağıdaki gibi yapılabilir.

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha + x_{it}'\beta + V_{it} \\ V_{it} &= \mu_i + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (2.36)$$

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_t + x_{it}'\beta + V_{it} \\ V_{it} &= \lambda_t + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (2.37)$$

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_{it} + x_{it}'\beta + V_{it} \\ V_{it} &= \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (2.38)$$

Tanımlanan modellerde $i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ olduğu varsayılmıştır ve y_{it} bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, λ_t zaman etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları, ε_{it} hata

terimini ve V_{it} bileşik hata terimini temsil etmektedir. Buna göre, Denklem 2.36, birim tesadüfi etkili modeli, Denklem 2.37 zaman tesadüfi etkili modeli ifade ederken, Denklem 2.38 birim ve zaman etkilerini içeren çift yönlü tesadüfi etkili modeldir.

Panel regresyon modellerinde, birim ve/veya zaman etkilerinin sistematik olmaması ve birim ve/veya zaman etkilerinin tesadüfi özellik göstermesi durumunda tesadüfi etkili panel regresyon modelleri tahmin edilir. Tesadüfi etkili modellerde, birim ve/veya zaman etkileri tesadüfi olan hata terimi içerisine dahil edilmektedir (Honoré, Kyriazidou, Powell 2000: 342). Geniş bir anakütleden tesadüfi olarak N adet birimin çekilmesi durumunda tesadüfi etkili model uygun olabilir (Baltagi 2005: 15). Tesadüfi etkili modellerin tahmini için genelleştirilmiş EKK (generalized least squares: GEKK) veya uygulanabilir genelleştirilmiş EKK (feasible generalized least squares: UGEKK) yöntemlerinden yararlanılabilir. GEKK ve UGEKK tahmincileri, Ω varyans-kovaryans matrisini temsil etmek üzere, aşağıdaki denklemlerde tanımlanmıştır (Hsiao 2014: 41).

$$\hat{\beta}_{GEKK} = (\bar{x}'_i \Omega \bar{x}_i)^{-1} (\bar{x}'_i \Omega^{-1} \bar{y}_i) \quad (2.39)$$

$$\hat{\beta}_{UGEKK} = (\bar{x}'_i \hat{\Omega} \bar{x}_i)^{-1} (\bar{x}'_i \hat{\Omega}^{-1} \bar{y}_i) \quad (2.40)$$

Tanımlamaları yapılan tahmincilerin birbirinden farkı, GEKK yönteminde varyans-kovaryans matrisinin bilindiği varsayılırken, UGEKK yönteminde varyans-kovaryans matrisinin bilinmemesi ve tahmin edilmesidir. Bu matrisin tahmin edilmesi için literatürde bazı yaklaşımlar geliştirilmiştir (Frees 2004: 79). Tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde, birim ve/veya zaman etkileri gözlemlerin ve dağılımın doğrusal bir projeksiyonu olarak ele alınmakta ve açıklayıcı değişkenler ile ilişkisiz olduğu varsayılmaktadır (Abrevaya, Dahl 2008: 381). Dolayısıyla, tesadüfi etkili panel regresyon modellerinin, sabit etkili panel regresyon modellerine göre daha katı varsayımları söz konusudur.

2.2.3. Sansürlü Panel Regresyon Modelleri

Birçok araştırmada, analiz edilen bağımlı değişkenin aralıkları genellikle bir şekilde sınırlanmaktadır (Hsiao 2014: 281). Özellikle mikroekonometrik uygulamalarda ilgilenilen bağımlı değişkenin kısmen veya sadece başka bir veri gereksinimi karşılandığında gözlenmesi durumlarına sıklıkla rastlanılmaktadır (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 385). Bu sınırlılık ve koşullar, sansürlü veriyi ortaya çıkarmaktadır. Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, sansürlenmiş bağımlı değişkene sahip regresyon modelleri sınırlı bağımlı değişkenli regresyon modelleri ailesine aittir. Regresyon modellerinin bağımlı değişkeninin sınırlandırılması ve dolayısıyla sansürlenmesi durumu, panel regresyon modellerinde de sıklıkla meydana gelmektedir. Ancak, bir önceki bölümde açıklanan klasik panel regresyon modelleri veride meydana gelen sansürü dikkate almamaktadır.

Sansürlü panel regresyon modellerinin sansürlü yatay kesit regresyon modellerine göre birtakım üstünlükleri söz konusudur. Sansürlü panel regresyon modelleri, önceki bölümde açıklanan büyük örneklem hacmi, heterojenliğin kontrolü, serbestlik derecesi artışı gibi panel verinin sağladığı tüm avantajlara sahiptir. Dolayısıyla, sansürlü panel regresyon modellerinin sansürlü yatay kesit regresyon modellerine karşı üstünlüğü, sansürlü panel regresyon modellerinin değişkenler arasındaki dinamik ilişkileri göz ardı etmeyerek modelleyebilmesidir. Sansürlü panel regresyon modelleri, tahmin sürecinde güçlük yaratan gözlemlenemeyen değişkenleri ortadan kaldırma mekanizması olarak görülürken aslında panel verinin en önemli özelliği birimlerin davranışına dayalı çeşitli ilişkilerin

dinamiklerini tahmin etme olanağı sağlamasıdır. Bu durum, yatay kesit verilerinde genellikle geçerli değildir (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 388-389). Panel veride meydana gelen verinin sansürlenmesi durumu, örneğin anket yolu ile derlenen bir veride bireyin ankete katılmayı reddetmesi veya bazı soruları yanıtlamaması durumunda ortaya çıkar. Yatay kesit verilerinde de meydana gelebilecek bu durum panel veride aynı bireylere birden fazla zaman dönemi boyunca anket yapılacağından daha da şiddetlenmektedir (Baltagi 2005: 219). Dolayısıyla, panel regresyon modellerinde sansürlü veriler ile karşılaşılması, yatay kesit verilere göre daha olasıdır (Kyriazidou 1997: 1335).

Sansürlü panel regresyon modellerinin, önceki bölümlerde açıklanan ve sansürü dikkate almayan klasik panel regresyon modellerine karşı üstünlüğü ise panel veride meydana gelen sansürü dikkate almasıdır. Başka bir deyişle, klasik panel regresyon modelleri, sansürlü panel verilerin söz konusu olması durumunu göz ardı ederek tahmin süreçlerini yürütmektedir. Panel verinin sansürlü yapısı dikkate alınmadan klasik yöntemler ile tahminler gerçekleştirildiğinde üç temel sorun ile karşılaşılır. Bu sorunlardan ilki, verideki sansürlenmenin tahminciye dikkate alınmamasından kaynaklanan tahmincinin yanlış ölçülmesi sorunu iken diğeri sansürlemenin ihmal edilmesinden kaynaklanan ihmal edilmiş değişken sorunudur. Bir diğere sorun ise hata terimlerinin dağılımlarının varyansının tahminciye bağlı olarak değişmesidir (Biørn 2017: 325). Dolayısıyla, panel veride meydana gelen sansürlenme dikkate alınmadan klasik panel regresyon modelleri ile tahminlerin gerçekleştirilmesi durumunda tahminciler sapmalı ve tutarsız olacaktır. Bunun yanı sıra, panel veride sansür meydana gelmesi durumunda yatay kesit verilerinde olduğu gibi sansürlenmiş veriler dışlanarak veri budanmaktadır ve geleneksel klasik yöntemlerle analize devam edilmesi durumunda önemli derecede bilgi kaybı yaşanmaktadır (Hsiao 2014: 306-307). Bu nedenle, panel veride sansür meydana gelmesi durumunda sansürü dikkate alarak sapmasız ve tutarlı tahminler elde etmek amacı ile sansürlü panel regresyon yöntemleri geliştirilmiştir.

Sansürlü regresyon modellerinde gizil bir değişken nedeni ile ortaya çıkan bir sansürlenme söz konusudur. Sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde y_i^* ile tanımlanan gizil değişken, panel regresyon modellerinde panel verinin yapısı gereği y_{it}^* olarak tanımlanmaktadır. Aşağıdaki denklemlerde, panel veride sırasıyla soldan ve sağdan sansürleme yapıları modeller yer almaktadır.

$$y_{it} = \max\{c_1, y_{it}^*\} \quad (2.41)$$

$$y_{it} = \min\{y_{it}^*, c_2\} \quad (2.42)$$

Denklemlerde, y_{it} gözlenen bağımlı değişkeni, c_1 soldan sansürlemeyi, c_2 sağdan sansürlemeyi ve y_{it}^* gizil değişkeni temsil etmektedir (Honoré, Kyriazidou, Powell 2000: 344). Sansürlü panel regresyon modelleri, sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde olduğu gibi, y_{it}^* gizil değişkeninin tanımlanmasına, model ve sansür yapısına ve bazı varsayımlara bağlı olarak, birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci tip sansürlü panel Tobit modelleri olarak sınıflandırılmaktadır.

Sansürlü panel regresyon modelleri, sansürlü yatay kesit regresyon modellerinden farklı olarak, sansürlü sabit etkili ve sansürlü tesadüfi etkili regresyon modelleri olarak sınıflandırılmaktadır. Bilindiği gibi, panel verinin modellenmesinde sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri oluşturulmaktadır. Sabit ve tesadüfi etkili regresyon modellerinin sansürlü panel veriye göre genişletilmesi durumunda sabit ve tesadüfi etkili sansürlü panel regresyon modelleri tahmin edilmektedir. Ancak, bahsedilen modellerin sansürlü panel veriye genişletilmesi durumunda tahmin

prosedürü karmaşıkmaktadır (Kim, Maddala 1992: 113). Sansürlü sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde, bağımlı değişkenin sansürlenmemesi varsayımı dışında, klasik panel regresyon modelleri için sıralanan varsayımların tümü geçerlidir. Bahsedilen varsayımların sağlanmaması durumunda, klasik panel regresyon modellerinden farklı olarak, sansürlü panel regresyon tahmincileri etkinlik özelliklerini kaybetmelerinin yanı sıra sapmasızlık ve tutarlılık özelliklerini de yitirirler.

2.2.3.1. Sansürlü Sabit Etkili Panel Regresyon Modelleri

Sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri ilk olarak Heckman ve MaCurdy (1980) çalışmasında ele alınmıştır. Bahsedildiği gibi, sansürlü regresyon modellerinin yapısının belirlenmesi, y_{it}^* gizil değişkeninin tanımlanmasına bağlıdır. Aşağıdaki denklemlerde, tek ve çift yönlü sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri için tanımlamalar yapılmıştır.

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_i + x_{it}'\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_i &= \alpha + \mu_i \end{aligned} \quad (2.43)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_t + x_{it}'\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_t &= \alpha + \lambda_t \end{aligned} \quad (2.44)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_{it} + x_{it}'\beta + \varepsilon_{it} \\ \alpha_{it} &= \alpha + \mu_i + \lambda_t \end{aligned} \quad (2.45)$$

Tanımlanan modellerde $i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ olduğu varsayılmıştır ve y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, λ_t zaman etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve ε_{it} hata terimini temsil etmektedir. Buna göre, Denklem 2.43, sansürlü birim sabit etkili modeli, Denklem 2.44 sansürlü zaman sabit etkili modeli ifade ederken, Denklem 2.45 sansürlü birim ve zaman etkilerini içeren çift yönlü sabit etkili modeli ifade etmektedir. Denklem 2.41 ve 2.42’de tanımlanan gözlenen y_{it} bağımlı değişkeninin tahmin edilebilmesi için y_{it}^* gizil değişkeninin hangi değerleri aldığı önem kazanmaktadır. Aşağıdaki denklemlerde, sırasıyla soldan ve sağdan sansür olması durumlarında y_{it} bağımlı değişkeninin gözlenme süreci tanımlanmıştır.

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* & \text{if } y_{it}^* > c_1 \\ c_1 & \text{if } y_{it}^* \leq c_1 \end{cases} \quad (2.46)$$

$$y_{it} = \begin{cases} c_2 & \text{if } y_{it}^* < c_2 \\ y_{it}^* & \text{if } y_{it}^* \geq c_2 \end{cases} \quad (2.47)$$

Denklem 2.46’da ele alındığı gibi c_1 noktasında soldan sansür meydana gelmesi durumunda, y_{it} ancak sansür noktasından büyük olduğunda gözlenecek ve Denklem 2.43, 2.44 ve 2.45’te belirtilen modellerden hangisi tahmin ediliyorsa o modele eşit olacaktır. y_{it} ’nin sansür noktasına eşit veya küçük olması durumunda, y_{it} sansür değerine eşitlenecektir. Tanımlanan modelin tahmini, Denklem 2.41’de belirtildiği gibi maksimizasyon işlemi gerçekleştirilerek yapılacaktır. Sağdan sansür meydana gelmesi durumu ise Denklem 2.47’de tanımlanmış olup y_{it} ancak sansür noktasından küçük olduğunda gözlenecek ve Denklem 2.43, 2.44 ve 2.45’te belirtilen modellerden hangisi tahmin ediliyorsa o modele eşit olacaktır. y_{it} ’nin sansür noktasına eşit veya büyük olması durumunda, y_{it} sansür değerine eşit

olacaktır. Tanımlanan modelin tahmini, Denklem 2.42’de belirtildiği gibi minimizasyon işlemi gerçekleştirilerek yapılacaktır. Birim sabit etkili panel regresyon modelinin, başka bir deyişle Denklem 2.43’ün sıfır değerinde sansürlenmesi durumunda maksimize edilecek logaritmik benzerlik fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Maddala 1987: 325).

$$\begin{aligned} \ln(0)_{NT}(\beta, \sigma^2) = & \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (1 - d_{it}) \ln \Phi \left(\frac{-\alpha_i - x'_{it}\beta}{\sigma} \right) \\ & + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T d_{it} \left\{ \frac{-1}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} (y_{it} - \alpha_i - x'_{it}\beta)^2 \right\} \end{aligned} \quad (2.48)$$

Benzerlik fonksiyonunda yer alan $\Phi(\cdot)$ önceki bölümlerde tanımlanan standart kümülatif normal dağılım yoğunluk fonksiyonunu temsil etmektedir. d ise y_{it}^* gizil değişkeninin 0’dan büyük olması durumunda 1, 0’a eşit veya küçük olması durumunda 0 değerini alan gösterge değişkenini ifade etmektedir. Bu değişken sayesinde, yoğunluk fonksiyonu, y_{it}^* gizil değişkeninin olasılık yoğunluk fonksiyonu ve kümülatif yoğunluk fonksiyonunun bir karışımı olacaktır.

İlk olarak Heckman ve MaCurdy (1980) çalışmasında ele alınan sansürlü sabit etkili panel regresyon modeli, evli kadınların yaşam döngüsü boyunca işgücü kararları modelini tahmin etmek için geliştirilmiştir. Genellikle panel veride zaman boyutunun sabit ve küçük olması nedeni ile sansürlü sabit etkili panel regresyon modellerinin tahmini esnasında parametre ve varyansları birim ve/veya zaman etkilerinden bağımsız olarak tahmin etmek mümkün değildir (Maddala 1987: 325). Bu nedenle yazarlar, geliştirdikleri modelin benzerlik fonksiyonunun tahmini için iteratif bir tahmin süreci önererek bu durumun önemli bir sorun olmadığını ifade etmişlerdir. Ancak, çalışma kapsamında önerilen prosedürde EÇB yaklaşımı kullanılırken hata terimlerinin normal dağıldığı varsayımı yapılmıştır. Bu nedenle, hata terimi dağılımının normal olmaması ve hata terimlerinin yanlış belirlenmesi durumunda tahminci tutarsız olmaktadır (Chay, Honoré 1998: 28). Hata terimlerinin normal dağılmadığı durumlara, gerçek verilere dayanan uygulamalı çalışmalarda sıklıkla rastlanmaktadır. Bu nedenle, Honoré (1992) tarafından sansürlü sabit etkili panel regresyon modelinin tahmini için kırılmış (trimmed) En Küçük Mutlak Sapma (Least Absolute Deviation: LAD) ve kırılmış EKK yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemler, ilk olarak Honoré danışmanlığında yürütülen Chay (1996) tezinde ve daha sonra Chay ve Honoré (1998) çalışmasında sağdan sansürlü ücret modellemeleri için semiparametrik yaklaşımlar ile geliştirilmiştir. Bu sayede, tanımlama hatası riski minimuma indirgenmiş ve içsellik problemi önlenmiştir (Kang, Lee 2003: 234). İlerleyen yıllarda Greene (2004) Monte Carlo simülasyonları kapsamında EÇB tahmin yöntemi ile tahminler gerçekleştirilerek sansürlü sabit etkili panel regresyon modelinin, verinin neredeyse yarısının sansürlenmesi durumunda bile neredeyse hiç sapma göstermediğini tespit etmiştir (Baltagi 2005: 224).

2.2.3.2. Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Regresyon Modelleri

Sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelleri Hausman ve Wise (1979), Maddala (1987), Kim ve Maddala (1992) ve Honoré, Vella ve Verbeek (2008) gibi çalışmalarda ele alınarak geliştirilmiştir. Tek ve çift yönlü sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelleri için tanımlamalar

$$y_{it}^* = \alpha + x'_{it}\beta + V_{it} \quad (2.49)$$

$$\begin{aligned}
V_{it} &= \mu_i + \varepsilon_{it} \\
y_{it}^* &= \alpha_t + x'_{it}\beta + V_{it} \\
V_{it} &= \lambda_t + \varepsilon_{it}
\end{aligned} \tag{2.50}$$

$$\begin{aligned}
y_{it}^* &= \alpha_{it} + x'_{it}\beta + V_{it} \\
V_{it} &= \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}
\end{aligned} \tag{2.51}$$

şeklinde yapılabilir. Tanımlanan modellerde $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ olduğu varsayılmıştır ve y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, λ_t zaman etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları, ε_{it} hata terimini ve V_{it} bileşik hata terimini temsil etmektedir. Buna göre, Denklem 2.49, sansürlü birim tesadüfi ekili modeli, Denklem 2.50 sansürlü zaman tesadüfi etkili modeli ifade ederken, Denklem 2.51 sansürlü çift yönlü tesadüfi etkili modeli ifade etmektedir. Yukarıdaki modellerde sırasıyla soldan ve sağdan sansür olması durumlarında y_{it} bağımlı değişkeninin gözlenme süreci

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* > c_1 \Rightarrow y_{it} = y_{it}^* \\ y_{it}^* \leq c_1 \Rightarrow y_{it} = c_1 \end{cases} \tag{2.52}$$

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* < c_2 \Rightarrow y_{it} = y_{it}^* \\ y_{it}^* \geq c_2 \Rightarrow y_{it} = c_2 \end{cases} \tag{2.53}$$

şeklinde tanımlanabilir. Denklem 2.51’de ele alındığı gibi c_1 noktasında soldan sansür meydana gelmesi durumunda, Denklem 2.49, 2.50 ve 2.51’de belirtilen modellerden hangisi tahmin ediliyorsa o modele eşit olacaktır. Tanımlanan modelin tahmini, Denklem 2.41’de belirtildiği gibi maksimizasyon işlemi gerçekleştirilerek yapılacaktır. Sağdan sansür meydana gelmesi durumu ise Denklem 2.53’te tanımlanmış olup Denklem 2.49, 2.50 ve 2.51’de belirtilen modellerden hangisi tahmin ediliyorsa o modele eşit olacaktır. Tanımlanan modelin tahmini, Denklem 2.42’de belirtildiği gibi minimizasyon işlemi gerçekleştirilerek yapılacaktır. Birim tesadüfi etkili panel regresyon modelinin, başka bir deyişle Denklem 2.49’un sıfır noktasında sansürlenmesi durumunda maksimize edilecek logaritmik benzerlik fonksiyonu

$$f(\alpha_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\alpha} e^{\left\{\frac{-1}{2}\left(\frac{\alpha_i}{\sigma_\alpha}\right)^2\right\}} \tag{2.54}$$

$$\begin{aligned}
f(y_{it}|x_{it}, \alpha_i, \beta) &= (1 - d_{it}) \log \Phi \left(\frac{-\alpha_i - x'_{it}\beta}{\sigma_e} \right) \\
&+ d_{it} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \left\{ \frac{-1}{2} \log \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} (y_{it} - \alpha_i - x'_{it}\beta)^2 \right\}
\end{aligned} \tag{2.55}$$

olarak tanımlanmak üzere aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Honoré, Vella, Verbeek 2008: 395).

$$\begin{aligned}
f(y_{it}|x_{it}, \beta) &= \int_{+\infty}^{-\infty} f(y_{it}|x_{it}, \alpha_i, \beta) f(\alpha_i) d\alpha_i \\
&= \int_{+\infty}^{-\infty} \left[\prod f(y_{it}|x_{it}, \alpha_i, \beta) \right] f(\alpha_i) d\alpha_i
\end{aligned} \tag{2.56}$$

Benzerlik fonksiyonunda yer alan d , y_{it}^* gizil değişkeninin 0'dan büyük olması durumunda 1, 0'a eşit veya küçük olması durumunda 0 değerini alan gösterge değişkenini ifade etmektedir. Bilindiği gibi, tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde birim ve/veya zaman etkileri bileşik hata terimi içerisinde yer aldığından, bu etkilerin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmadığını ileri süren ek bir varsayım söz konusudur. Sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modellerinin tahmin sürecinde sabit etkili modellerin aksine bu varsayım dikkate alınmaktadır. Tesadüfi olarak modele dahil edilen etkiler açıklayıcı değişkenlerden bağımsız ise sansürlü tesadüfi etkili modellerin tahmini Robinson (1988) ve Newey (2009) tarafından geliştirilen tahminciler yardımı ile yapılarak tutarlı tahminciler elde edilebilir. Sansürlü tesadüfi etkili modellerin tahmini için tahmincilerden bir diğeri Chamberlain (1980) çalışmasında geliştirilmiştir. Kalwij (2003) çalışmasında ise ilk farkı alınan denkleme EÇB tahmincisinin uygulanması ile birimlere ait gözlenemeyen heterojenliğin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmasına izin verildiği bir tahminci önerilmiştir. Bu modellerin tahminine yönelik diğer prosedürler Hausman ve Wise (1979), Maddala (1987), Kim ve Maddala (1992) ve Honoré, Vella ve Verbeek (2008) çalışmalarında yer almaktadır.

2.2.3.3. Standart ve Genelleştirilmiş Panel Tobit Modelleri

Sansürlü yatay kesit modellerinde birinci (standart), ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci tip Tobit modelleri olarak sınıflandırılan regresyon modelleri panel veriye uyarlanmıştır. Bu bölümde Amemiya (1984) sınıflandırması takip edilerek birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci tip panel Tobit modelleri açıklanacaktır.

Ortalamaya dayanan panel regresyon modellerinde standart ve genelleştirilmiş panel Tobit modelleri tahmin edilirken oluşturulan modellerin genellikle sabit etkili değil, tesadüfi etkili olduğuna dikkat edilmelidir. Bunun nedeni, sansür veya örnek seçiminin etkisinin yapısal modelde gözlenen bağımlı değişken için tüm birimler boyunca sabit bir etkisinin olması durumunda bu etkilerin modelden düşürülebilmesidir. Başka bir deyişle, sabit etkili panel regresyon modeli tahmin edilirken grup içi tahmincisinin kullanılarak sabit etkilerin modelden düşürülmesi sayesinde tahminci tutarlılık özelliğini korumakta ve sansür ile örnek seçim sapmasından etkilenmemektedir (Verbeek, Nijman 1990: 684). Bu nedenle, standart ve genelleştirilmiş panel Tobit modellerinin gösterimleri tesadüfi etkili panel regresyon modelleri üzerinden ele alınacaktır. Ek olarak, Amemiya (1984) sınıflandırmasına göre birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci tip Tobit modellerinin sıfır noktasında dolayısıyla soldan sansüre sahip olması üzerinden açıklamalar gerçekleştirildiğinden, açıklanacak modellerde sıfır noktasında soldan sansür meydana gelmesi durumu ele alınacaktır. Modeller, sıfır noktası dışında başka bir noktadan soldan sansür veya sağdan sansür olması durumlarına da genişletilebilir.

Tanımlanacak tüm modellerde, Tobin'in çalışmasını takiben, hata terimlerinin sıfır ortalama ve sabit varyans ile normal dağıldığı varsayılmaktadır ($\varepsilon_{it} \sim N[0, \sigma^2]$). Açıklanacak olan standart ve genelleştirilmiş panel Tobit modelleri için gözlemlenemeyen etkiler üzerinde parametrik dağılım varsayımı yapmayan bazı semiparametrik tahminciler ise Honoré, Kyriazidou ve Powell (2000) çalışmasında geliştirilmiştir. Modellerde, y_{it}^* gizil değişkeni, y_{it} bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve ε_{it} hata terimini temsil etmektedir. Ek olarak, $i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ olduğu varsayılmıştır.

2.2.3.3.1. Standart Panel Tobit Modeli

Sansürlü yatay kesit regresyon modelleri bölümünde bahsedildiği gibi, veride sıfır noktasında sansürleme olması ve hata terimlerinin sabit varyans ile normal dağıldığına yönelik bir varsayım olduğunda sansürlü yatay kesit regresyon modelleri sansürlü normal regresyon, birinci tip Tobit veya standart Tobit modeli olarak isimlendirilmektedir. Bu durum, sansürlü panel regresyon modelleri için de benzerdir. Dolayısıyla, önceki bölümlerde açıklanan sansürlü panel regresyon modellerinde soldan ve sıfır noktasında sansürleme olması, normal dağılım ile sabit varyans varsayımlarının bulunması durumunda, *standart panel Tobit modelleri* geçerli olacaktır. Standart panel Tobit modelinin yapısı aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Biørn 2017: 324).

$$y_{it}^* = \alpha + x'_{it}\beta + V_{it} \quad (2.57)$$

$$y_{it} = \max\{0, y_{it}^*\} \quad (2.58)$$

Denklemlerden gözlendiği gibi, bağımlı değişken sıfır noktasında sansürlenmektedir ve sansürlü panel regresyon modelinin tahmin edilmesi için maksimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir.

2.2.3.3.2. İkinci Tip Panel Tobit Modeli

Amemiya (1984) sınıflandırmasına göre ikinci tip Tobit modeller ilk olarak yatay kesit regresyon modelleri için geliştirilmiş olup daha sonra sansürlü panel regresyon modellerine uyarlanmıştır. Birim sabit etkili ikinci tip panel Tobit modelinin yapısı aşağıdaki denklemlerdeki gibidir (Kyriazidou 1997: 1338).

$$y_{1it}^* = \alpha_1 + x'_{1it}\beta + V_{1it} \quad (2.59)$$

$$y_{2it}^* = \alpha_2 + x'_{2it}\beta + V_{2it} \quad (2.60)$$

$$y_{1it} = \begin{cases} y_{1it}^* > 0 \Rightarrow y_{1it} = 1 \\ y_{1it}^* \leq 0 \Rightarrow y_{1it} = 0 \end{cases} \quad (2.61)$$

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{1it}^* = 1 \Rightarrow y_{2it} = y_{2it}^* \\ y_{1it}^* \neq 1 \Rightarrow y_{2it} = 0 \end{cases} \quad (2.62)$$

İkinci tip panel Tobit modellerinde, birinci tip modellere ek olarak 0 ve 1 değerlerini alan bir seçim değişkeni tahmin sürecine dahil olmaktadır. Birinci tip panel Tobit modellerinden farklı olarak burada sadece seçim değişkeninin 1 değerini alması durumunda sürekli sansürlü değişkenin değerleri gözlenebilmektedir. Diğer durumlarda, bağımlı değişken sansürlenmektedir. Seçim değişkeninin tahmin sürecine dahil olması nedeni ile ikinci tip panel Tobit modellerinin tahmin süreci iki aşamalıdır.

2.2.3.3.3. Üçüncü Tip Panel Tobit Modeli

Üçüncü tip panel Tobit modelleri yapı olarak ikinci tip panel Tobit regresyon modellerine benzemektedir. İki model arasındaki fark, seçim değişkeninin istatistiksel yapısından kaynaklanmaktadır. İkinci tip modellerde seçim değişkeni iki durumlu değişken yapısı gösterirken, üçüncü tip modellerde bu değişken sürekli bir yapı göstermektedir. Üçüncü tip panel Tobit modelinin yapısı aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Honoré, Kyriazidou, Powell 2000: 358).

$$y_{1it}^* = \alpha_1 + x_{1it}'\beta + V_{1it} \quad (2.63)$$

$$y_{2it}^* = \alpha_2 + x_{2it}'\beta + V_{2it} \quad (2.64)$$

$$y_{1it} = \begin{cases} y_{1it}^* & \text{if } y_{1it}^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_{1it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2.65)$$

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{2it}^* & \text{if } y_{2it}^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_{2it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2.66)$$

Denklem 2.65'ten gözlendiği üzere, seçim değişkeni olan y_{1it} sürekli değişken yapısı göstermektedir ve sıfır noktasında sansürlenmektedir. y_{2it} , ancak seçim değişkeninin gözlenme durumuna bağlı olarak gözlenmektedir.

2.2.3.3.4. Dördüncü Tip Panel Tobit Modeli

Sansürlü yatay kesit regresyon modellerinden dördüncü ve beşinci tip Tobit modellerinde olduğu gibi, dördüncü ve beşinci tip panel Tobit modellerinde de üç bağımlı değişken söz konusudur. Bu değişkenlerden hareketle oluşturulan regresyon modelleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$y_{1it}^* = \alpha_1 + x_{1it}'\beta + V_{1it} \quad (2.67)$$

$$y_{2it}^* = \alpha_2 + x_{2it}'\beta + V_{2it} \quad (2.68)$$

$$y_{3it}^* = \alpha_3 + x_{3it}'\beta + V_{3it} \quad (2.69)$$

Modellerde tanımlanan sansürlü değişkenlerin yapısına bağlı olarak modellerin sınıflandırılması değişmektedir. Dördüncü tip panel Tobit modeli, üçüncü tip modelden hareketle geliştirilmiştir. Dördüncü tip panel Tobit modelinin yapısı aşağıdaki denklemler ile ifade edilebilir.

$$y_{1it} = \max\{0, y_{1it}^*\} \quad (2.70)$$

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{2it}^* & \text{if } y_{1it}^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_{1it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2.71)$$

$$y_{3it} = \begin{cases} y_{3it}^* & \text{if } y_{1it}^* \leq 0 \\ 0 & \text{if } y_{1it}^* > 0 \end{cases} \quad (2.72)$$

Modellerden hareketle, y_{1it} sürekli değişkeninin sıfır noktasında sansürlendiği ve maksimizasyon işlemi ile tahmin edildiği, y_{1it}^* değişkeninin sıfırdan büyük değer alması durumunda y_{2it} değişkeninin gözlendiği, y_{1it}^* değişkeninin sıfıra eşit veya sıfırdan küçük değer alması durumunda ise y_{3it} değişkeninin gözlendiği ifade edilebilir.

2.2.3.3.5. Beşinci Tip Panel Tobit Modeli

Beşinci tip panel Tobit modelleri, ikinci tip panel Tobit modellerinden hareketle geliştirilmiştir. Bu modellerin, dördüncü tip panel Tobit modellerinden farklı seçim değişkeninin sürekli değil kesikli yapıda olmasıdır. Denklem 2.67, 2.68 ve 2.69'da tanımlanan modeller dördüncü ve beşinci tip panel Tobit modelleri için ortaktır. Beşinci tip panel Tobit modeli için model yapıları

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{1it}^* > 0 \Rightarrow y_{2it} = y_{2it}^* \\ y_{1it}^* \leq 0 \Rightarrow y_{2it} = 0 \end{cases} \quad (2.73)$$

$$y_{3it} = \begin{cases} y_{1it}^* \leq 0 \Rightarrow y_{3it} = y_{3it}^* \\ y_{1it}^* > 0 \Rightarrow y_{3it} = 0 \end{cases} \quad (2.74)$$

şeklinde gösterilebilir. Denklemlere göre, y_{1it}^* olarak ifade edilen seçim değişkeninin işareti hangi bağımlı değişkenin gözlenebileceğini belirlemektedir. Seçim değişkeninin pozitif işaretli olması durumunda y_{2it} değişkeni gözlenirken negatif işaretli olması durumunda y_{3it} değişkeni gözlenmektedir. Bu yapı, ikinci tip panel Tobit modellerine benzerlik göstermektedir.

2.2.3.4. Sansürlü Panel Regresyon Modellerinde Marjinal Etkiler

Sansürlü yatay kesit regresyon modellerinde olduğu gibi sansürlü panel regresyon modellerinden hesaplanan katsayılar doğrudan yorumlanamamaktadır. Bunun nedeni, açıklayıcı değişkende meydana gelen bir birimlik değişimin gizil değişkenin gerçekte gözlenme olasılığı üzerindeki, gözlenen bağımlı değişkenin ortalama değeri üzerindeki ve sansürlü ve sansürsüz gözlemler üzerindeki toplam etki olmak üzere üç etkisinin söz konusu olmasıdır. Bu durum, marjinal etkilerin hesaplanmasını gerektirmektedir. Sansürlü yatay kesit regresyon modellerine benzer olarak sansürlü panel regresyon modelleri için de sıfır noktasında soldan sansür olması durumunda marjinal etkiler aşağıdaki gibi hesaplanabilir (Biørn 2017: 325).

$$y_{it}^* \text{ için } \frac{\partial E[y^*|x]}{\partial x} = \beta \quad (2.75)$$

$$y_{it}^* > 0 \text{ için } \frac{\partial E[y, y > 0|x]}{\partial x} = \beta \left\{ 1 - \frac{\phi' \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)}{\Phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)} \left[\frac{x'\beta}{\sigma} + \frac{\phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)^2}{\Phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right)^2} \right] \right\} \quad (2.76)$$

$$y_{it}^* > 0 \text{ ve } y_{it}^* \leq 0 \text{ için } \frac{\partial E[y|x]}{\partial x} = \Phi \left(\frac{x'\beta}{\sigma} \right) \beta \quad (2.77)$$

İlk marjinal etki gizil değişken üzerindeki etkiyi hesaplarken ikinci marjinal etki sansürlenmeyen gözlemler üzerindeki etkiyi ifade etmektedir. Denklem 2.77’de hesaplanan marjinal etki ise sansürlü ve sansürsüz gözlemler üzerindeki gözlenen etkiyi ifade etmektedir. Buna göre, sansürlü panel regresyon modellerindeki marjinal etki hesabı ve yorumlanması sansürlü yatay kesit regresyon modellerindeki marjinal etki ile benzerdir.

2.2.3.5. Sansürlü Panel Regresyonun Uygulama Alanları

İlk olarak 1970’li yılların sonu ve 1980’li yılların başında Jerry A. Hausman, David A. Wise, James J. Heckman ve Thomas E. MaCurdy tarafından ele alınan sansürlü panel regresyon modelleri, ilerleyen dönemlerde uygulamalı literatürde farklı konularda tahmin edilmiştir. Örneğin, Kalwij ve Gregory (2000), İngiltere’de 1975 ve 1999 dönemi boyunca erkek çalışanların haftalık gerçekleştirdikleri mesai saatleri ve bunların belirleyicileri araştırılmaktadır. Çalışmada oluşturulan ekonometrik modelin bağımlı değişkeni fazla mesai saatlerinin toplam çalışma saatlerine oranı olduğundan sansürlü yapıdadır. Bu nedenle, çalışmada sansürlü panel regresyon modelleri kullanılmıştır. Czarnitzki,

Hottenrott ve Thorwarth (2011), endüstriyel araştırma ve geliştirme yatırımlarını finansal kısıtlamaların sonuçları bağlamında analiz ederek faaliyetleri araştırma ve geliştirme bileşenleri olarak bölümlere ayırmayı hedeflemiştir. Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü (Organisation for Economic Cooperation and Development: OECD) ülkeleri için 1999 ve 2007 dönemleri arasında gerçekleştirilen analiz dönemi boyunca, örneklemedeki tüm firmaların her dönemde araştırma ve geliştirme yapmadığı bilindiğinden veri sansürlü yapı göstermektedir. Bu nedenle, araştırmacılar sansürlü panel regresyon modellerini tahmin ederek analizlerini gerçekleştirmiştir. Sansürlü panel regresyon modellerini tahmin eden bir diğer çalışma Selim ve Bursalioglu (2013) çalışmasıdır. Bu çalışmada araştırmacılar, Türkiye'deki kamu üniversitelerinin etkinlikleri 2006 ve 2010 dönemi boyunca panel veri ile analiz edilmiştir. Bağımlı değişken olarak belirlenen etkinlik faktörü sansürlü yapıda olduğundan sansürlü panel regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Brown vd. (2015) çalışmasında, ABD'de 2001, 2003, 2005, 2007 ve 2009 dönemlerinde hayırseverlerin bağışlarını modellemeye yönelik bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Modelin bağımlı değişkeni olan bağışlar sansürlendiği için araştırmada sansürlü panel regresyon modellerinden yararlanılmıştır. 2008 krizinin doğrudan yabancı yatırımlar üzerindeki etkilerini analiz eden Guris, Sacakli Sacildi ve Guneren Genc (2015) çalışmasında ise 2005 ve 2011 dönemi boyunca gelişmiş, gelişmekte olan ve gelişmemiş ülkeler panel veri ile analiz edilmiştir. Analizler yapılırken, doğrudan yabancı yatırımların milli gelirlerine oranla ortalaması alınıp ortalamanın üzerinde kalanlara oransal olarak sansür uygulanması nedeni ile sansürlü panel regresyon modelleri benimsenmiştir.

Daha güncel çalışmalardan biri olan Ou, Zeng ve Zhan (2020) çalışmasında araştırmacılar, Çin'in 31 şehri için 2007 ve 2017 dönemi boyunca kamu harcama yapılarının harcama etkinliği üzerindeki etkisini, kullanılan etkinlik faktörünün sağdan sansürlenmiş olması nedeni ile sansürlü panel regresyon modelleri ile analiz etmiştir. Nijerya'daki bankalarda 2007 ve 2016 dönemi boyunca kurumsal ortamların ve risklerin banka temettü politikası üzerindeki etkilerinin panel veri ile analiz edildiği Athari (2021) çalışmasında verideki sansürlenme nedeni ile sansürlü panel regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Guo, Li ve Lin (2021) çalışmasında, 2009 ve 2018 dönemi boyunca Çin'in bazı illerinde ekonomik büyümenin, doğrudan yabancı yatırımın ve lojistik alanındaki çevresel verimlilik üzerindeki gelişmelerin etkileri araştırılmaktadır. Çalışmada lojistik sektörü için ölçülen çevresel verimlilik değeri 0 ile 1 aralığındadır ve sansürlenmektedir. Bu nedenle, analizler sansürlü panel regresyon modelleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Literatür araştırmasından gözlemlendiği üzere, sansürlü panel verilere iktisadi araştırmalarda farklı konularda sıklıkla rastlanılmaktadır. Bu gibi iktisadi araştırmaların yanı sıra sağlık, mühendislik, tarım gibi alanlarda da sansürlü panel regresyon modelleri kullanılmaktadır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. SANSÜRLÜ KANTİL REGRESYON YÖNTEMİ

“Klasik regresyon eğrisi, açıklayıcı değişkenlere şartlı olan bağımlı değişkenin dağılımının ortalaması için genel bir özet verir. Fakat, daha ileri giderek dağılımın çeşitli yüzde noktalarına karşılık gelen birkaç farklı regresyon eğrisi hesaplayabilir ve veri setinin daha eksiksiz bir resmini elde edebiliriz.”

Mosteller ve Tukey (1977)

Bu bölümde, önceki bölümde ele alınan ortalamaya dayanan regresyon modellerinin aksine kantillere dayanarak dağılımın geneli hakkında bilgi sağlayan *kantil* regresyon modelleri açıklanacaktır. Dolayısıyla, bu bölümde ilk olarak sansürlü regresyon modellerinden sansürlü kantil regresyon yöntemlerine geçişin sağlanması amaçlanmaktadır. İkinci olarak ise klasik kantil regresyon yöntemi ile sansürlü kantil regresyon yöntemi arasındaki farklılıkların açığa çıkarılması planlanmaktadır. Bu sayede, bu tezin temel konusunu oluşturan ve dördüncü bölümde açıklanacak olan klasik ve sansürlü panel kantil regresyon yöntemine alt yapı oluşturulması amaçlanmaktadır. Bu amaçla, ilk alt bölümde yatay kesit verileri için geliştirilen klasik kantil regresyon yöntemi ele alınacaktır. İkinci alt bölümde ise ilk olarak yatay kesit verileri için geliştirilen sansürlü kantil regresyon yöntemi ele alınarak kantil regresyonda sansür kavramı incelenecektir.

3.1. Klasik Kantil Regresyon Modeli

Regresyon yöntemleri, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini analiz ederken genellikle ortalama, medyan veya mod merkezi eğilim ölçülerinden yararlanmaktadır (Hao, Naiman 2007: 1). Geleneksel regresyon yöntemleri olarak adlandırılan ve literatürde sıklıkla kullanılan yöntemler ise genellikle ortalamaya dayanmaktadır. Ortalamaya dayanan regresyon modelleri ortalamadaki etkileri yakalamak için en yaygın kullanılan istatistiksel yöntemlerden biridir. Nitekim, son yarım yüzyılda, sosyal ve işgücü piyasası politikalarının değerlendirilmesi genellikle ortalamalar ile sınırlandırılmıştır (Lamarche 2020: 1). Bu geleneksel regresyon modelleri, modeldeki açıklayıcı değişkenlerin etkilerinin anakütle genelinde sabit olduğunu varsaymaktadır. Ancak, bu tür ortalama etkiler çoğu alanda her zaman araştırma sorusuna yanıt vermemekte ve heterojen dağılımları modellemede yetersiz kalmaktadır (Huang vd. 2017: 1). Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, en bilinen geleneksel regresyon yöntemi EKK yöntemidir ve bu yöntem varsayımlarının sağlanması durumunda EİDS tahminci özelliği göstermektedir. Ancak, EKK yönteminin bahsedilen kısıtlayıcı varsayımları çoğu çalışma için gerçekçi değildir. Örneğin, normal dağılımın simetrik yapısına uymayan kalın kuyruklu dağılımlar ile gerçek uygulamalı analizlerde sıklıkla karşılaşılır. Kalın kuyruklu dağılıma neden olan aşırı değer veya değerler, gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki farkın artması, regresyon doğrusunun eğiminin değişmesi veya standart hataların olduğundan daha büyük hesaplanması gibi tahmin sonuçlarının geçerliliği ve güvenilirliğini olumsuz etkileyen sonuçlara neden olmaktadır. Dolayısıyla, normal dağılım yapısının sağlanmaması ve veride önemli derecede aşırı değer veya değerler olması, ortalamaya dayanan geleneksel EKK yönteminin robustluğunu (dayanıklılığını, dirençliliğini) kaybetmesine yol açmaktadır (Gill, Montenegro, Dömeland 2002: 247). EKK

yönteminin genellikle karşılanmayan bir diğer varsayımı ise sabit varyans varsayımdır ve değişen varyans olması durumunda EKK tahmincisi etkinlik özelliğini yitirmektedir. Tüm bunlara ek olarak, EKK yönteminin açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki ortalama etkisini hesaplaması, EKK yönteminin bağımlı değişkenin dağılımı hakkında bilgi vermemesi ve değişkenler arasındaki ilişki hakkında kısıtlı bilgi sağlamamasına neden olmaktadır (Yu, Lu, Stander 2003: 332). Günümüzde, veri derlemenin maliyetinin giderek azalması ve büyük veri (big data) çağına girilmesi nedeni ile veri kaynakları zenginleşmektedir. Bu durum, veri yapılarının karmaşıklaşmasına, aşırı değerlerin ve heterojenliğin artmasına neden olmaktadır. Bu güncel veri yapılarında ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri, beklentileri karşılama konusunda yetersiz kalmaktadır (Huang vd. 2017: 3).

EKK yönteminin bahsedilen kısıtlamalarının üstesinden gelme amacı ile Medyan Regresyon olarak da bilinen En Küçük Mutlak Sapma (Least Absolute Deviation: LAD) yöntemi tercih edilebilir. Bu yöntem, kısaca L tahmincileri olarak ifade edilen ve sıra istatistiklerinin doğrusal birleşimi (linear combinations of order statistics) tahmincileri ailesine ait olduğundan L1 tahmincisi olarak da adlandırılmaktadır. LAD yöntemi, EKK yönteminden yaklaşık 50 yıl önce Roger Joseph Boscovich tarafından geliştirilmiş ve kantil regresyonun geliştirilmesine temel oluşturmuştur. LAD yönteminin EKK yöntemine nazaran önemli avantajları söz konusudur. Ancak, LAD yöntemi EKK yönteminin yukarıda bahsedilen hesaplama ve yorumlama kolaylığı ve LAD yönteminin uygulanmasına yönelik resmi bir prosedürün geliştirilememesi nedenleri ile yakın geçmişe kadar EKK yöntemi gibi popülerlik kazanamamıştır (Koenker 2017: 3). İlerleyen yıllarda, programlama dillerinin yaygınlaşması ile EKK yönteminin bazı durumlarda geçerli ve güvenilir olmayan sonuçlar hesapladığının belirlenmesi ile LAD yöntemi gibi alternatif regresyon yöntemlerine olan ilgi artmıştır. LAD yöntemi, bağımlı değişkenin dağılımının orta noktasında açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini belirlemeyi amaçlayarak EKK yöntemi ile benzer bir amaca hizmet etmektedir (Hao, Naiman 2007: 3). Ancak, LAD yönteminde EKK yönteminden farklı olarak regresyon modelinin katsayıları artıkların şartlı mutlak değerlerinin toplamının minimize edilmesine dayanmaktadır (Birkess, Dodge 1993: 58). Araştırmalarda meydana gelebilecek simetrik olmayan dağılımlarda ortalama ile medyan birbirine eşit olmayacaktır. Ortalama ile medyan değerlerinin birbirinden uzaklaşması ve kalın kuyruklu veya çarpık dağılımların olması durumunda medyan daha iyi sonuç vermektedir (Huang vd. 2017: 1). Bu sayede, LAD yöntemi, ortalama yerine medyanı benimseyerek EKK yönteminin şartlı ortalamaya dayanmasından kaynaklanan bazı kısıtlamalarının üstesinden gelmektedir (Buchinsky 1998: 89). LAD yöntemi, aşırı değerlere duyarlı olan EKK yönteminin aksine analiz edilen veri setinde bağımlı değişkende aşırı değer bulunması ve dağılımın normal dağılım dışında kalın kuyruklu veya çarpık olması durumunda robust tahminler üretmektedir. Nitekim, Chay ve Honoré (1998: 12) çalışmasında hata terimlerinin normal dağılmaması durumunda EKK veya EÇB gibi tahmin yöntemlerine normal dağıldığı varsayılarak tahminler gerçekleştirilirse katsayılar %25-35 civarında bir sapma meydana geleceği ve bu sapmanın standart hatalar için iki katı olacağı belirlenmiştir. Ek olarak, LAD yöntemi EKK yönteminin aksine sabit varyans varsayımının karşılanmaması durumunda da robusttur. Ancak, LAD tahmincisi bağımlı değişkenin şartlı medyanı üzerinden tahmin yaptığından açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini analiz etmek için EKK yöntemine benzer olarak tek bir regresyon doğrusu hesaplamakta ve bağımlı değişkenin dağılımı hakkında bilgi vermemektedir.

Ortalamaların kalın kuyruklu ve çarpık dağılımlarda daha az etkinliğe sahip olduğu bilinmektedir. Ortalama ve medyan ise bağımlı değişkeninin dağılımının alt ve üst kuyruklarındaki etkiler hakkında bilgi vermemektedir. Dolayısıyla, dağılımın sadece orta noktası ile ilgili bilgi vermek üzere tek bir

regresyon doğrusu hesaplama üzerine geliştirilen yöntemler, heterojen gözlemlerin bulunduğu veriler analiz edildiğinde yeterli olmamaktadır (Buchinsky 1994: 453). Bu nedenle, dağılımın tamamı hakkında daha detaylı bilgi veren yöntemlere olan ihtiyaç gündeme gelmiştir.

Kantil, değişkenin dağılımını kendisinden küçük ve büyük olanlar olmak üzere ikiye bölen değer olarak tanımlanabilir. Tanımlanan kantile dayanan kantil regresyon yönteminin temeli 1760'lı yıllarda Roger Joseph Boscovich tarafından LAD tahmincisinin önerilmesi ile atılmıştır. İlerleyen yıllarda yayımlanan Laplace (1818) çalışmasında iki değişkenli modellerde mutlak sapma tahmincilerinin EKK tahmincisiinden yukarıda açıklanan varsayımların sağlanmaması durumunda daha küçük asimptotik varyansa sahip olduğu belirlenmiş ve kantillere bağlı tahminciler için yol açılmıştır. Bu öncü çalışmaların ışığında, kantil regresyonun uygulanabilir yapısı 1970'lerin sonlarında Roger Koenker ve Gilbert Bassett tarafından geliştirilmiştir. Koenker ve Bassett'in yayımladığı ufuk açıcı makalesi sayesinde ekonometri literatüründe ortalamaya dayanan regresyonların ötesine geçen bir yöntem ortaya çıkarılmıştır. Dolayısıyla, kantil regresyon yöntemi ilk olarak ortalamanın ötesinde bağımlı değişkenin dağılımı boyunca bilgi üretmek amacı ile Koenker ve Bassett (1978) çalışmasında geliştirilerek literatüre kazandırılmıştır.

Kantil regresyon yönteminde, tanımlanan kantillerin fonksiyonları ve bu fonksiyonların türevinin alınması ile elde edilen kantil yoğunluk fonksiyonundan hareketle tahmin yapılmaktadır (Parzen 1979: 106)⁸. Kantil regresyon yöntemi, klasik regresyon modellerinden farklı olarak şartlı ortalama dışında dağılımın farklı kantilleri için farklı regresyon doğrularının hesaplaması sayesinde ekonometri literatürüne oldukça önemli bir bakış açısı kazandırmıştır. Klasik kantil regresyon yöntemi olarak da isimlendirilebilen bu regresyon yöntemi, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini farklı kantiller boyunca analiz ederek açıklayıcı değişkendeki değişimin analiz edilmesine olanak sağlamaktadır. Bu sayede, bağımlı değişkenin dağılımının farklı kantillerinde açıklayıcı değişkenler için farklı katsayılar hesaplanarak açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analiz edilebilir. Bu sayede, kantil regresyon yöntemi açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerini bağımlı değişkeninin koşullu kantilleri aracılığıyla ölçmekte ve bağımlı değişkenin tüm dağılımının kapsamlı bir taramasını sağlamaktadır (Huang vd. 2017: 1).

Klasik kantil regresyon yöntemi LAD yönteminin medyan dışında 0 ve 1 arasında yer alan kantil değerlerine uyarlanması ile geliştirildiğinden LAD tahmincisinin özel bir durumu olarak bilinmektedir (Koenker, Bassett 1978: 38). Klasik kantil regresyon yönteminde, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi belirlenen kantilde bağımlı değişkenin şartlı kantillerine dayanmaktadır. Başka bir deyişle, klasik kantil regresyon yöntemi EKK ve LAD yöntemlerindeki tahmin prosedürünü koşullu kantil fonksiyonlarına genişleterek bağımlı değişkenin koşullu dağılımının kantillerini belirlenen açıklayıcı değişkenler cinsinden ifade etmeyi amaçlamaktadır (Koenker, Hallock 2001: 143). EKK ve LAD yöntemlerinde sırasıyla şartlı ortalama ve şartlı medyan kullanılırken klasik kantil regresyon yönteminde şartlı kantiller kullanılarak tahminler gerçekleştirilmektedir. Bu nedenle, klasik kantil regresyon, koşullu veya şartlı kantil regresyon yöntemi olarak da isimlendirilmektedir.

⁸ Parzen (1979) çalışmasında kantil regresyon yöntemi teorik olarak incelenmiştir ve aynı anda parametrik ve parametrik olmayan bir yöntem olarak tanımlanmıştır.

Klasik kantil regresyon modelinin teorik gösterimi aşağıdaki gibi yapılabilir (Koenker, Bassett 1978: 38).

$$y_i = x_i' \beta_q + u_{qi} \quad (3.1)$$

$$Q_{y_i}(q|x_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_q |y_i - x_i' \beta| \quad (3.2)$$

$$\rho_q = \sum_{i: y_i \geq x_i' \beta}^N q |y_i - x_i' \beta_q| + \sum_{i: y_i < x_i' \beta}^N (1 - q) |y_i - x_i' \beta_q| \quad (3.3)$$

$$Q_{y_i}(q|x_i) = \frac{1}{N} \left(\sum_{i: y_i \geq x_i' \beta}^N q |y_i - x_i' \beta_q| + \sum_{i: y_i < x_i' \beta}^N (1 - q) |y_i - x_i' \beta_q| \right) \quad (3.4)$$

Yukarıdaki denklemler sırasıyla tahmin edilecek regresyon modelini (Denklem 3.1), kantil regresyon tahmincisi (Denklem 3.2), kantil regresyon tahmincisinde yer alan parçalı doğrusal kontrol (piecewise linear check) fonksiyonunu (Denklem 3.3) ve kantil regresyon tahmincisi (Denklem 3.4) temsil etmektedir. Denklemlerde q , 0 ve 1 arasında belirlenen kantil değerini, $i = 1, \dots, N$ olarak tanımlanan N gözlem sayısını, ρ_q ise kontrol fonksiyonunu ifade etmektedir. Denklem 3.1’de tanımlanan ekonometrik modelde y_i bağımlı değişkeni, x_i açıklayıcı değişkenleri, β_q katsayıları ve u_{qi} hata terimini temsil etmektedir. Tanımlanan regresyon modelinin klasik kantil regresyon tahmincisi hareketle belirlenen bir kantil için tahmin edileceğinden bu kantil değerini temsil etmek üzere β katsayısının ve hata teriminin altında belirlenen kantili ifade eden q indisi yer almaktadır.

Burada kantil değeri 0,25 olarak belirlenirse 25. kantil için tahmin yapılacak ve dağılımın 25. kantili için açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisi analiz edilecektir. Araştırmacı tarafından belirlenen kantil değerinin 0,50’ye eşit olması durumunda ise klasik kantil regresyon tahmincisi, LAD tahmincisine eşit olacaktır.

Belirlenen kantiller için dağılım boyunca farklı regresyon doğruları tahmin edildiğinden klasik kantil regresyon bazı çalışmalarda konum (location) modeli olarak da isimlendirilmektedir (Buchinsky 1998: 94). Kantil regresyonda, açıklayıcı değişken yalnızca bağımlı değişkenin belirlenen kantile göre tespit edilen konumundaki koşullu dağılımını etkilemektedir (Koenker, Bassett 1982: 45). Klasik kantil regresyon yapısının EKK ve LAD tahminlerine göre gösterdiği bu farklı yapı nedeniyle klasik kantil regresyon yönteminin tercih edildiği durumlarda belirlenen kantillere göre tahmin edilen regresyon doğrularının istatistiksel olarak anlamlı bir değişim göstermesi beklenir. Aksi takdirde, kantiller boyunca regresyon doğruları benzer kalıyorsa katsayılar LAD yönteminin katsayılarına eşit olacaktır. Bu durumda, medyan için yapılan hesaplamalar tüm dağılım için genelleştirilebilir sonuçlar üretebilir (Fitzenberger vd. 2002: 59).

Klasik kantil regresyon yöntemi ile mutlak artıkların belirlenen şartlı kantile göre ağırlıklandırılmış toplamı minimize edilmektedir. Bu nedenle, artıkların tahmini ile ilişkili olan kayıp (loss) fonksiyonu, EKK yönteminde artıkların karelerinin toplamı ve LAD yönteminde mutlak artıkların toplamı şeklinde ifade edilirken klasik kantil regresyon yönteminde mutlak artıkların ağırlıklandırılmış toplamı olarak ifade edilir (Yu, Lu, Stander 2003: 333). Kantil regresyon tahmininde medyan değerinin altında ve

üstünde yer alan farklı kantil değerleri için de tahminler yapılacağından asimetri ile karşılaşılır. Bu nedenle, asimetrik olarak ağırlıklandırılmış artıkların toplamı minimize edilmektedir. Dolayısıyla, klasik kantil regresyon yönteminde sadece belirlenen kantildeki gözlemler kullanılmaz, veri setinde yer alan tüm gözlemler kullanılarak ağırlıklandırma yapılır. Bu işlem yapılırken kontrol fonksiyonu olarak tanımlanan ve Denklem 3.2’de temsil edilen fonksiyondan yararlanılır. Kontrol fonksiyonu, bağımlı değişkenin analiz edilen gözlemi için olayın gerçekleşmesi durumunda 1, gerçekleşmemesi durumunda 0 değerini alan gösterge (indicator) fonksiyonunun kantil değerlerine göre genişletilmesinden oluşmaktadır ve kontrol fonksiyonu türevi alınamaz bir fonksiyondur (Fitzenberger vd. 2002: 2).

Kontrol fonksiyonu ile bağımlı değişkenin belirlenen kantil değerine olan mutlak uzaklığını ölçülmektedir. Kontrol fonksiyonundaki ilk toplam belirlenen kantil doğrusunun üstünde kalan kısmı, ikinci toplam ise doğrunun altında kalan kısmı temsil etmektedir. Kontrol fonksiyonu sayesinde bağımlı değişkenin belirlenen kantil doğrularının altında veya üstünde olmasına göre farklı ağırlıklandırma uygulanmaktadır. Örneğin, 10. kantil değeri için regresyon doğrusu hesaplanırken doğrunun altında kalan gözlemlere 0,90, doğrunun üstünde kalan gözlemlere 0,10 ağırlık verilmektedir. Bu nedenle, gözlemlerin %90’ı tahmin edilen regresyon doğrusunun üstünde kalıp ve pozitif artıklara sahip olurken, %10’u tahmin edilen regresyon doğrusunun altında kalıp negatif artıklara sahip olacaktır. Bu durum, 90. kantil için hesaplamalar yapılırken tam tersine dönecektir (Hao, Naiman 2007: 38). Bu noktada örnek olarak, bir sınıftaki öğrencilerin bir dersin sınavından aldıkları puanlar ele alınabilir. Bu modelde bağımlı değişken, öğrencilerin aldığı sınav puanlarını temsil edecektir. Bu model, medyana dayanan LAD tahmincisi ile tahmin edildiğinde öğrencilerin yarısının medyana karşılık gelen sınav notundan daha yüksek, diğer yarısının ise daha düşük performans gösterdiğini gösteren bir sınav puanı bulmak mümkün olur. Medyanın yanı sıra diğer kantillere uyarlanarak kantil regresyon modelinin tahmin edilmesi ile ise örneğin öğrencilerin %90’ından daha kötü veya sınıfın %10’undan daha iyi performans gösteren düşük performanslı bir öğrencinin tespit edilebilmesi mümkün olmaktadır (Lamarche 2020: 3). Bu durum, sınav puanlarının dağılımını parçalara bölme fikrini ortaya çıkarmaktadır. Bu, yüzdelikler olarak da bilinen kantiller için regresyon modellerinin oluşturulması ile mümkün olmaktadır.

Klasik kantil regresyonun robustluğu, hata terimlerinin gerçek büyüklüklerinin dikkate alınmayarak tahminlerin yalnızca her bir gözlemin pozitif veya negatif işaretine dayalı olmasından kaynaklanmaktadır (Gill, Montenegro, Dömeland 2002: 249). Klasik kantil regresyon yöntemi, kontrol fonksiyonu ile uygulanan ağırlıklandırma sebebi ile EKK ve LAD yöntemlerinden ayrılır. EKK ve LAD yöntemlerinde artıkların karelerinin veya mutlak değerlerinin toplamının sıfır olması beklenir. Dolayısıyla bu yöntemlerde kontrol fonksiyonunun yapısı simetrik özellik göstermektedir. Dahası, EKK yönteminde kareler LAD yönteminde ise mutlak değerler hesaplandığından artıkların işaretinin bir önemi yoktur. Fakat, klasik kantil regresyon yönteminde orta nokta veya medyanın ötesinde farklı kantiller için hesaplama yapıldığından kontrol fonksiyonu asimetrik özellik göstermeye başlamaktadır.

3.1.1. Klasik Kantil Regresyon Modelinin Tahmini

Klasik kantil regresyon tahmincisinin EKK tahmincisinden ayrıldığı en önemli nokta EKK tahmincisinde artıkların kareleri toplamı minimize edilirken klasik kantil regresyon tahmincisinde artıkların karelerinin hesaplanmadan dikey mesafelerin ağırlıklı toplamının minimize edilmesine dayanmasıdır (Hao, Naiman 2007: 33). Bu ağırlıklandırma işlemi için klasik kantil regresyonda, EKK

ve LAD yöntemlerinden farklı olarak, kontrol fonksiyonu oluşturulur ve bu fonksiyon türevi alınamaz bir fonksiyondur (Yu, Lu, Stander 2003: 340). Bu nedenle, EKK tahmincisindeki minimizasyon işlemi lineer cebir işlemleri ile gerçekleştirilebilirken birden fazla açıklayıcı değişkene sahip⁹ klasik kantil regresyon modelinde bu mümkün değildir. Dolayısıyla, kantil regresyonun tahmin prosedüründe doğrudan lineer cebir işlemleri uygulanarak minimizasyon işlemi yapılamaz. Bu nedenle, ortalamaya dayalı yöntemler için geliştirilmiş tahmin prosedürlerindeki minimizasyon işlemi kantil regresyonda geçerli olmayacaktır. Klasik kantil regresyon modellerinin tahmini esnasında ortaya çıkan bu sorunun üstesinden gelmek ve kantil regresyon modellerini tahmin etmek için sıklıkla kullanılan iki yaklaşım söz konusudur. Bunlardan ilki, doğrusal programlama yöntemi iken diğeri EÇB tahmin yöntemidir (Huang vd. 2017: 1).

3.1.1.1. Doğrusal Programlama Yöntemi

1950'lerin başından bu yana, ℓ_1 düzenlemesine dayanan minimizasyonun doğrusal programlama¹⁰ çerçevesinde formüle edilebileceği ve simpleks algoritması ile etkin bir şekilde çözüleceği bilinmektedir (Chen, Wei 2005: 400). Klasik kantil regresyondaki minimizasyon sorununun çözülmesi için geliştirilen bir yaklaşım da yapının doğrusal programlama yapısına benzetilmesi ve simplekse dayalı yöntemlerin tahmin için etkin algoritmalar sunmasıdır (bkz. Koenker, d'Orey 1994; 1987). Bu sayede, minimizasyon sorunu çözümlenerek etkin sonuçlar elde etmek için doğrusal programlama yöntemi ile minimizasyon işlemi gerçekleştirilir (Koenker, Hallock 2001: 146). Klasik kantil regresyon için doğrusal programlama yöntemlerinden hareketle minimizasyon işlemlerinin gerçekleştirilerek parametre tahminlerinin yapılması ve istatistikler çıkarım prosedürleri Koenker ve Bassett (1978) ile Bassett ve Koenker (1978) çalışmalarında yapılmıştır.

Klasik kantil regresyon modellerinin tahmini için ℓ_1 düzenlemesine dayanan simplekse dayalı doğrusal programlama algoritmaları ise Koenker ve d'Orey (1994) çalışmasında ele alınmıştır. Bunun yanı sıra, Portnoy ve Koenker (1997) çalışmasında, klasik kantil regresyon modellerinin tahmini için iç nokta (interior point) algoritmasına dayanan bir doğrusal programlama yöntemi önerilmiştir. İç nokta algoritmasının, simplekse dayalı algoritmaya göre büyük verilerde ve az açıklayıcı değişkenli modellerde önemli avantajlar sunarak hesaplama etkinliği sağladığı belirlenmiştir. Ancak, simpleks algoritması büyük verilerde yavaş çalışsa da daha istikrarlı sonuçlar sağlamaktadır.

Klasik kantil regresyon modelleri için hesaplaması diğer yöntemlere göre daha hızlı olan sonlu düzgünleştirme (finite smoothing) algoritmasına dayanan bir yöntem ise Chen (2007) çalışmasında geliştirilmiştir. Bu yöntem, önceden geliştirilen simpleks ve iç nokta algoritmalarının bazı durumlarda kantil regresyonun tüm özelliklerini karşılamaması ve büyük örneklerde iterasyonların artması ile hesaplamaların zorlaşması gibi bazı kısıtlamalarının olması nedeni ile geliştirilmiştir. Ancak, bu yöntemlerin birbirine karşı avantaj ve dezavantajları olsa da birinin diğeri tamamen üstün gelmesi mümkün değildir (Chen, Wei 2005: 407).

⁹ Bir açıklayıcı değişkene sahip regresyon modellerinde temel kantil hesaplamalarından hareketle tahminler gerçekleştirilebilir. Ancak, birden fazla açıklayıcı değişken olması durumunda klasik kantil regresyon metodolojisi ve doğrusal programlama yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır (Koenker, 2017: 2).

¹⁰ Doğrusal programlama, doğrusal ilişkilerin analiz edildiği bir modelde en iyi (optimal) sonucu elde etmek için kullanılan bir yöntemdir ve optimizasyona dayanmaktadır.

Geliştirilen istatistiksel çıkarım prosedürlerinin simülasyon çalışmaları ile performans karşılaştırmaları ise Koenker (1994) çalışmasında gerçekleştirilmiştir. Ek olarak bu çalışmada, istatistiksel çıkarımların gerçekleştirilmesi için yeni yöntemler önerilmiştir. Daha güncel bir çalışma olan Chen ve Wei (2005: 410) çalışmasında, klasik kantil regresyon modellerinin istatistiksel çıkarımları için literatürde temel olarak asimptotik normalliğe bağlı olarak doğrudan güven aralıklarının hesaplandığı, sıralama puanının (rank score) ters çevrilmesine dayanan ve bootstrap¹¹ (önyükleme) yöntemlerini kullanan yeniden örnekleme yöntemi olmak üzere üç yöntemin kullanıldığı belirlenmiştir.

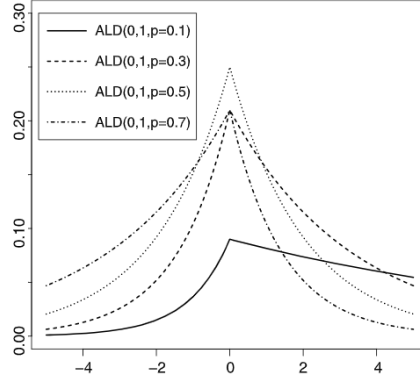
3.1.1.2. En Çok Benzerlik Yöntemi

Klasik kantil regresyon modellerinin tahmininde doğrusal programlama yöntemlerinin yanı sıra EÇB tahmincisi dayanan bir yaklaşım da kullanılmaktadır. EÇB tahmincisi ile kantil regresyon modeli tahmin edilirken genellikle asimetrik Laplace dağılımı kullanılmaktadır (Marino, Farcomeni 2015: 231). Asimetrik Laplace dağılımı ilk olarak Hinkley ve Revankar (1977) çalışmasında farklı bir parametreleştirme altında ortaya çıkmıştır. Asimetrik Laplace dağılımı, asimetrik Laplace dağılımları sınıfında görece yeni bir dağılım olarak bilinmektedir. Bu dağılımın, veri analizinin yanı sıra kantil regresyon tahmini için de kullanışlı olduğu tespit edilmiştir (Yu, Zhang 2005: 1878). Bir tesadüfi değişken için üç parametrelilik asimetrik Laplace dağılımının olasılık fonksiyonu, $\rho_q(\mu)$ Denklem 3.3.'teki kantil kayıp fonksiyonunu temsil etmek üzere

$$f_y = (y|\mu, \sigma, q) = \frac{q(1-q)}{\sigma} e^{\left\{-\rho_q\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)\right\}} \quad (3.5)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Tanımlanan dağılımda konum, ölçek ve çarpıklık parametreleri sırasıyla μ ($-\infty < \mu < \infty$), σ ($\sigma > 0$), ve q ($0 < q < 1$) ile ifade edilmektedir (Yu, Zhang 2005: 1867). Tanımlanan üç parametrelilik asimetrik Laplace dağılımı, kantil regresyon fonksiyonunun tanımlanmış ağırlıklandırılmış mutlak artıkların minimizasyonu ile en çok benzerlik teorisi arasında doğal bir bağlantı kurulmasını sağlamıştır (Liu, Bottai 2009: 3). Asimetrik Laplace dağılımının -4 ile +4 arasında değer alan tesadüfi bir değişken için farklı olasılık değerlerine göre dağılımı aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.

¹¹ Bootstrap, normal dağılımın sağlanmadığı durumlarda örneklemin yeniden karıştırılıp incelenen tahmincilerin örnekleme dağılımlarını elde etmek amacı ile uygulanan bir yöntemdir. Örneklemden hareketle anakütle parametrelerinin tahmin edilmesi esnasında örneklemden yeniden örneklem alınmasına dayanan bu yöntem, parametrik olmayan bir istatistiksel yaklaşımdır (Güriş, Çağlayan 2007: 14).



Şekil 7: Asimetrik Laplace Dağılımı

Kaynak: Lachos vd. (2015: 205).

Şekil 7'ye göre, olasılık değeri 0,1 olduğunda, asimetrik Laplace dağılımının önemli bir kısmı sağ kuyrukta yer almaktadır. Olasılık değeri 0,5 olduğunda ise asimetrik Laplace dağılımı simetrik özellik göstermeye başlamaktadır. Asimetrik Laplace dağılımında daha kalın kuyruklarla birlikte normal dağılıma göre daha sivri bir mod söz konusudur. Belirlenen dağılımdan hareketle EÇB fonksiyonu ise aşağıdaki denklemde tanımlanmaktadır (Koenker, Machado 1999: 1298).

$$L(\beta, \sigma, q) = \left[\frac{q(1-q)}{\sigma} \right]^n e^{\left\{ -\sum_{i=1}^n \rho_q \left(\frac{y-x'_i \beta}{\sigma} \right) \right\}} \quad (3.6)$$

Dolayısıyla, kantil regresyon modellerinin tahmininde doğrusal programlama yöntemi benimsendiğinde Denklem 3.4 minimize edilirken, EÇB tahmincisi benimsendiğinde Denklem 3.6 maksimize edilmektedir.

Kantil regresyon modellerinin tahmininde asimetrik Laplace dağılımı ile benzerlik fonksiyonunun maksimize edilmesi ve kontrol fonksiyonunun doğrusal programlama yöntemleri ile minimize edilmesi ilk olarak Yu ve Moyeed (2001) çalışmasında gösterilmiştir. Koenker ve Machado (1999) çalışmasında ise kantil regresyon için benzerlik testi geliştirilmiştir. Ancak, EÇB yönteminde benimsenen asimetrik Laplace dağılımı düzgün olmadığı için benzerlik fonksiyonunu maksimize etmek matematiksel olarak kolay değildir (Huang vd. 2017: 2).

Doğrusal programlama ile EÇB tahmin yöntemleri arasındaki temel fark, EÇB tahmincisinde hata terimlerinin asimetrik Laplace dağılımının kullanılmasıdır. Doğrusal programlama yönteminde ise hata terimlerinin dağılımı üzerine bir varsayım yapılmamaktadır. Yapılan literatür araştırmaları neticesinde asimetrik Laplace dağılımının ağırlıklı olarak Bayesyen kantil regresyon yöntemlerinde tercih edildiği tespit edilmiştir. Liu ve Bottai (2009: 1) çalışması, kalın kuyukları ve moddaki sıçramaları karakterize edebilen asimetrik Laplace dağılımının Bayesyen kantil regresyon araştırmalarında kullanıldığını belirterek bu ifadeyi desteklemektedir.

3.1.2. Klasik Kantil Regresyonun Avantajları

Kantil regresyon yöntemini kullanan makaleler incelendiğinde, kantil regresyonun benimsenmesinin en temel üç sebebinin, analiz edilen konu bağlamında daha fazla bilgi sağlaması, iktisadi modellerle olan ilişkisinin güçlü olması ve diğer yöntemlerde mevcut olan sorunların üstesinden gelmesi olarak ifade edilmektedir (Clarke, Llorca, Pailaňir 2023: 116). Klasik kantil regresyon yönteminin uygulama

esnasında sağladığı avantajlar aşağıda maddeler halinde özetlenmiştir (Buchinsky 1998: 89; Montenegro 2001: 8; Uribe, Guillen 2020: 13; Yu, Lu, Stander 2003: 340). Kantil regresyon yöntemi,

- Geleneksel yöntemlerde hesaplanan bağımlı değişkenin ortalama değeri yerine kantil değerlerini hesaplar,
- Veriyi tek bir regresyon doğrusu hesaplayan yöntemlere nazaran daha iyi tanımlar ve karakterize eder,
- Belirlenen açıklayıcı değişkenlerden hareketle bağımlı değişkenin tüm şartlı dağılımının analizini mümkün kılar,
- Bağımlı değişkenin dağılımı boyunca farklı kantillerde birkaç regresyon eğrisi hesaplayarak açıklayıcı değişkenlerin katsayılarındaki değişimin gözlenmesini sağlar,
- Bağımlı değişkenin dağılımı üzerinde açıklayıcı değişkenlerin etkisi üzerine ayrıntılı bilgi sunar ve değişimlerin analiz edilmesini mümkün kılar,
- Açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenin dağılımın alt veya üst noktalarındaki heterojen etkilerinin analizini sağlar,
- Bağımlı değişkenin dağılımının konumu, yoğunluğu ve çarpıklığı hakkında bilgi sağlar,
- Örneklemdeki tüm gözlemlere eşit ağırlık vermek yerine analiz edilen kantile yakın gözlemlere daha çok uzak gözlemlere daha az ağırlık verir,
- Ağırlıklandırma sayesinde herhangi bir dağılımdan bağımsızdır,
- Hata terimlerinin belirlenen kantil değerlere şartlandırılarak ağırlıklandırılması dışında dağılımı hakkında herhangi bir varsayım yapılmaz,
- Hata terimlerinin normal dağılmaması durumunda koşullu kantil regresyon tahmincisi EKK tahmincisinden daha etkindir,
- Kantillere göre ağırlıklandırılmış mutlak artıkların minimize edilmesi sayesinde tahminci normal dağılıma uymayan kalın kuyruklu ve çarpık dağılımlara neden olan aşırı değerlere karşı robusttur,
- Katsayı vektörü aşırı değerlerden etkilenmez,
- Sabit varyans varsayımının sağlanma durumu hakkında eğim parametrelerinin incelenen birimlere göre değişip değişmemesine göre bilgi verir,
- Sabit varyans varsayımının sağlanmaması durumuna karşı robust sonuçlar üretir,
- Değişen varyansın neden olduğu istatistiksel değişim veya verideki homojen olmama durumuna bağlı olarak ortaya çıkan değişimleri analiz etmek için oldukça güçlüdür,
- EKK tahmincisinden daha etkin kabul edilebilen L tahmincilerinin kantillere uyarlanan özel bir versiyonu olduğundan L tahmincilerinin prosedürünü benimsemektedir.

Geleneksel ortalama regresyon yöntemleri ile karşılaştırıldığında kantil regresyon, bağımlı değişkeninin tüm koşullu dağılımını karakterize edebilir, aşırı değerlere ve hata terimlerinin dağılımının yanlış belirlenmesine karşı daha robusttur. Bu nedenle, geleneksel ortalama regresyondan daha kapsamlı istatistiksel modelleme sağlar ve çok geniş bir alanda uygulanır. Kantil regresyon modellerinin, bağımlı değişkenin farklı kantillerinde açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerini tespit etmesinin yanı sıra kantil regresyon modelleri, normallik varsayımı ihlal edildiğinde veya aşırı değerler ve uzun kuyruklar mevcut olduğunda, ortalama regresyona kıyasla daha robust ve eksiksiz tahminler sunar (Huang vd. 2017: 1). Sağladığı bu önemli avantajlar sayesinde, klasik kantil regresyon yöntemi birçok çalışmada araştırma yöntemi olarak tercih edilmektedir.

3.1.3. Klasik Kantil Regresyonun Uygulama Alanları

Kantil regresyon, açıklayıcı değişkenlerin etkilerini dağılımın herhangi bir diliminde tahmin etmek için kullanılarak bilinen EKK ve LAD yöntemlerinden daha bilgilendirici bir regresyon analizi sunmaktadır. Bu nedenle, kantil regresyon yıllar boyunca Steve Portnoy, James Powell, Roger Koenker, Xuming He, Victor Chernozhukov ve diğer bilim insanları tarafından tıp ve ekolojiden, finans ve iktisada kadar çeşitli bilimsel alanlarda kantil regresyon tekniklerinin uygulanmasını kolaylaştırma amacı ile genelleştirilmiştir (Lamarche 2021: 2). Dolayısıyla, kantil regresyon yöntemi iktisat, sağlık, mühendislik ve doğa bilimleri, siyaset bilimi gibi farklı alanlarda araştırma yapan çalışmalarda araştırma yöntemi olarak tercih edilmiştir. Kantil regresyonun kullanıldığı temel alanlar ve bu alanlardaki araştırma konularının birkaçı aşağıda özetlenmiştir (Koenker, Hallock 2001: 151-152; Koenker vd. 2018: xvii; Uribe, Guillen 2020: 1; Yu, Lu, Stander 2003: 337).

İktisat	Sağlık	Mühendislik ve Doğa Bilimleri	Siyaset Bilimi
•İşgücü ve işsizlik •Ücretler ve ücret eşitsizliği •Sosyal ve ekonomik eşitsizlik •Ayrımcılık •Aile ekonomisi •Yoksulluk •Eğitim •Arz ve talep •Harcama ve tüketim •Ekonomik büyüme •Ekonomik kriz •Yatırım analizleri •Finansal göstergeler •Firma büyüklükleri •Çevre ekonomisi	•Genetik araştırmaları •Kronik veya geçici hastalıklar •Yaşam beklentisi •Boy, kilo ve yaş •Çocuk gelişimi •Akıl sağlığı •Tütün, alkol veya yasaklı madde tüketimi •Tedavi uygulamaları •İşitme analizleri •Göz sağlığı ve retina araştırmaları •Biyotıp	•Teknoloji •İnşaat •Enerji •Makine •Haritalandırma •Uzay •Kimya •Astrofizik •Meteoroloji •Enerji •Çevre kirliliği araştırmaları •Ekoloji	•Seçim ve seçmen araştırmaları •Yolsuzluk araştırmaları

Şekil 8: Kantil Regresyonun Kullanım Alanları

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 8’den gözlemlendiği üzere, kantil regresyon tanıtıldığı günden bu yana farklı disiplinlerde kullanılmakta olup birçok farklı alanda araştırmaya konu olmuştur. Örneğin iktisat alanında kantil regresyon genellikle işgücü, ücretler, işsizlik, eşitsizlik, ayrımcılık, yoksulluk, okul tercihi, öğrencilerin performansları ve başarısı gibi eğitim, harcama ve tüketim analizleri gibi mikro iktisadi alanlarda olmak üzere ekonomik büyüme, ekonomik kriz, yatırım analizleri, işsizlik, arz ve talep, enerji talepleri, firma büyüklükleri ve sermaye yapıları, ev fiyatları, borsa getirileri gibi finansal göstergeler olan makro ve finansal analizlerde de tercih edilmiştir. Kantil regresyon, iktisadi analizlerin yanı sıra sağlık araştırmalarında genetik, hastalıklar, yaşam beklentisi, boy ve kilo, çocuk gelişimi, akıl sağlığı, tütün, alkol veya yasaklı madde tüketimi ve tedavi uygulamaları gibi birçok farklı alanda araştırma yöntemi olarak benimsenmiştir. Mühendislik disiplininde ise kantil regresyon teknoloji, inşaat, enerji, makine, haritalandırma, uzay, kimya, astrofizik, meteoroloji, doğa ve çevre kirliliği gibi alanlarda tercih edilmiştir. Siyaset bilimine yönelik analizlerde ise kantil regresyon, seçmen ve seçim araştırmaları ve yabancı yardımlar ve yolsuzluk araştırmaları gibi ilginç araştırmalarda kullanılmıştır. Klasik kantil regresyon yöntemi araştırmalarda duyulan ihtiyaçlar ve farklı veri setlerinin getirdiği değişimler doğrultusunda geliştirilmeye ve uygulanmaya devam etmektedir.

3.2. Sansürlü Kantil Regresyon Modelleri

Önceki bölümde açıklanan klasik kantil regresyon yöntemi verilerde meydana gelebilecek sansürü dikkate almamaktadır. Ancak, ekonometrik araştırmalarda işsizlik süresi, vergiler, asgari ücret gibi iktisadi konular üzerine alınan kararlar doğrudan sansürlemeyi gerektirdiğinden veya veri üreten kurumların veriyi derlerken uyguladığı veri koruma, sınırlama veya kesme durumları sansürlemeye neden olduğundan genellikle sansürlenmiş verilere rastlanmaktadır (Fitzenberger, Winker 2007: 88). Bu nedenle, sansürlü verilerin geçerli ve güvenilir tahminini mümkün kılan sansürlü regresyon modelleri teorik ve uygulamalı ekonometri literatüründe oldukça ilgi çekmektedir.

İkinci bölümde açıklanan sansürlü regresyon modelleri, analiz edilen veride meydana gelebilecek sansür durumunu ele alması bakımından sansürlü bağımlı değişkenli modellerin tahmini için oldukça önemli bir prosedür önermiştir. Bu sayede, analiz edilen verilerde sıklıkla karşılaşılan sansürlü bağımlı değişkene sahip regresyon modelleri sapmasız ve tutarlı olarak tahmin edilebilmektedir. Fakat, önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, bu modellerin iki kısıtlayıcı varsayımı vardır. Ortalamaya dayanan ve klasik sansürlü regresyon modelleri olarak adlandırılan bu modeller hata terimlerinin dağılımının bilindiğini ve bu dağılımın normal dağılım olduğunu varsaymaktadır. Dolayısıyla, bu modellerde dağılım araştırmacı tarafından belirlendiğinden aslında bu modeller hata teriminin dağılımın seçimine karşı oldukça duyarlı modeller olarak bilinmektedir (Powell 1986: 143). Buna karşın, sansürlü veri analiz edilirken klasik sansürlü regresyon modellerinin dağılımının yanlış belirlenmesi durumunda klasik regresyon modellerinin aksine yapısal parametrelerin tahminçileri sadece sapmalı değil aynı zamanda tutarsız olacaktır (Khan, Powell 2001: 74). Dolayısıyla, normal dağılım varsayımı klasik sansürlü regresyon modellerin uygulanabilirliğini kısıtlamaktadır. Klasik sansürlü regresyon modellerinin bir diğer kısıtlayıcı varsayım ise hata terimlerinin sabit varyansa sahip olduğunu ileri süren varsayımdır. Bu varsayımın sağlanmaması durumunda, tahminçiler etkinlik özelliğini kaybetmekte ve tutarsız olmaktadır. Klasik sansürlü regresyon modellerinin normal dağılım ve sabit varyans varsayımları uygulamalarda çoğunlukla sağlanamayan varsayımlardır. Bu nedenle, her ne kadar klasik sansürlü regresyon modelleri sansürlü verilerin analizinde önemli bir alternatif sağlasa da açıklanan kısıtlayıcı varsayımları nedeni ile analizlerde uygulanabilirliği kısıtlanmakta ve geçerliliği ve güvenilirliği tehlikeye düşmektedir.

Klasik sansürlü regresyon modellerinin bu kısıtlamalarının üstesinden gelmek için Powell (1984) klasik sansürlü regresyon modellerini LAD yöntemi olarak bilinen medyan regresyona genişleterek literatürde yeni bir çağ açmıştır. James L. Powell'in önerdiği model, sansürlü LAD (censored LAD) modeli olarak isimlendirilmiştir. Sansürlü LAD yöntemi sayesinde, bağımlı değişkende sansür meydana gelmesi durumunda hata terimlerinin dağılımı üzerinde herhangi bir varsayım yapmayan ve değişen varyans problemine karşı robust olan tahminler elde edilmektedir. Sansürlü LAD yöntemi, dağılımdan bağımsız ve değişen varyansa karşı robust olması sayesinde klasik sansürlü regresyon modellerine karşı önemli bir üstünlük sağlasa da sansürlü LAD yöntemi klasik sansürlü regresyon modelleri gibi veride meydana gelebilecek sansür kavramını dikkate alarak tahminler üretmesine karşın tek bir regresyon doğrusu hesaplamaktadır. Dolayısıyla dağılımın geneli hakkında detaylı bir analiz sağlamamaktadır. Bu nedenle, sansürlü LAD yönteminin geliştirilmesinden iki yıl sonra Powell (1986) çalışmasında sansürlü LAD yöntemini medyan dışında diğer kantillere de genişleterek sansürlü kantil regresyon (censored quantile regression) yöntemini önermiştir. James L. Powell, sansürlü LAD yöntemini diğer kantillere genişletmenin ardındaki sebebi, örneğin sıfır noktasında sansürün çok olması durumunda dağılımın

ortasını ifade eden medyanın bilgi verici olmayabileceğini ve böyle bir durumda dağılımın daha üst noktalarını ifade eden bir kantil için tahmin yapmak katsayı tahminleri için daha bilgi verici olabileceğini ifade ederek açıklamaktadır (Powell 1986: 145). Bu sayede, açıklayıcı değişkenlerin sansürlü bağımlı değişken üzerindeki etkisi sansürlü bağımlı değişkenin dağılımı boyunca istenilen kantillerde tahmin edilerek regresyon doğruları hesaplanabilmektedir.

Powell (1984; 1986) çalışmalarında klasik sansürlü regresyon modellerini önceki bölümlerde bahsedilen sansürleme çeşitleri için medyan ve kantil regresyona uyarlamış ve tahminci önerilmiştir. Buna göre, klasik sansürlü regresyon modellerinin soldan sansürleme olması durumunda kantil regresyona genişletilmiş teorik gösterimi aşağıdaki denklemlerde yer almaktadır (Powell 1986: 146).

$$y_i = \begin{cases} y_i^* > c_1 \Rightarrow y_i^* = y_i = x_i' \beta_q + u_{qi} \\ y_i^* \leq c_1 \Rightarrow y_i = c_1 \end{cases} \quad (3.7)$$

$$y_i^* = x_i' \beta_q + \varepsilon_{qi} \quad (3.8)$$

$$Q_{y_i}(q|x_i, c_1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_q |y_i - \max(c_1, x_i' \beta)| \quad (3.9)$$

Sağdan sansürleme olması durumunda sansürlü kantil regresyon gösterimi ise

$$y_i = \begin{cases} y_i^* < c_2 \Rightarrow y_i^* = y_i = x_i' \beta_q + u_{iq} \\ y_i^* \geq c_2 \Rightarrow y_i = c_2 \end{cases} \quad (3.10)$$

$$y_i^* = x_i' \beta_q + \varepsilon_{qi} \quad (3.11)$$

$$Q_{y_i}(q|x_i, c_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_q |y_i - \min(c_2, x_i' \beta)| \quad (3.12)$$

şeklinde (Buchinsky 1994: 411). Hem soldan hem de sağdan sansürleme olması durumunu ifade eden aralık sansür olma durumu ise aşağıdaki denklemlerde yer almaktadır (Lamarche 2021: 22).

$$y_i = \begin{cases} y_i^* \geq c_2 \Rightarrow y_i = c_2 \\ c_1 < y_i^* < c_2 \Rightarrow y_i^* = y_i = x_i' \beta_q + u_{iq} \\ y_i^* \leq c_1 \Rightarrow y_i = c_1 \end{cases} \quad (3.13)$$

$$y_i^* = x_i' \beta_q + \varepsilon_{qi} \quad (3.14)$$

$$Q_{y_i}(q|x_i, c_1, c_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_q |y_i - \max\{\min(c_2, x_i' \beta), x_i' \beta\}| \quad (3.15)$$

Denklemlerde yer alan c_1 soldan c_2 ise sağdan sansür noktasını y_i^* gizil bağımlı değişkeni, q kantil değerlerini ve ρ_q önceki bölümde tanımlanan kontrol fonksiyonunu ifade etmektedir. Denklemlerde $i = 1, \dots, N$ olup N gözlem sayısını temsil etmektedir.

Denklemler 3.7'ye göre, y_i bağımlı değişkeni y_i^* gizil bağımlı değişkenine bağlı olarak sansürlenmiştir ve gizil bağımlı değişken c_1 sansür noktasına eşit veya üstünde değer alıyorsa gizil bağımlı değişken y_i bağımlı değişkenine eşit olacak ve model tahmin edilecektir. Ancak, y_i^* gizil bağımlı değişkeni

belirlenen c_1 sansür noktasının altında değer alıyor ise y_i bağımlı değişkeni c_1 sansür noktasına eşit olacak ve bağımlı değişkenin gerçek değeri c_1 sansür noktasında sansürlenerek gözlenemeyecektir. Sağdan sansürlü kantil regresyonu ifade eden Denklem 3.10'a göre, y_i bağımlı değişkeni y_i^* gizil bağımlı değişkenine bağlı olarak sansürlenmektedir ve gizil bağımlı değişken c_2 sansür noktasına eşit veya altında değer alıyorsa gizil bağımlı değişken, y_i bağımlı değişkenine eşit olacak ve model tahmin edilecektir. Ancak, y_i^* gizil bağımlı değişkeni belirlenen c_2 sansür noktasının üstünde değer alıyor ise y_i bağımlı değişkeni c_2 sansür noktasına eşit olacak ve bağımlı değişkenin gerçek değeri c_2 sansür noktasında sansürlenerek gözlenemeyecektir. Denklem 3.13'teki gibi aralık sansürü meydana gelmesi durumunda ise y_i^* gizil bağımlı değişkeni belirlenen c_1 sansür noktasının altında ve c_2 sansür noktasının üstünde değer alıyor ise y_i bağımlı değişkeni sırasıyla c_1 ve c_2 sansür noktalarına eşit olacak ve bağımlı değişkenin gerçek değeri bu sansür noktalarında sansürlenerek gözlenemeyecektir. Bağımlı değişkenin gerçek değeri sadece belirlenen sansür noktalarının aralığında gözlenebilecektir. Klasik regresyon modellerinin bağımlı değişkeninde bu gibi bir sansür meydana gelmesi durumunda bu sansür veya kısıtlama durumu hata terimini doğrudan etkilemektedir ve hata terimlerinin beklenen değerinin sıfır olması koşulu sağlanamamaktadır (Powell 1984: 303). Bu nedenle, sansürü dikkate alan tahmin prosedürlerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu denklemlerin, ikinci bölümde açıklanan klasik sansürlü regresyon modellerinin bağımlı değişkenindeki sansürlemeden farkı tahmin edilecek parametrelerin ve hata teriminin indisinde q ile ifade edilen kantil gösterimidir. Buna göre, sansürlü bağımlı değişken sadece ortalama veya medyan değeri için değil, belirlenen kantillere göre ağırlıklandırılarak tahmin edilmektedir. Başka bir deyişle, sağdan sansür durumunda, tahmincinin sansür değerinin altında kaldığı durumda olasılık değeri kantil değerine büyük veya eşit olması durumunda gizil değişken için tanımlamalar yapılarak tahmin gerçekleştirilmektedir. Buna karşılık, tahmincinin belirlenen sansür değerine eşit veya üstünde olması durumunda olasılık değeri kantil değerinden küçük olur ve dağılım gözlenemez. Bu nedenle, dağılımın bu kısmı için işlem yapılamaz. Burası için sadece şartlı kantilin sansür değerinden büyük olduğu bilinmektedir (Buchinsky 1998: 120). Başka bir deyişle, β_q katsayısının belirlenen kantil değeri için tahmin değeri hesaplanırken sağdan sansür olması durumunda sadece sansür değerinin altındaki hücreler, soldan sansür olması durumunda sadece sansür değerinin altındaki hücreler kullanılmaktadır (Buchinsky 1994: 410).

y_i^* gizil bağımlı değişkenine bağlı olan y_i bağımlı değişkeni ise açıklayıcı değişken veya değişkenler ve hata terimi ile Denklem 3.6, 3.9 ve 3.12'deki gibi tanımlanabilir. Denklem 3.8, 3.11 ve 3.14'te tanımlanan sansürlü regresyon modelinin kantil regresyon prosedürü ile minimize edilecek gösterimi ise sırasıyla Denklem 3.9, 3.12 ve 3.15'te yer almaktadır. Denklem 3.9, 3.12 ve 3.15, sansürlenmiş bağımlı değişkenin parametre tahminlerinin gerçekleştirilmesi için sansürlenmiş bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu kantillerinin sansür noktası dikkate alınarak minimize edilecek parçalı fonksiyonu ifade etmektedir (Khan, Powell 2001: 76). Denklem 3.9, 3.12 ve 3.15'te yer alan $x_i' \beta_q$ ifadesinin, x_i açıklayıcı değişkenlerine koşullu olan y_i^* gizil bağımlı değişkeninin sansürlenmemiş q . kantil değerini hesaplaması gerekmektedir. Tahmin prosedüründe kullanılan ρ_q kontrol fonksiyonu, gösterge fonksiyonundan hareketle oluşturulmuş ve kantillere göre ağırlıklandırılmış işaret fonksiyonu olarak da tanımlanmaktadır (Fitzenberger 1997: 407).

Klasik kantil regresyonda 50. kantil için tahminler yapıldığında tahmin sonuçlarının LAD yöntemi sonuçlarına eşit olması gibi sansürlü kantil regresyonda da 50. kantil (medyan) için tahminler

yapıldığında sonuçlar sansürlü LAD yönteminden elde edilen sonuçlara eşit olacaktır (Powell 1986: 146). Benzer olarak, veride sansürleme olmaması durumunda klasik sansürlü regresyon modellerinin klasik regresyon modellerine eşit olması gibi veride sansürlü kantil regresyon sonuçları klasik kantil regresyon sonuçlarına eşit olmaktadır (Buchinsky 1998: 121). Başka bir deyişle, veride sansürleme olmaması durumunda klasik kantil regresyon ile y_i bağımlı değişkeninin örnekleminden hareketle bağımlı değişkenin ilgili kantil değeri hesaplanırken veride sansürleme olması durumunda sansürlü kantil regresyon ile y_i standart bağımlı değişkeninin değil y_i^* gizil bağımlı değişkeninin kantil değeri hesaplanmaktadır (Fitzenberger 1997: 408).

James L. Powell, iki önemli çalışması ile klasik sansürlü kantil regresyonu geliştirerek sansürlü regresyon problemine robust bir genişletme yapmıştır (Fitzenberger 1997: 405). Bu genişletmenin altındaki temel sebep, sansürleme problemlerinin sıklıkla karşılaşıldığı veri setlerini kantil regresyon tahmin prosedürünün sağladığı avantajlardan hareketle tahmin etme isteğidir (Buchinsky, Hahn 1998: 645).

3.2.1. Sansürlü Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini

Sansürlü kantil regresyon modelleri, sağladığı avantajlar nedeni ile ekonometri literatüründe önemli bir gelişme olarak değerlendirilmektedir. Bu gelişmenin, ilişkilerin kompleks hale gelmesi nedeni ile tahmin prosedürlerinin matematiksel olarak zorlaşması gibi bir dezavantajı söz konusudur. Nitekim, sansürlü kantil regresyon modellerinin klasik regresyon modellerine göre minimize edilecek fonksiyon sürekli olarak türevi alınabilir olmadığından hesaplama açısından külfetlidir. Bu nedenle, literatürde Powell (1984; 1986) çalışmaları başta olmak üzere sansürlü kantil regresyon modellerinin hızlı ve etkin bir biçimde tahmin edilebilmesi için çeşitli tahminci ve algoritmalar önerilmiştir.

3.2.1.1. Powell (1984 ve 1986) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modellerinin geliştirildiği Powell (1984; 1986) çalışmalarında bu modellerin tahmin edilebilmesi için çeşitli yöntemler önerilmiştir. Sansürlü kantil regresyon modellerinin, klasik kantil regresyondan farkı sansürlü kantil regresyonda klasik kantil regresyondaki doğrusal tahmincinin parçalı doğrusal tahminci ile yer değiştirmesi ve sansür dikkate alınmasıdır (Chernozhukov, Hong 2002: 873). Bunun nedeni, sansürlü bağımlı değişken için oluşturulan koşullu kantil fonksiyonu sansürleme durumunda sıfır değerini alırken sansürlenmemesi durumunda doğrusal olmasıdır. Bu durum, parçalı regresyonu andırmaktadır. Parçalı doğrusal tahmincinin kullanılmasının nedeni ise bağımlı değişkenin gösterimi koşullu kantil fonksiyon cinsinden veya sabit bir sansür değeri cinsinden yapılmasıdır. Bu durumda, bağımlı değişken fonksiyon gösterimini veya sabit sansür değerini alacaktır. Bu da Powell'in tahmincisinin elde edilmesini sağlamaktadır. Powell (1984; 1986) çalışmalarında LAD ve klasik kantil regresyon tahmincisine yapılan basit düzenlemeler ile geliştirilen bu modellerde hata teriminin dağılımına ve değişen varyans durumlarına karşı duyarlı olmayan bir tahminci önerilmiştir. Powell'in β_q tahmincisi Denklem 3.9, 3.12 ve 3.15'te tanımlanmış olup bu denklemlerde eşitliğin sağ tarafında minimizasyon prosedürü yer almaktadır.

Sansürlü kantil regresyonda meydana gelen türev alınamama durumu nedeni ile klasik sansürlü regresyon modelleri için Amemiya tarafından önerilen tahminci birinci dereceden koşulun Taylor serisi açılımına dayandığından standart asimptotik teori sonuçları sansürlü kantil regresyonda geçerli olmamaktadır (Fitzenberger 1997: 407). Ancak, Powell (1984; 1986) çalışmalarında önerilen

tahminci Huber (1967) çalışmasında ele alınan standart düzenlilik şartlarından yararlanarak büyük sayılar kanunu altında geçerli olmakta ve minimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir. Buna göre, sansürlü kantil regresyon yöntemi hata terimlerinin dağılımı hakkında önceden bilgi mevcut olmadığında EÇB tahmin yöntemine dayanan prosedürlere tutarlı bir alternatif sağlamaktadır (Powell 1984: 304).

Powell'in sansürlü kantil regresyon için önerdiği bu modelde minimize edilecek fonksiyon klasik kantil regresyonda olduğu gibi doğrusal olmadığı için sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmininde doğrusal programlama yöntemlerinden yararlanılamamaktadır (Buchinsky 1994: 412). Bu tahmincinin iki zorluğu söz konusudur. Bunlardan ilki, tahmincinin hesaplama zorluğudur. Powell'in sansürlü kantil regresyon modellerine yönelik önerdiği tahminci β_q değerleri tahmin edilirken konveks olmayan bir yapı minimize edilmektedir. Bu nedenle, doğrusal programlama yöntemlerinden hareketle optimizasyon işlemleri doğrudan yapılamamaktadır. Bir diğer zorluk ise Powell'in tahmincisinin küçük örneklerde karşılaştığı düşük başarıdır (Khan, Powell 2001: 75). Dolayısıyla, Powell (1984; 1986) tarafından geliştirilen sansürlü kantil regresyon tahmincileri konveks olmadığı, iteratif doğrusal programlama yöntemlerine doğrudan uyarlanamadığı ve ek parametre ile yüksek sansürleme olması durumunda iyi performans gösteremediği için bazı sınırlılıkları söz konusudur.

Powell'in sansürlü kantil regresyon tahmincisinin bahsedilen kısıtlamalarının ve hesaplama zorluklarının üstesinden gelmek için araştırmacılar tarafından farklı tahminci ve algoritmalar önerilmiştir. Sansürlü kantil regresyonun tahmin prosedürü için yeni algoritma önerilmesinin nedeni sansürlü kantil regresyonunun yapısı gereği doğrusal programlama yöntemi ile çözülmemesidir.

3.2.1.2. Yinelemeli Doğrusal Programlama Algoritması

Sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için en önemli alternatif algoritmalarından biri Buchinsky (1994) tarafından önerilmiştir. Bu algoritma ilk olarak Buchinsky'nin 1991 yılında yayınladığı doktora tezinde önerilmiş olup daha sonra Buchinsky (1994) çalışmasında tanıtılmıştır. Buchinsky (1994) çalışmasında sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için yinelemeli doğrusal programlama algoritmasını (Iterative Linear Programming Algorithm: ILPA) önermiştir. Bu algoritma temel olarak üç adımda uygulanmaktadır. Bu adımlar aşağıda açıklanmaktadır.

1. Önerilen algoritmanın ilk adımında, sansürlü ve sansürlü olmayan tüm gözlemler için tahminler yapılır.
2. İkinci adımda, negatif tahmin edilen değerler dışlanır ve budanmış veri için tekrar tahminler gerçekleştirilir.
3. Son adımda, iki başarılı negatif olmayan aynı yinelemeye ulaşıldığında minimizasyonun gerçekleştiği belirlenerek yineleme tamamlanır (Stewart, Blisard, Jolliffe 2003: 469).

Önerilen algoritma iteratif bir algoritma olup Powell'in düşük başarıya sahip tahmincilerine önemli bir alternatif olarak kabul edilmektedir. Uygulamalı literatürde de sıklıkla kullanılan algoritmalarından birinin ILPA olduğu bilinmektedir (Fitzenberger, Winker 2007: 89).

3.2.1.3. BRCENS Algoritması

Fitzenberger (1994) çalışmasında, sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için önerilen ILPA'nın bazı tutarsızlıkları olduğundan ispatlanmıştır. Bu nedenle, yine Fitzenberger (1994)

çalışmasında daha önce Barrodale ve Roberts (1973; 1974) çalışmalarında medyan regresyon modelleri için geliştirilen algoritma benimsenerek sansürlü veri ve kantil regresyona uyarlanmıştır. Önerilen yeni algoritma, BRCENS algoritması olarak isimlendirilmektedir.

Kantil regresyon modelleri, doğrusal programlama yapısında olduğundan simpleks algoritmaları ile çözülebilmektedir. Buradan yola çıkılarak Barrodale ve Roberts (1973; 1974) algoritmasında, gözlem sayısından bir fazla ($N + 1$) satır ve açıklayıcı değişken sayısından bir fazla ($k + 1$) sütun için doğrusal programlama yöntemlerindeki simpleks tablonun yoğunlaştırılmış formunu kullanılarak sonuçlar elde edilmektedir. Önerilen BRCENS algoritmasında ise sansürlü kantil regresyon modellerindeki enterpolasyon özelliğine dayanılarak Barrodale ve Roberts (1973; 1974) algoritması, sansürlü kantil regresyon modelleri için uyarlanmaktadır. BRCENS algoritması aşağıda açıklanan üç aşamadan oluşmaktadır.

1. Algoritmanın ilk aşaması katsayı vektörünün sıfır olması ile başlamaktadır. Bu aşamada, tasarım matrisinin izin verdiği açıklayıcı değişken sayısının sırası kadar katsayı dahil edilmektedir. Bu aşama, açıklayıcı değişken sayısı kadar enterpolasyona uğramış veri noktalarının temel olmayan değişkenlerin oluşturulan tablonun sütunlarını oluşturması ile sonlanmaktadır. Dolayısıyla, veri noktaları ve katsayılardan oluşan temel olmayan değişkenler geçici sonucu tanımlamaktadır.
2. İkinci aşamada, algoritma temeldeki veri noktalarının temel olmayan veri noktaları ile yer değiştirilmesi ile devam etmektedir.
3. Algoritma, tüm temel olmayan değişkenler için hesaplanan ve marjinal maliyetler olarak isimlendirilen değerlerin pozitif olmaması durumunda sonlanmaktadır (Fitzenberger 1994: 7).

Powell (1984; 1986) çalışmalarında önerilen sansürlü kantil regresyon modelleri için Fitzenberger (1994) tarafından önerilen BRCENS algoritması, uygulamalı literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Ek olarak, ilerleyen bölümlerde açıklanacak olan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen Wang ve Fygenon (2009) tahmincisinin adımlarında da BRCENS algoritmasının kullanıldığı tespit edilmiştir.

Fitzenberger (1994) çalışmasında önerilen BRCENS algoritması için ilerleyen yıllarda gerçekleştirilen Fitzenberger ve Winker (2007) çalışmasında, sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için enterpolasyon özelliği tarafından kesikli tanımlamaya dayanan BRCENS algoritması modifiye edilmektedir. Bu çalışmada, BRCENS algoritmasının küresel optimuma yakınsama olasılığını artırmak için dış döngüyü kabul eden bir eşik kullanan BRCENS algoritmasının değiştirilmiş bir versiyonu önerilmektedir (Koenker 2008: 4).

3.2.1.4. Genel İç Nokta Algoritması

Powell'in sansürlü kantil regresyon tahmincisine önerilen bir diğer algoritma ise Koenker ve Park (1996) çalışmasında geliştirilmiştir. Bu algoritma, doğrusal olmayan kantil regresyon (Nonlinear Quantile Regression: NL-QR) modelleri için geliştirilmiş olup genel iç nokta algoritması olarak isimlendirilmiştir. Çalışma kapsamında önerilen tahmincinin sansürlü kantil regresyon modelleri için de kullanılabileceği tespit edilmiştir. Bu, genel iç nokta algoritmasının kullanılarak sansürlü kantil regresyonu doğrusal programlama yöntemleri ile çözülmesine dayanmaktadır. Bu yöntem, yinelemeli ağırlıklandırılmış EKK yönteminin bir çeşidi olarak tanımlanabilir (Koenker, Park 1996: 277).

3.2.1.5. Buchinsky ve Hahn (1998) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modelleri için tahmin prosedürünün önerildiği bir diğer çalışma ise Buchinsky ve Hahn (1998) çalışmasıdır. Bu çalışmada, sansür noktasının bilinmediği ve sansür noktasının birkaç açıklayıcı değişkenin bir fonksiyonu olduğu durumu ele alınarak iki aşamalı bir tahminci önerilmektedir. Önerilen tahmincinin aşamaları aşağıda açıklanmaktadır (Buchinsky, Hahn 1998: 655-656).

1. Önerilen tahmincinin ilk aşamasında, sansür noktası açıklayıcı değişkenlerin bir fonksiyonu olmak üzere açıklayıcı değişkenler için belirlenen kantil değerinden hareketle fonksiyonel form oluşturulur. Açıklayıcı değişkenler için oluşturulan fonksiyon yapısı bilinmediğinden ilk olarak açıklayıcı değişkenlerin fonksiyonları nonparametrik yöntemler ile tahmin edilir. Bu aşama ile sansürlenmeme olasılığı budanmış regresyon modeli ile tahmin edilerek sansürlenmemiş gözlemler belirlenir.
2. İkinci aşamada ise tahmin edilen fonksiyon sansürlenmeyen gözlemler için sansürlü kantil regresyon modelinde yerine yazılarak yapı doğrusal programlama yapısına benzetilerek tahmin sonuçları elde edilir.

Önerilen tahmincinin asimptotik özelliklerinin, sansür noktasının sabit olması durumunda Powell (1984; 1986) çalışmalarında geliştirilen tahmincilere neredeyse eşit olduğu ifade edilmektedir.

3.2.1.6. Khan ve Powell (2001) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen bir diğer iki aşamalı tahminci ise Khan ve Powell (2001) çalışmasında ele alınmıştır. Önerilen iki aşamalı tahmincinin aşamaları aşağıdaki gibidir.

1. Tahmin prosedürünün ilk aşamasında, gözlemlerin sansürlenmeme olasılığının tahmin edilmesi için iki durumlu bir değişken oluşturulur. Bu değişken, gözlemlerin sansürlenmemesi durumunda 1 sansürlenmesi durumunda ise 0 değerini almaktadır. Oluşturulan bu iki durumlu değişkenin bağımlı değişken olduğu model açıklayıcı değişkenler ile nonparametrik veya semiparametrik regresyon modelleri oluşturularak tahmin edilmektedir. Böylece, gözlemlerin sansürlenmeme olasılığı tahmin edilerek sansürlenmemiş gözlemlerden oluşan bir alt grup oluşturulmaktadır.
2. Tahmin prosedürünün ikinci aşamasında ise seçilen gözlemler için kantil regresyon prosedürü uygulanarak tahminler elde edilmektedir.

Bu çalışma kapsamında önerilen iki aşamalı tahmincinin, ilerleyen bölümlerde açıklanacak olan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen Choi ve Lee (2019) tahmincisinin bazı aşamalarında tercih edildiği belirlenmiştir.

3.2.1.7. Chernozhukov ve Hong (2002) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini üzerine bir diğer önemli çalışma olan Chernozhukov ve Hong (2002) çalışmasında, sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için hesaplaması daha pratik ve etkin olan üç aşamalı bir tahminci geliştirilmiştir. Tahmincinin aşamaları aşağıda açıklanmaktadır.

1. Önerilen tahmincinin ilk aşamasında Khan ve Powell (2001) çalışmasında önerilen tahminciye benzer olarak analiz edilen gözlemlerin sansürlenmeme olasılığının tahmin edilmesi için bir

regresyon modeli tahmin edilmektedir. Bu model tahmin edilirken Khan ve Powell (2001) çalışmasından farklı olarak parametrik bir regresyon modeli oluşturulmaktadır. Bu adımda, soldan sansür olması durumunda birden çıkarılmış kantil değeri ile sansür değerinin toplamından büyük olan alan belirlenerek regresyon modelinin bu alanın üstündeki sansürlenmeyen gözlemlerin bir kısmından oluşan bir alt grup oluşturulmaktadır.

2. İzleyen aşamada, klasik kantil regresyon prosedürü izlenerek tüm gözlemler için ilk tahminci elde edilmektedir. Bu adım ile sansür değeri ve sansürlenme olasılığının toplamından oluşan değerden büyük olan alan belirlenerek regresyon modelinin bu alanın üstündeki bir alt grup tespit edilmektedir.
3. Son aşamada ise ilk adımda elde edilen alt grup yerine ikinci aşamada elde edilen alt grup yerleştirilerek kantil regresyon yöntemi ile tahminler gerçekleştirilir. Üçüncü aşama, optimal tahmin sonuçları elde edilinceye kadar tekrar ettirilmektedir.

Bu tahmincinin, ilerleyen bölümlerde açıklanacak olan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen üç aşamalı tahminciye alt yapı oluşturduğu tespit edilmiştir.

3.2.1.8. Tang, Wang, He ve Zhu (2012) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için daha güncel bir çalışma olan Tang vd. (2012) çalışmasında ise iki aşamalı bir tahminci önerilmektedir. Bu tahminci, bilgilendirici bir alt gruptaki gözlemlere klasik kantil regresyon uygulanarak elde edilen basit bir tahminci olarak ifade edilmektedir. Tahmincinin adımları aşağıdaki gibidir.

1. Tahminci için önerilen ilk aşamada, analiz edilen gözlemlerin sansürlenmeme olasılığını temsil eden iki durumlu bağımlı değişken modelde yer alan diğer açıklayıcı değişkenler ile parametrik, nonparametrik veya semiparametrik regresyon modelleri oluşturularak tahmin edilir. Bu aşama ile sansürlenmeyen gözlemlerden oluşan bilgilendirici bir alt grup tespit edilir.
2. Tahminci için önerilen ikinci aşamada ise ilk aşamada tespit edilen bilgilendirici alt grup için kantil regresyon tahmincisi uygulanarak sonuçlar elde edilir.

Önerilen bu tahmincinin Chernozhukov ve Hong (2002) çalışmasında geliştirilen üç aşamalı tahminciden farkı, üç aşamalı tahmincide alt grubun iki ayrı adımda tanımlanması ve üçüncü adımda yer değiştirme işlemi ile sonuçların elde edilmesidir. Bu tahmincide ise ilk aşamada alt grup belirlenerek ikinci aşamada kantil regresyon tahmincisi uygulanmaktadır. Önerilen tahmincinin hesaplama açısından uygun ve kavramsal olarak şeffaf olduğu ifade edilmektedir. Bu tahmincinin, ilerleyen bölümlerde açıklanacak olan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen iki aşamalı tahminciye alt yapı oluşturduğu tespit edilmiştir.

3.2.1.9. Wang ve Chen (2021) Tahmincisi

Sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen güncel tahmincilerden biri Wang ve Chen (2021) çalışmasında geliştirilmiştir. Bu çalışmada, sansürlü kantil regresyon modellerinin tahmini için Powell (1984; 1986) tahmincilerinin açıklanan sorunlarının üstesinden gelmek için moment bazlı sansürlü kantil regresyon tahmincisi önerilmektedir. Bu bağlamda, kısıtlı tanımlama ve moment dönüşümlerinin kullanılması ile sansürlü kantil regresyon modelleri tahmin edilmektedir. Önerilen

tahmincinin performansının, asimptotik olarak Powell (1984; 1986) tahmincilerine eşdeğer olduğu tespit edilmiştir. Ancak, moment bazlı tahmincinin Powell (1984; 1986) tahmincilerinin sorunlarının üstesinden gelmesi bir avantaj olarak ifade edilmektedir.

3.2.2. Sansürlü Kantil Regresyonun Avantajları

Sansürlü kantil regresyon yöntemi, temel olarak klasik kantil regresyon yöntemine dayandığından klasik kantil regresyonun sağladığı tüm avantajları sağlamaktadır. Sansürlü kantil regresyon avantajları klasik sansürlü regresyona ve klasik kantil regresyona göre alt başlıklar altında ele alınabilir.

3.2.2.1. Sansürlü Kantil Regresyonun Klasik Sansürlü Regresyona Göre Avantajları

Sansürlü kantil regresyonun klasik sansürlü regresyona göre bazı temel avantajları söz konusudur. Bunlardan ilki, sansürlü kantil regresyonun sağladığı bilgiye yöneliktir. Klasik sansürlü regresyon modelleri temel olarak ortalamaya dayanmaktadır ve dağılımın ortalaması hakkında genel bilgi sağlamaktadır. Buna karşın, sansürlü kantil regresyon yöntemi ile belirlenen kantillere göre regresyon doğruları hesaplanacağından ortalamanın ötesinde ve dağılımın geneli hakkında detaylı bilgi edinilebilir. Bir diğer avantaj ise sansürlü kantil regresyon yönteminin klasik sansürlü regresyon modellerinin aksine dağılımdan bağımsız olmasıdır. Bilindiği gibi, klasik sansürlü regresyon modellerinde hata terimlerinin dağılımına yönelik birtakım varsayımlar söz konusudur ve tahminler belirlenen dağılımdan hareketle EÇB tahmincisi ile gerçekleştirilmektedir. Dağılım doğru belirlenirse EÇB tahmincisi tutarlı olmaktadır. Dağılımın doğru belirlenmemesi durumunda ise tahminci sapmalı ve tutarsız olacak ve sonuçlar geçerliliğini ve güvenilirliğini yitirecektir. Bu nedenle, önceki bölümlerde bahsedildiği gibi klasik sansürlü regresyon modellerinde dağılımın doğru belirlenmesi en önemli adım olarak bilinmektedir. Buna karşılık, sansürlü kantil regresyon modelinde hata terimlerinin dağılımına yönelik herhangi bir varsayım yapılmamaktadır. Sansürlü kantil regresyon tahmininde hata teriminin dağılımına yönelik varsayımlar klasik sansürlü regresyon modellerine göre çok daha zayıftır (Powell, 1984: 307). Bu sayede, dağılımın yanlış belirlenme ihtimalinden doğacak olan tutarsızlık problemi burada söz konusu olmayacaktır (Fitzenberger 1997: 405). Sansürlü kantil regresyonun klasik sansürlü regresyon modellerine göre bir diğer önemli avantajı ise bu yöntemin özellikle mikro verilerde sıklıkla karşılaşılan değişen varyans problemine karşı robust olmasıdır. Klasik sansürlü regresyon modellerinde hata terimlerinin sabit varyans ile dağıldığı varsayılırken sansürlü kantil regresyon yönteminde böyle bir varsayım söz konusu olmadığı gibi bu varsayımın geçerli olup olmadığı sansürlü kantil regresyon yöntemi ile analiz edilebilmektedir.

3.2.2.2. Sansürlü Kantil Regresyonun Klasik Kantil Regresyona Göre Avantajları

Klasik kantil regresyon yönteminde tahmin edilecek olan bağımlı değişkenin tüm gözlemler boyunca bilindiği ve eksiksiz bir şekilde gözlemlendiği varsayılır. Bu nedenle, bağımlı değişkende sansür olması durumunda klasik kantil regresyon yöntemi ilgili sansürü dikkate almamaktadır. Fakat, analiz edilen bağımlı değişkenin verilerinde sansürleme olması durumunda bu sansür göz ardı edilerek tahminler yapıldığında klasik kantil regresyon tahmincisi sapmalı olmaktadır (Buchinsky 1998: 124). Bu nedenle, bağımlı değişkende sansürleme meydana geldiğinde klasik kantil regresyon modeli kullanılamayacaktır. Sansürlü kantil regresyon modeli, klasik kantil regresyon modelinin bu

kısıtlamasının üstesinden gelerek sansürleme durumunda robust olan bir alternatiftir. Bu durumda, bağımlı değişkende sansür olması durumunda tahminler sansürlü kantil regresyon modeli ile gerçekleştirilebilir. Buna ek olarak, sansürlü kantil regresyon modeli klasik kantil regresyonun genişletilmiş versiyonu olduğundan klasik kantil regresyon modelinin sağladığı tüm avantajları sağlamaktadır. Nitekim, bağımlı değişkende sansürleme olmaması durumunda sansürlü kantil regresyon klasik kantil regresyona eşit olmaktadır. Veride sansür olması durumunda ise sansürlü kantil regresyon yöntemi klasik kantil regresyonun aksine geçerli ve güvenilir sonuçlar üretmektedir.

3.2.3. Sansürlü Kantil Regresyonun Uygulama Alanları

Sansürlü kantil regresyon modeli, açıklayıcı değişkenlerin konum, ölçek ve dağılımın tüm şeklini değiştirmesine ve dağılımdan bağımsız olan tanımlamalara izin vermesi sayesinde oldukça esnek bir yöntem olarak kabul edilir (Chernozhukov, Hong 2002: 872). Sansürlü kantil regresyon yöntemi farklı disiplinlerde analiz edilen veri setlerinde sansür meydana gelmesi durumunda ortalama ötesinde bilgi edinmek amacı ile kullanılmaktadır. Sansürlü kantil regresyon yönteminin teorik ve uygulamalı olarak ilk ele alındığı çalışmalardan bir kısmı Buchinsky tarafından gerçekleştirilmiştir. Buchinsky (1994; 1998) çalışmalarında, sansürlü kantil regresyon yöntemini teorik olarak açıklayıp alternatif algoritma önerilerinde bulunarak ABD’de sırasıyla 1963-1987 ve 1979-1985 dönemlerinde çalışanların ücretlerini sansürlü kantil regresyon yöntemini kullanarak karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir. İlk çalışma kapsamında, sansürlü kantil regresyon için ILPA algoritması tanıtılmış ancak uygulama gerçekleştirilmemiştir. İkinci çalışma kapsamında ise 800 ABD doları ve üstünde olan ücretler sağdan sansürlenmektedir. Tahminler, klasik kantil regresyon ve sansürlü kantil regresyon prosedürleri benimsenerek yapılarak sonuçlar karşılaştırılmaktadır. Klasik kantil regresyon modeli sansürlü veriye uygulanırken verideki sansür göz ardı edilmiş ve 800 ABD doları ve üstünde kazananların ücretleri 800 ABD dolarına eşitlenmiştir. İki yöntemden de elde edilen tahmin sonuçları, sansür değerinin göz ardı edilmesi durumunda eğitimin ücretler üzerindeki etkisinin aşağı yönlü olduğu ve sonuçlarda sapma olduğunu ifade etmektedir.

Sansürlü kantil regresyon yöntemini uygulamalı olarak ilk kullanan çalışmalardan bir diğeri ise Chamberlain (1994) çalışmasıdır. Bu çalışmada, 1979-1987 dönemlerinde ABD’de eğitimin ücretler üzerindeki etkisinin değişimi ve sendikalaşmanın 1987’deki ücretler üzerindeki etkisi analiz edilmektedir. Çalışmada, analiz edilen ücretlerde anket sorularına verilen yanıtlar nedeni ile 999 ABD doları değerinde sağdan sansürleme olduğu tespit edilmiştir. Çalışma kapsamında ilk olarak ücretler klasik regresyon modelleri ile analiz edilerek eğitim katsayılarında yıllara göre önemli bir değişim olduğu belirlenmiştir. Ancak, bu yöntemler veride mevcut olan sansürü dikkate almadığından sonuçların sapmalı olabileceği öne sürülmüştür. Bu nedenle, ücretler ek olarak ücretlerdeki sansürlemeyi dikkate alan ve dağılımın geneli hakkında detaylı bilgi sağlayan sansürlü kantil regresyon yöntemi ile incelenmektedir. Çalışma kapsamında, sansürlü kantil regresyon yönteminin sansür problemine, sansürün üstündeki gözlemler için hücreleri bırakıp dikkate alınması sayesinde çok etkin bir çözüm sunduğu ifade edilmektedir. Buna ek olarak, analizlerde sağdan sansürleme durumunun yüksek eğitim almış tecrübeli çalışanlar için daha önemli olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle, dağılımın geneli hakkında detaylı bilgi veren sansürlü kantil regresyon yöntemi analiz için uygun yöntem olarak ifade edilmektedir. Analiz sonuçlarına göre, sansürlemenin dikkate alınması durumunda sonuçların değişim gösterdiği belirlenmiştir.

Fitzenberger vd. (2002) çalışmasında¹² ise 1976 ve 1984 döneminde Almanya'daki ücretleri sansürlü kantil regresyon ile analiz edilmektedir. Bu çalışmada, analiz edilen ücretlerde Almanya Sosyal Güvenlik Kurumunun yüksek gelirli bireylerden aldığı benzer vergilendirmeden kaynaklanan bir sağdan sansürleme olduğu tespit edilmiştir. Buna göre, vergilendirme belirli bir eşiğe kadar ücretler ile doğru orantılıdır ancak belli bir değerden sonra sıfır vergilendirme uygulanmaktadır. Bu nedenle, sadece eşiği aşan ücretler bilinmektedir. Bu durum, sansürlü veriye neden olmaktadır. Çalışma kapsamında oluşturulan ücret modeli, dağılımın geneli hakkında detaylı bilgi edinme ve sansürü dikkate alma amaçları ile sansürlü kantil regresyon yöntemi ile analiz edilmektedir. Bu çalışmalar, sansürlü kantil regresyonu iktisat literatüründe uygulamalı olarak kullanan ilk çalışmalar olarak bilinmektedir.

Bunun yanı sıra, sansürlü kantil regresyon yöntemi sağlık araştırmalarında da kullanılmıştır. Stewart, Blisard ve Joliffe (2003) çalışmasında ABD'de 2000 yılında hanehalklarının meyve ve sebze tüketimi veriden kaynaklanan sansürü dikkate alma ve düşük ve yüksek gelirli haneleri ayrı ayrı analiz etme amaçları ile sansürlü kantil regresyon yöntemi ile analiz edilmektedir. Çalışma kapsamında, bazı haneler meyve ve sebze tüketimine herhangi bir harcama yapmadığından veride soldan sansürlenme söz konusudur. Bu sansürlemenin sebepleri, hanehalkının ekonomik gücünün yeterli olmaması, meyve ve sebzelerin hazırlama sürecinin diğer yiyeceklerle göre daha uzun olması, çocukların tercih etmemesi, damak tadına uygun olmaması, meyve ve sebzelerin nasıl hazırlanacağına dair bilgi olmaması şeklinde sıralanabilir. Çalışmanın amacı düşük gelirli hanelerin gelirlerinde bir artış meydana gelmesi durumunda meyve ve sebze tüketimine daha çok harcama yapıp yapmayacaklarını belirlemek olduğundan sansürlü kantil regresyon yöntemi benimsenerek analizler gerçekleştirilmiştir. Benzer olarak, Gustavsen (2005) çalışmasında, Norveç'te 1989 ve 1999 döneminde bireylerin asitli ve şekerli içecek tüketim tercihlerini sansürleme nedeni ile sansürlü kantil regresyon yöntemi ile incelenmektedir. Çalışmanın amacı, şekerli ve asitli içecekleri az tüketen ve dağılımın alt kuyruğunda yer alan hanehalkları ile şekerli ve asitli içecekleri çok tüketen ve dağılımın üst kuyruğunda yer alan hanehalkları arasındaki farklılıkları, bağımlı değişkende sansürlenmeyi ve hanehalkları arasındaki farklılıkları dikkate alarak analiz etmektir. Bu çalışmada bağımlı değişkende meydana gelen sansürün nedeni, asitli ve şekerli içecek tüketiminin sadece fiyatlara bağlı olmaması bireylerin tercihlerinin de devreye girmesidir. Bu nedenle, bağımlı değişkenin aldığı sıfır değeri sadece fiyat pahalılığından veya ekonomik olarak ürünü karşılayamamaktan değil aynı zamanda tüketicilerin damak tadına uygunluğundan kaynaklanmaktadır. Bu nedenle, soldan sansürü dikkate alan sansürlü kantil regresyon yöntemi benimsenerek analizler gerçekleştirilmiştir.

ABD'de 1988 ve 1998 dönemlerindeki işsizlik sürelerinin analizinde kullanılarak işsizlik süreleri farklı kesimlerde analiz eden Machado, Portugal, Guimaraes (2006) çalışmasında sansürlü kantil regresyon yöntemi kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında, tüm işsizlik süresi dağılımı hakkında detaylı bilgi edinme ve bu sayede kısa veya uzun süreli işsiz kalan bireylerin işsizlik süreleri üzerinde etkili olan faktörleri ve bu faktörlerin değişimini analiz etme amaçları ile kantil regresyon yöntemi benimsenmiştir. Analiz edilen modelin bağımlı değişkeni bireylerin işsizlik süresini temsil ettiğinden ve işsizlik süresi verisi 99 hafta ile sınırlı olduğundan bağımlı değişken sağdan sansürlenmektedir. Bu nedenle, işsizlik süresi modeli sansürlü kantil regresyon yöntemi ile tahmin edilmektedir.

¹² Bu çalışmanın ilk versiyonu 1995 yılında "The Dynamic Structure of Wages in Germany 1976-1984: A Cohort Analysis" başlığı ile yayımlanmış, 2002 yılında kitap bölümü olarak revize edilmiştir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. SANSÜRLÜ PANEL KANTİL REGRESYON YÖNTEMİ

Bu bölüm, bu tezin temel konusunu oluşturan *sansürlü panel kantil regresyon* yöntemine yönelik teorik açıklamaları içermektedir. Bu bölümde, sansürlü panel kantil regresyon modelleri açıklanmadan önce panel verinin kantil regresyon çerçevesinde analiz edilmesini incelemek amacı ile klasik panel kantil regresyon yönteminden bahsedilecektir. İkinci alt bölümde ise sansürlü panel kantil regresyon yöntemi teorik olarak incelenecektir.

4.1. Klasik Panel Kantil Regresyon Modelleri

2000’li yılların başından itibaren ekonometri literatüründe popülerlik kazanan panel veri, sağladığı avantajlar nedeni ile alternatif regresyon yöntemlerine uyarlanmıştır. Birimler için birden fazla zaman döneminde bilgi içeren panel veri, iktisadi ve sosyal ilişkilerin açıklanması için bir önemli fırsat sunarken gözlenemeyen heterojenliğin de kontrol edilmesine olanak sağlamaktadır (Lamarche 2010: 396). Gözlenemeyen heterojenliğin modele dahil edilmesi ile modeldeki diğer açıklayıcı değişkenler tarafından yeterince kontrol edilemeyen bazı birim veya zamana özel belirli değişkenlik kaynaklarının yakalanması amaçlanmaktadır (Koenker 2004: 76). Gözlenemeyen heterojenlik modele birim ve/veya zaman etkileri ile dahil edilmektedir. Modele dahil edilen bu etkiler sayesinde, yatay kesit ve zaman serisi regresyon modellerinde kontrol altına alınmayan bu etkiler, panel veride kontrol altına alınabilir. Bu özellik, panel verinin sağladığı en önemli avantaj olarak nitelendirilmektedir. Panel verinin, gözlenemeyen heterojenliği kontrol almanın yanı sıra sağladığı örneklem hacminin büyümesi, serbestlik derecesinin artması, heterojenliğin artması, çoklu doğrusal bağıllık probleminin azalması gibi önemli avantajları, panel verinin iktisadi ve politik modellerin tahminlerinde sıklıkla kullanılmasını sağlamaktadır (Alexander, Harding, Lamarche 2011: 47). Ancak, panel veriyi modelleme üzerine uyarlanan ve geliştirilen yöntemlerinin önemli bir kısmı açıklayıcı değişkenlerin ortalamadaki etkisine odaklanmaktadır (Huang vd. 2017: 3).

Kantil regresyon yöntemi ile açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi bağımlı değişkenin koşullu dağılımı boyunca analiz edilebilmektedir. Böylece, açıklayıcı değişkenler için bağımlı değişkenin dağılımı boyunca farklı katsayılar hesaplanabilir ve açıklayıcı değişkenlerin katsayılarındaki heterojenlik analiz edilebilir. Bu sayede, kantil regresyon yöntemi ile açıklayıcı değişkenin etkilerinin koşullu bağımlı değişkenin dağılımının yerini, ölçeğini ve şeklini nasıl etkilediği araştırılabilir. Dolayısıyla, kantil regresyon yönteminin hata terimlerinin normal olmayan dağılıma uygunluk göstermesi durumunda eğim parametrelerinin heterojenliğine izin veren tesadüfi bir katsayı yorumuna sahip bir yöntem olduğu ifade edilmektedir (Alexander, Harding, Lamarche 2011: 48).

Literatürdeki panel veri ve kantil regresyon yöntemlerindeki gelişmeler Koenker’in 2004 yılındaki çalışmasına kadar, yaklaşık 25 yıl boyunca, hiçbir kesişme olmaksızın neredeyse tamamen paralel olarak geliştirilmiştir (Lamarche 2021: 1). Kantil regresyon sayesinde model tanımlanmasındaki esneklik ve panel veri sayesinde gözlenemeyen heterojenliğin ele alınması iktisadi modellerin

tahmininde temel rol oynayan geçmişe sahiptir (Harding, Lamarche 2017: 343). Panel verinin ve kantil regresyonun sağladığı bu önemli avantajlar nedeni ile panel regresyon ve kantil regresyon modelleri ayrı ayrı olarak araştırmalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Panel veri, birim ve zaman dönemini içeren havuzlanmış veriye yönelik bilgi sağlarken dinamik bileşenlere izin verir ve birim ve/veya zaman heterojenliğinin kontrol altına alınmasını sağlar (Galvao, Kato 2016: 92). Bunun yanı sıra kantil regresyon, bağımlı değişkenin koşullu dağılımı boyunca tahminler yapılmasını sağlar ve açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerinin analiz edilmesini mümkün kılar. Bu nedenle, kantil regresyonu panel veri için genişletmek oldukça doğaldır.

Panel veri ve kantil regresyonun birbirinden bağımsız olarak sunduğu önemli bilgiler ve ekonometri literatürünün her geçen gün gelişmesi ile panel verinin kantil regresyon ile tahmin edilmesini sağlayan panel kantil regresyon (panel quantile regression) yöntemi geliştirilmiştir. Panel kantil regresyon, panel veri ve kantil regresyonun sağladığı avantajları bir arada sunarak araştırmacıların koşullu kantil katsayılarını hesaplayarak koşullu heterojenlik biçimlerinin açığa çıkarılmasına ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmesine izin vermektedir. Bu tür heterojen etkiler, ortalamaya dayanan regresyon modelleri ile iyi bir şekilde analiz edilememektedir. Örneğin, bir sınıftaki öğrenci sayısı ile ortalama eğitim başarısı arasındaki ilişki kapsamlı bir şekilde araştırılsa da ileri araştırmalar, sınıf mevcudunun düşük başarılı ve yüksek başarılı öğrencileri farklı şekilde etkilediğini de göstermektedir (Lamarche 2021: 1). Bu nedenle, panel veriyi kantil regresyon çerçevesinde genişletmek bir gerekliliktir. Panel kantil regresyon, bağımlı değişken, açıklayıcı değişkenler ve gözlenemeyen heterojenlik arasındaki ilişkileri modellemek için esnek bir araç olarak kabul edilmektedir. Panel kantil regresyon modelleri, anakütle ve birim düzeyinde heterojen açıklayıcı değişken etkilerini belirleme ve bağımlı değişkenin farklı kantillerindeki değişikliklerdeki farklılıkları tanımlama yeteneğine sahiptir. Ek olarak, uzun kuyruklu dağılımlar ve aşırı değerler mevcut olduğunda daha robust tahminler sağlamaktadır (Huang vd. 2017: 3).

Heterojen açıklayıcı değişken etkileri kantil regresyon aracılığı ile incelenirken gözlenemeyen heterojenliğin birim ve/veya zaman etkiler aracılığı ile kontrol edilmesi ortalamaya dayanan panel regresyon modellerine göre oldukça esnek bir yaklaşım sunmaktadır (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 76). Bunun yanı sıra, panel kantil regresyon yönteminin gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alması ise yatay kesit verisine dayanan klasik kantil regresyon yöntemine olan üstünlüğünü öne çıkarmaktadır. Panel kantil regresyon yönteminin geliştirilmesindeki temel motivasyon, panel veri ile gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınırken kantil regresyon ile açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkileri hakkında dağılım boyunca detaylı bilgi edinilmesidir. Dolayısıyla, panel kantil regresyon yönteminin geliştirilmesi ile gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınırken açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenin dağılımının farklı kantilleri hakkında bilgi edinilmesi mümkün olmaktadır. Bu sayede, panel kantil regresyon tahmincisinin kullanılması ile doğrusal olmayan ilişkilere ve gözlenemeyen heterojenliğe izin verilmektedir. Bu nedenle, panel kantil regresyon yöntemi, yatay kesit verileri için geliştirilen klasik kantil regresyon yöntemine göre daha güçlü kabul edilmekte ve panel kantil regresyon yönteminin tahminine yönelik prosedürler geliştirilmektedir.

Panel kantil regresyon yöntemi ile birim ve/veya zamana özel heterojenlik kontrol edilebildiği gibi açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkileri de analiz edilebildiğinden panel kantil regresyon yöntemi üzerine gelişen bir literatür söz konusudur (Galvao, Wang 2015: 1). Klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmin prosedürü klasik panel regresyon modelleri veya klasik kantil regresyon

modellerinde olduğu gibi görece basit değildir. Panel veri ve kantil fonksiyonlarının doğası, kantil regresyon yönteminin panel veri için genişletilmesi esnasında birçok zorluk ortaya çıkarmaktadır (Koenker 2017: 11). Dolayısıyla, panel kantil regresyon yöntemi ile tahminler yapılabilmesi için bazı zorlukların üstesinden gelinmesi gerekmektedir. Bu nedenle, panel kantil regresyon yöntemi üzerine mevcut ekonometrik literatür yöntemin öne sürülmesinin üzerinden 20 seneden kısa bir süre geçmiş olmasına rağmen oldukça fazladır.

4.1.1. Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmininde Karşılaşılan Sorunlar

Klasik kantil regresyon yöntemi, yatay kesit araştırmalarında birçok alana kolaylıkla adapte edilebilmesine karşın panel veri için durum böyle değildir. Nitekim, Koenker (2005: 250) çalışmasında panel kantil regresyon yöntemi kantil regresyon araştırmasının belirsizlik bölgesine düşen bazı sorunlar başlığı altında ele alınmıştır. Panel veride kantil regresyon yöntemini kullanmanın panel veri ve kantil regresyonun doğasına bağlı olan bazı zorlukları söz konusudur.

4.1.1.1. Arızı Parametre Sorunu

Panel kantil regresyon modellerinin tahmin aşamalarında karşılaşılan ve panel verinin yapısına bağlı olan zorluklardan biri *arızı parametre sorunu* (incidental parameter problem) olarak bilinmektedir. Panel veri üzerine ekonometrik literatür, gözlenemeyen birim ve/veya zaman etkilerinin kontrol edilebilirliği üzerine odaklanmıştır. Ancak, Neyman ve Scott (1948) çalışmasından bu yana, bu etkiler ile uzlaşmak için mücadele edilmeye başlanmıştır (Koenker 2017: 13). Neyman ve Scott (1948) çalışmasında belirtildiği gibi, panel veride yer alan birim sayısının ve/veya zaman döneminin sonsuza gitmesi durumunda birim ve/veya zaman etkileri de sonsuza gitmektedir. Dolayısıyla, gözlenmeyen heterojenliğin kısıtlanmaması durumunda açıklayıcı değişkenlerin parametreleri için arızı parametre sorunu ile karşılaşılacaktır. Bu sorun, tutarsız tahminçiler elde edilmesine neden olmaktadır. Bu durum, x_{it} gibi panel veriye sahip bağımsız dağılan bir değişken için normal dağılıma sahip EÇB tahmincisi üzerinden aşağıdaki denklemler üzerinden ispatlanabilir (Lancaster 2000: 393).

$$p(x_{it}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left\{-\frac{(x_{it}-\alpha_i)^2}{2\sigma^2}\right\}} \quad (4.1)$$

$$i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T, \quad N \rightarrow \infty$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (x_{it} - \bar{x}_i)^2}{NT} \sim \frac{\sigma^2 \chi^2(N[T-1])}{NT} \quad (4.2)$$

Yukarıdaki tahmincide, zaman döneminin sabit olduğu varsayılırken birim sayısının sonsuza gittiği durum ele alınmaktadır. Bu panel veri yapısı, uygulamalı mikro panel veri analizlerinde sıklıkla karşılaşılan bir panel veri yapısıdır. Tahmincide yer alan parametrelerden biri olan α_i parametresi, zaman döneminin sabitlendiği sayı kadar gözlenmektedir ve dolayısıyla arızı parametre olarak tanımlanmaktadır. Arızı parametrenin varyansa koşullu tahmincisi hesaplandığında Denklem 4.2'deki eşitlik elde edilmektedir. Bu eşitlikte, $\hat{\alpha}_i = \bar{x}_i$ olduğu bilinmektedir. Hesaplamalar yapıldığında her bir birim sayısı için $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sigma^2(T-1)}{T}$ elde edileceğinden $\hat{\sigma}^2$, σ^2 'nin tutarlı tahmincisi olmamaktadır. Bu durum, arızı parametre sorunu olarak nitelendirilmektedir. Bu durumda, klasik panel kantil regresyon

tahmincisi, arızı parametre sorununa maruz kalmaktadır ve zaman döneminin sabit ve birim sayısının sonsuza gittiği durumlarda tutarsız olmaktadır (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 76).

4.1.1.2. Doğrusal Olmama Sorunu

Arızı parametre sorunu, önceki bölümlerde açıklanan ortalamaya dayanan klasik panel regresyon modelleri için de geçerlidir. Ancak, klasik panel regresyon modellerinde ortalamadan farkların alınması aracılığı ile gözlenemeyen heterojenliğin model dışı bırakılması gibi dönüşümler, panel kantil regresyonda mümkün olmamaktadır. Bunun nedeni, kantil regresyonunun kontrol fonksiyonunun doğasından kaynaklanan zorluk nedeni ile ortaya çıkmaktadır. Bu zorluk, kantil regresyonun kontrol fonksiyonunun *doğrusal olmaması* (non-linearity) nedeni ile türevinin alınamamasıdır. Bilindiği gibi, kantil regresyonun ayırt edici bir özelliği kontrol fonksiyonunun türevinin alınamamasıdır. Kantil regresyon modeli ilk bakışta doğrusal gözükse de kantil regresyonda ağırlıklandırma nedeni ile doğrusal olmayan bir fonksiyon söz konusudur. Koşullu ortalama regresyonlarında $E = [\varepsilon_{it}|x_{it}] = 0$ eşitliği sayesinde modelin herhangi $1/2N$ için iki zaman dönemi arasında farkının alınması ile açıklayıcı değişkenin parametresinin tutarlı ve asimptotik normal tahmini elde edilebilir. Ancak, kantil regresyonda $q \in (0,1)$ için $Q_{\varepsilon_{it}} = [q|x_{it}] = 0$ eşitliğinin doğrusal olmayan yapısı gereği ortalama regresyondaki uygulama kantil regresyonda geçerli olmamaktadır (Rosen 2012: 127). Başka bir deyişle, ortalamaya dayanan regresyon modelindeki beklenen değer hesabındaki doğrusallığın aksine kantil regresyonda hesaplamaların kantil işlemcisinin doğrusal olmaması nedeni ile fark alma işlemi burada çalışmamaktadır. Bu durumun ispatı, aşağıdaki modellerde ile yapılabilir.

$$y_{i,2} - y_{i,1} = (x_{i,2} - x_{i,1})' \beta + (\varepsilon_{i,2} - \varepsilon_{i,1}) \quad (4.3)$$

$$y_i = \alpha_i + x_i' \beta + (x_i' \psi) \varepsilon_i \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} q_\theta &= \alpha_i + x_i' \beta + x_i' \psi \rho_\theta \\ &= \alpha_i + x_i' (\beta + \psi \rho_\theta) \\ &= \alpha_i + x_i' \end{aligned} \quad (4.5)$$

$$y_{i,2} - y_{i,1} = (x_{i,2} - x_{i,1})' \beta + (x_{i,2} \psi \varepsilon_{i,2} - x_{i,1} \psi \varepsilon_{i,1}) \quad (4.6)$$

$$q_\theta(y_{i,2} - y_{i,1} | x_{i,2}, x_{i,1}) = (x_{i,2} - x_{i,1})' \beta + q_\theta(x_{i,2} \psi \varepsilon_{i,2} - x_{i,1} \psi \varepsilon_{i,1}) \quad (4.7)$$

Panel veride zaman boyutunun 2 olduğu bir yapı düşünülürse ilk farkların alınma işlemi Denklem 4.3'teki gibi yapılacaktır. Panel verideki birimler için oluşturulan kantil regresyon modellerinde, Denklem 4.4. ve 4.5'te açıklanan yapı söz konusudur ve katsayıların bağımlı değişkenin koşullu kantillerine göre değişimine izin verilmektedir. Buna göre, Denklem 4.4'te panel verideki birimler için tanımlanan kantil regresyon modelinin zamana göre birinci farkı alınmak istendiğinde Denklem 4.6'daki model ve bu modelin kantili alındığında Denklem 4.7 elde edilmektedir. Bu modelde, kantil ve fark işlevleri, ortalama ve fark işlevlerinin aksine değiştirilemediğinden başka bir deyişle birbirinin yerine yazılamadığından yukarıdaki ifadedeki son terim $(x_{i,2} - x_{i,1})' \psi q_\theta$ ifadesine eşit değildir (Gamper-Rabindran, Khan, Timmins 2010: 193). Bu nedenle, fark alma işlemi panel kantil regresyon modellerinde çalışmamaktadır. Dolayısıyla, panel verinin yapısı gereği modele dahil edilen birim etkilerinin kantillere göre değişim göstermesi nedeni ile minimizasyon işlemi gerçekleştirilememektedir (Koenker 2004: 77).

Panel kantil regresyon yönteminin doğrusal olmaması nedeni ile fark alma işleminin gerçekleştirilmemesi durumu ilk olarak Koenker ve Hallock (2001: 19) çalışmasında “*Tesadüfi değişkenlerin kantilleri oldukça zorlu nesnelerdir ve klasik modellerden aşına olduğumuz fark alma stratejilerinin bazen beklenmedik etkileri vardır.*” ifadeleri ile ele alınmıştır. Bu nedenle, birim ve/veya zaman etkileri ile açıklayıcı değişkenlerin ilişkisi üzerine klasik panel regresyon modellerine göre daha keskin varsayımlar yapmadan klasik panel kantil regresyonu tahmin etmek kolay değildir (Abrevaya, Dahl 2008: 381). Bunun yanı sıra Hsiao (2014: 12), gözlenemeyen heterojenliğin göz ardı edilmesinin de açıklayıcı değişkenlerin parametrelerinin tutarsız tahminlerine yol açacağını ifade etmektedir. Bu nedenle, panel kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen prosedürlerin asimptotik çıkarımları genellikle büyük birim sayısı ve zaman dönemi üzerine yoğunlaşmaktadır (Galvao, Gu, Volgushev 2020: 179). Bu durum, diğer doğrusal olmayan panel regresyon modellerine göre panel kantil regresyon modelleri için önemli bir dezavantaj ortaya çıkarmaktadır. Ek olarak, panel kantil regresyon modellerinde birim etkilerin varlığı nedeniyle parametrelerin boyutu sonsuzdur. Bu nedenle, asimptotik özelliklerinin kanıtlanması yatay kesit verilerden daha karmaşıktır (Xiaowen vd. 2020: 4431). Modele dahil edilen gözlenemeyen heterojenliğin arazi parametre sorunu yaratması ve kantil regresyonunun kontrol fonksiyonunun doğrusal olmaması nedeni ile bu etkilerin ilgili dönüşümlerle model dışı bırakılamaması nedeni ile klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmininde karşılaşılan zorlukların üstesinden gelerek klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmini için sapmasız ve tutarlı tahminciler elde edilmesine yönelik literatür halen gelişmeye devam etmektedir.

4.1.1.3. Düzgünleştirilebilir Olmama Sorunu

Klasik panel kantil regresyon yönteminin tahmin prosedüründe karşılaşılan bir diğer zorluk ise kantil regresyonun kontrol fonksiyonunun düzgünleştirilebilir olmamasıdır (non-smoothness) (Graham vd. 2018: 306). Bu nedenle, doğrusal olmayan panel regresyon modelleri üzerine gerçekleştirilen literatürünün asimptotik analizi, büyük ölçüde fonksiyonların düzgünlüğüne bağlı olduğu için kantil regresyon modellerine doğrudan uygulanamamaktadır. Bu kısıtlamalar nedeni ile son yarım yüzyılda panel regresyon modellerindeki muazzam ilerlemelere rağmen, panel kantil regresyon modellerine yönelik literatür 2000’lerin ortalarına kadar birkaç çalışma ile sınırlı kalmıştır (Lamarche 2020: 11).

4.1.2. Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Sınıflandırılması

Klasik panel regresyon modellerinde olduğu gibi, klasik panel kantil regresyon modelleri de birim ve/veya zaman etkilerinin modele dahil ediliş biçimine göre sabit etkili veya tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modelleri olarak sınıflandırılabilir. Sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde açıklayıcı değişkenler ile panel veri ile kontrol altına alınan gözlenemeyen heterojenlik arasındaki ilişki hakkında herhangi bir kısıtlama yapılmamaktadır. Bu modellerde, birim ve/veya zaman etkileri olarak dahil edilen gözlenemeyen heterojenlik modele ilave bir toplamsal tesadüfi olmayan sabit bir parametre olarak dahil edilir. Tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinde ise birim ve/veya zaman etkileri modele tesadüfi bir parametre olarak bileşik hata teriminin bir bileşeni olarak dahil edildiğinden açıklayıcı değişkenler ile birim ve/veya zaman etkileri arasındaki ilişki hakkında bir kısıtlama söz konusudur. Bu modellerde, birim ve/veya zaman etkilerinin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olması durumunda sapmalı ve tutarsız tahminciler elde edileceğinden bu etkilerin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmadığı varsayılmaktadır.

Sabit etkili ve tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri çerçevesinde incelendiğinde panel kantil regresyon modellerinin analizi için dağılımdan bağımsız ve benzerlik fonksiyonuna dayalı iki yaklaşımın söz konusu olduğu belirlenmektedir. Sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için olan birinci yaklaşımda, sabit olduğu varsayılan birimlere özgü kesişmeler tüm koşullu kantiller için ortak olan saf konum kaydırma parametreleri olarak kabul edilmektedir. Bu durum, her birim için koşullu dağılımın aynı şekle sahip olduğunu ifade etmektedir. Ancak birim etkiler farklı olduğu sürece farklı konumlara sahip olduğu anlamına gelmektedir (Marino, Farcomeni 2015: 234). Tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri için olan ikinci yaklaşımda ise benzerlik fonksiyonu çerçevesinde, birimlere özgü parametreler bağımsız ve aynı dağılan tesadüfi değişkenler olarak kabul edilmektedir. Ek olarak, dağılım birimler arasındaki bağımlı değişkenin kantillerindeki farklılıkları açıklamaya izin vermektedir.

Bir sonraki bölümde, sabit etkili klasik panel kantil regresyon modeli ve bu modelin tahmini için geliştirilen prosedürler açıklanacaktır. Devamındaki bölümde ise tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modeli ve bu modelin tahmini için geliştirilen prosedürlerin açıklanması planlanmaktadır. İzleyen bölümlerde model ve tahmin prosedürleri açıklanırken tanımlamalar literatürde en sık kullanılan modeller olan tek yönlü birim etkili panel kantil regresyon modelleri üzerinden gerçekleştirilecektir. Bu gösterimler, tek yönlü zaman etkili veya çift yönlü panel kantil regresyon modelleri için de düzenlenebilmektedir.

4.1.3. Sabit Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modeli

Sabit etkili klasik panel kantil regresyon modeli, klasik panel regresyon modelleri ile paralel olarak, birim ve/veya zaman etkilerinin modele sabit bir parametre olarak dahil edildiği modeli ifade etmektedir. Kantil regresyon modelinin panel veri için sabit birim etkileri içeren versiyonu aşağıdaki denklemdeki gibi temsil edilebilir (Koenker 2017: 13).

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha_{qi} + x_{it}'\beta_q + \varepsilon_{qit} \\ \alpha_{qi} &= \alpha_q + \mu_{qi} \end{aligned} \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned} Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) &= \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta| \\ i &= 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (4.9)$$

Tanımlanan modelde y_{it} bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları ve ε_{it} hata terimini temsil etmektedir. Denklem 4.8'de parametre ve hata teriminin alt indisinde yer alan q ise klasik panel regresyon modellerinden farklı olarak tahmin edilecek kantil değerini temsil etmektedir. Denklem 4.9'da ise minimize edilecek koşullu fonksiyon tanımlanmaktadır. Fonksiyonda ρ , önceki bölümlerde detaylı olarak açıklanan kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan modelde, klasik kantil regresyon yöntemlerinden farklı olarak, panel verilere özgü olan birim etkiler yer almaktadır.

Sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde birim etkiler ile açıklayıcı değişkenlerin ilişkisi üzerine parametrik bir varsayım yapılmamaktadır. Bu modellerde, bağımlı değişkenin birim etkilere ve açıklayıcı değişkenlere koşullu olan dağılımı üzerine tanımlama ve açıklayıcı değişkenler ile birim etkilerin ilişkisine yönelik parametrik bir varsayım yapılmadığı için semiparametrik bir model olarak

nitelendirilebilir (Galvao, Kato 2016: 93). Örneğin, öğrencilerin akademik performanslarının analiz edildiği bir çalışmada öğrencilerin dışsal motivasyonu öğrencilere göre değişen heterojenlik ile ilişkili olabilir. Bu durumda, sabit etkili panel kantil regresyon yönteminin benimsenmesi ile bunun üstesinden gelindiği bilinmektedir (Lamarche 2011: 279). Ek olarak, panel veride gözlenemeyen heterojenliğin birim etkiler aracılığı ile kontrol edilebilmesi nedeni ile panel kantil regresyon modellerinde toplam parametre sayısı birim sayısı ile açıklayıcı değişkenlerin parametre sayısının toplamına eşittir (Graham, Hahn, Powell 2009: 181).

Kantil regresyon yöntemini sabit etkili panel regresyon çerçevesinde uyarılmanın bir yolu, tahminciler ve birim etkileri bağımlı değişkeninin koşullu kantiline dahil ederek tahmincilerin doğrusal bir fonksiyonu olarak modellemek ve birim etkileri tahmin edilecek parametreler olarak ele alarak sabit etkiler tahminini uygulamaktır. Ancak, panel kantil regresyon modeli için bu sabit etkiler tahmincisi, arazi parametre ve kontrol fonksiyonunun doğrusal olmaması sorunlarına maruz kalmaktadır ve bu tahminci zaman dönemi sayısı sabitlendiğinde Denklem 4.1. ve 4.2’de ispatlandığı üzere tutarlı değildir (Galvao, Kato 2018: 364).

Klasik sabit etkili panel regresyon modellerindeki gibi birim etkilerinden kaynaklanan arazi parametre sorunu ile baş etmek için ortalamadan farkların alınarak birim etkilerin model dışı bırakılması gibi dönüşümler, klasik panel kantil regresyon için geçerli değildir (Lamarche 2010: 396). Klasik panel kantil regresyonda bahsedilen dönüşüm işlemlerinin uygulanamamasının nedeni kantil regresyonun doğası ile alakalıdır. Fark alma gibi dönüşümlerle tahmin işlemlerinin gerçekleştirilmesi, beklenen değerlerin doğrusal işlevler olmasına dayanmaktadır. Ancak bu durum, kantil regresyonun kontrol fonksiyonunda doğrusallık söz konusu olmadığından kantil regresyon yöntemlerinde geçerli değildir (Canay 2011: 368). Dolayısıyla, klasik panel kantil regresyon modellerinde meydana gelen dönüşüm uygulanamama sorunu birim boyutunun büyük zaman döneminin ise küçük olduğu durumlarda gözlenemeyen heterojenlik doğrudan tahmin edilemez hale geldiğinden daha da karmaşık hale gelmektedir (Ponomareva 2010: 2). Doğrusal olmayan modellerin genelinde olduğu gibi, yukarıda tanımlanan panel kantil regresyon modeli için klasik panel regresyon modellerinde kullanılan sabit etkiler tahmincisi, birim sayısının sonsuza gittiği ve zaman döneminin sabit kaldığı durumlarda tutarsızdır (Galvao, Kato 2016: 93). Bu nedenle, literatürde klasik panel kantil regresyon modellerindeki birim etkilerin tutarlı tahminine yönelik bazı tahminciler önerilmiştir.

4.1.3.1. Sabit Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modelinin Tahmini

Açıklanan zorluklar nedeni ile araştırmacılar için klasik sabit etkili panel kantil regresyon modelini tahmin etmek kolay değildir. Bu nedenle, sapmasız, tutarlı ve etkin tahminciler elde etme amacı ile sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için birtakım tahminciler geliştirilmiştir. Aşağıda, kronolojik sıralama takip edilerek bu tahminciler açıklanarak birbirine karşı avantaj ve dezavantajlarına değinilecektir.

4.1.3.1.1. Koenker (2004) Tahmincisi

Sabit etkili panel kantil regresyon modeli kavramını ilk ele alan ve bu model için tahmin prosedürü öneren çalışma Koenker (2004) çalışmasıdır¹³. Roger Koenker bu çalışmasında, Denklem 4.8 ve 4.9’da tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için, i . birimin y_{it} üzerindeki j . gözlemin tepkisinin koşullu kantil fonksiyonları için aşağıdaki model ele alınmıştır.

$$Q_{y_{it}}(q_j|x_{it}, \alpha_i) = \alpha_i + x_{it}'\beta_j \quad (4.10)$$
$$j = 1, \dots, J, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T$$

Bu çalışmada, sabit etkili panel kantil regresyon modeli tahmini için birim etkilerine saf konum kaydırma parametresi olarak yaklaşan ve tüm koşullu kantiller için sabit olduğunu varsayan bir yöntem önerilmiştir (Galvao, Wang 2015: 1). Başka bir deyişle, çalışma kapsamında önerilen tahmincide, yukarıda tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon modelinin klasik panel regresyon modellerinin tahmin yöntemleri ile tahmin edilemeyeceğinden sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için birim etkilerine saf konum kaydırma parametresi (pure location shift)¹⁴ olarak yaklaşılmakta ve tüm koşullu kantiller için birim etkilerin sabit olduğu varsayılmaktadır. Panel verinin sağladığı gözlenemeyen heterojenliğin modele dahil edilerek tahmin edilmeye çalışılması ile açıklayıcı değişkenlerdeki değişimi arttırmaktadır. Her bir birime ait dağılımdaki değişim, gözlem sayısı az olacağından tahmin edilememektedir. Bu nedenle, modeldeki birim etkilerin dağılımdaki değişimleri temsil etmediği üzerine bir varsayım yapılmıştır. Bu varsayım sayesinde, birim etki her birim için koşullu dağılımın aynı şekle sahip olduğunu ancak birim etkiler farklı olduğu sürece farklı konumlar olduğunu ima eden saf bir konum kaydırma etkisi olarak modelde yer almaktadır (Lamarche 2010: 397). Dolayısıyla, yukarıdaki denklemde tanımlanan modelde, birim etkilerinin bağımlı değişkenin koşullu kantilleri üzerinde saf konum kaydırma etkisi vardır. Böylece, açıklayıcı değişkenlerin belirlenen katsayıları kantile göre değişirken birim etkilerinin kantillere göre değişmediği varsayılmaktadır (Koenker 2004: 77). Bu varsayım, sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için gereklidir. Aksi takdirde, minimizasyon işlemi gerçekleştirilememektedir. Tanımlanan bu modelin tahmin edilebilmesi için minimize edilecek fonksiyon

$$Q_{y_{it}}(q_j|x_{it}, \alpha_i) = \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_j \rho_{qj} |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta_k| \quad (4.11)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Tanımlanan fonksiyonda ρ_q , klasik kantil regresyonda tanımlandığı gibi, parçalı doğrusal kantil kayıp fonksiyonunu ifade etmektedir. w_j olarak ifade edilen ağırlıklar, birim

¹³ Panel kantil regresyon modeli, Koenker (2004) çalışmasından önce panel veride yıpranma olması durumu için Lipsitz vd. (1997) çalışmasında ele alınmıştır. Ancak, bu çalışmada gözlenemeyen heterojenlik dikkate alınmamaktadır. Halbuki, panel kantil regresyon modellerindeki temel zorluk gözlenemeyen heterojenliği modele dahil etme noktasında ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle, panel kantil regresyon literatürünün başlangıcı genellikle Koenker’in 2004 yılındaki çalışması olarak kabul edilmektedir.

¹⁴ Kantil regresyon modelleri için konum kaydırma, ölçek kaydırma ve konum ve ölçek kaydırma gösterimleri sırasıyla $\delta(q) = \delta$, $\delta(q) = \gamma F(q)^{-1}$ ve $\delta(q) = \delta + \gamma F(q)^{-1}$ olarak ifade edilebilir (Lamarche 2011: 279). Konum kaydırma değişkenleri basitçe tüm kantilleri aynı şekilde etkileyen değişkenlere verilen isimdir (Canay 2011: 368). Konum kaydırma işlemi, paralel kaydırma olarak da isimlendirilebilir. Dolayısıyla, kantillere göre katsayılar da değişim meydana gelmemektedir.

etkilerinin parametrelerinin tahmini üzerinde kantillerin göreceli etkilerini kontrol etmektedir. Ağırlıklar, $y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta_{qk}$ sıfırdan küçük ise $w_{it} = q$, sıfırdan büyük ise $w_{it} = (1 - q)$ olarak tanımlanmaktadır ve tanımlanan kantil değerine göre değer almaktadır. Bilindiği kadarı ile ağırlıkların belirlenmesi için literatürde standart prosedür söz konusu değildir. Ancak, çalışmalarda uygulanan genel yaklaşım, 0.25, 0.50 ve 0.75 kantillerini kullanmaktır (Lamarche 2021: 5).

Birim etkileri panel kantil regresyona dahil etmenin bir yolu, burada olduğu gibi bu etkileri modele tahmin edilecek bir parametre olarak eklemek ve tüm parametreleri bir arada tahmin etmektir (Galvao, Kato 2016: 92). Ancak bu durum, önceki bölümde bahsedildiği gibi arazi parametre sorununu ortaya çıkarmaktadır. Tanımlanan fonksiyon, birim boyutunun artması durumunda, doğrudan minimize edilememektedir. Birim etkilerin modele dahil edilmesi ile artan değişkenliğin önüne geçilmesi için cezalandırma parametresi ile bu parametrelerin daha genel bir değere daraltılması bu değişimin azaltılmasına yardımcı olmaktadır. Bu nedenle, Koenker (2004) çalışmasında minimize edilecek kantil fonksiyonuna Denklem 4.12'deki gibi toplamsal olarak bir cezalandırma parametresi (penalty parameter) dahil edilmektedir.

$$Q_{y_{it}}(q_j|x_{it}, \alpha_i) = \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_j \rho_{qj}|y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta_k| + \underbrace{\lambda \sum_{i=1}^n |\alpha_i|}_{\text{cezalandırma}} \quad (4.12)$$

Dolayısıyla, Koenker (2004) çalışmasında, cezalandırılmış sabit etkili panel kantil regresyon tahminciler sınıfını göz önünde bulundurularak açıklayıcı değişken etkilerinin ve birim etkilerin birlikte tahmin edilmesi önerilmektedir. Literatürde, Koenker (2004) çalışmasının klasik tesadüfi etkiler tahmincisi sabit etkili model için cezalandırılmış EKK tahmincisi olarak yorumlaması kantil regresyonun panel veriye genişletilmesinin kapısını açmıştır (Lamarche 2010: 397).

Belirlenen cezalandırma parametresi, λ ile ifade edilen ayar (tuning) parametresi ile çarpılmış bir şekilde minimize edilecek fonksiyona yerleştirilmektedir. Cezalandırma parametresi, birim etki vektörünün ortak bir değere doğru daraltılmasına (shrinkage) hizmet ederken ayar parametresi cezalandırma parametresi ile gerçekleştirilen daraltmanın derecesini belirlemektedir (Lamarche 2010: 396). Ayar parametresi, cezalandırma derecesini belirleme konusunda yardımcı olan bir serbest ölçek parametresi olarak düşünülmektedir (Koenker 2005: 278). Başka bir deyişle, ayar parametresi i . birimin koşullu kantil fonksiyonu ile havuzlanmış örneklem koşullu kantil fonksiyonu arasındaki dikey farkı temsil etmektedir (Lamarche 2011: 280). Cezalandırılmış tahmincide ayar parametresinin sıfır olması durumunda bu tahminci sabit etkiler tahmincisiyle eşit olurken sıfırdan büyük olması durumunda cezalandırılmış tahminci ortaya çıkmaktadır (Lamarche 2020: 11).

Cezalandırma parametresinin ayar parametresi ile çarpım halinde minimize edilecek fonksiyona dahil edilmesi sayesinde fonksiyon cezalandırılmakta ve tahmin gerçekleştirilebilmektedir. Bu nedenle, bu tahminci cezalandırılmış tahminci olarak isimlendirilmektedir. Önerilen prosedürde, birim etkilerin vektörü ile açıklayıcı değişkenler vektörünün bir arada tahmini için cezalandırılmış kantil regresyon tahmincilerini ele alarak bir tahminci önerilmiştir (Harding, Lamarche 2017: 342). Cezalandırılmış tahmincide, tahmin sürecindeki birim etkilerin neden olduğu değişkenlik derecesi ve türü uygun bir cezalandırma terimi seçimini gerektiren bazı ayar biçimleri ile kontrol edilmektedir (Geraci, Bottai 2007: 141). Cezalandırma parametresinin modele dahil edilmesindeki temel amaç önceki bölümde

açıklanan arıza parametre sorunu nedeni ile ortaya çıkan tutarsızlık sorununu gidermektir. Bunun için, anakütle için katsayısı sıfır olan tahmincilerin tamamının veya tamamına yakınının ortadan kaldırılmasını sağlayarak tutarlılığı yeniden sağlamak amaçlanmaktadır (Belloni, Chernozhukov 2011: 85). Dolayısıyla, bu tahminci birim etkilerinin cezalandırma parametresine göre sıfıra doğru daraltılmasına dayanmaktadır (Koenker 2005: 278). Bahsedilen modelin tahmin prosedürü için önerilen strateji, cezalandırılmış panel kantil regresyon kontrol fonksiyonunu minimize etmektir (Koenker 2017: 13).

Önerilen yöntemde cezalandırma parametresinin formu yapılan Monte Carlo simülasyonları ve geçmiş çalışmaların çıkarımları ile LASSO tipi cezalandırmalardan ℓ_1 düzenlemesi olarak belirlenmiştir. ℓ_1 düzenlemesinin kullanılması ile açıklayıcı değişkenlerin sapma ve varyansı kontrol edilmektedir (Harding, Lamarche 2017: 342). ℓ_1 düzenleme formu birim etkilerin daraltılması için kullanılmaktadır ve bu düzenleme formu doğrusal programlama yöntemini koruduğu için ℓ_2 düzenleme formuna göre daha uygun olarak kabul edilmektedir (Lamarche 2010: 397). ℓ_2 düzenleme formu, birim etkiler vektörünün tüm bileşenlerini oldukça düzgün bir şekilde sıfıra doğru küçültmektedir. ℓ_1 düzenleme formu ise birim etkilerin bazı bileşenlerini çok küçültürken diğerlerini neredeyse hiç değiştirmeden bırakmaktadır (Koenker 2005: 279)¹⁵.

Özet olarak, cezalandırılmış tahmincinin birim etkileri üzerine aşağıda sıralanan iki belirgin özelliği söz konusudur.

- 1- Cezalandırılmış tahminci birim etkilerin kantillerden bağımsız olduklarını varsaymaktadır. Bu sayede, bağımlı değişkenin saf konum kaydırmasını temsil etmektedir.
- 2- Cezalandırma parametresi ayar parametresi ile kontrol edilmektedir. Bu sayede, cezalandırmanın derecesi kontrol altına alınmaktadır.

Tüm bu açıklamalara istinaden sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini ağırlık (w), ayar parametresi (λ) ve kantil değerinin (q) seçimi olmak üzere üç seçim yapılması gerekmektedir.

4.1.3.1.1.1. Koenker (2004) Tahmincisinin Sınırlılıkları

Koenker (2004) çalışması, kantil regresyonun panel veriye genişletilerek sabit etkili panel kantil regresyon modellerin tahmin edilmesi için öncülük etmesine karşın, her geliştirilen ilk yöntem gibi bazı sınırlayıcı özellikleri söz konusudur. Bunlardan ilki, *ayar parametresinin seçimi* üzerinedir. Koenker (2004), ayar parametresinin seçimi konusunda uygun bir yöntem önermemiş olup belirli bir derecede daraltmanın yeterli olabileceğini ifade etmiştir. Ancak, genel standartlar dışına çıkmadığında ayar parametresinin nasıl seçileceği konusunda bir prosedür önermemiştir. Panel verideki birim sayısı açıklayıcı değişken etkilerinin tahminlerinin değişkenliğini arttırırken bu etkilerin ortak bir değere doğru küçülmesi, eğim parametresinin sabit etkiler tahmincisinin değişkenliğini azaltır. Bu nedenle, tam düzgünleştirme problemlerinde olduğu gibi, ayar parametresinin seçimi önemlidir (Lamarche 2021: 7). Dolayısıyla, cezalandırma parametresi ile birlikte modele dahil edilen ayar parametresinin

¹⁵ Düzenleme (regularization) formları, verileri belirli değerlere doğru yönlendirmektedir. Yönlendirme, bir düzenleme parametresinin eklenmesi ile sağlanmaktadır. ℓ_1 düzenleme formu, katsayıların büyüklüğünün mutlak değerine eşit bir ℓ_1 cezalandırması eklemektedir. Bu formda, bazı katsayılar cezalandırılıp modelden kaldırılabilirken diğerleri sabit kalabilir. ℓ_2 düzenleme formunda ise katsayıların büyüklüğünün karesine eşit bir ℓ_2 cezalandırması eklemektedir. Dolayısıyla, tüm katsayılar aynı faktör kadar küçültülmekte ve hiçbirisi model dışı bırakılmamaktadır.

seçimi tahmin edilecek katsayıları etkilendiğinden, ayar parametresinin seçimi üzerinde bazı prosedürler geliştirilmiştir.

Carlos Lamarche'nin, Roger Koenker'in danışmanlığında yürütülen doktora tez çalışmasından ürettiği Lamarche (2010) çalışmasında ayar parametresinin tahmin sürecindeki rolü ele alınarak ayar parametresinin seçimi için robust alternatif stratejiler önerilmiştir. Lamarche (2010) çalışmasına göre, ayar parametresi genellikle hata terimlerinin standart sapmalarının birim etkilerinin standart sapmalarına bölünmesi ile hesaplanırken $\left(\lambda = \hat{\sigma}_\varepsilon / \hat{\sigma}_\mu\right)$ alternatif bir yaklaşımda hata terimlerinin ve birim etkilerini varyansları birbirine bölünmektedir $\left(\lambda = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 / \hat{\sigma}_\mu^2\right)$. Bir diğer yaklaşım ise Kernel yaklaşımına dayanmaktadır. Lamarche (2010: 396) çalışmasında ayar parametresinin seçiminde, sapmasızlığın sağlanabilmesi için bu yöntemler arasından asimptotik varyansı minimize eden yaklaşımın kullanılması gerektiği ifade edilmektedir.

Önerilen cezalandırılmış tahmincinin bir diğer sınırlayıcı özelliği *hata terimlerinin normal dağıldığının* varsayılmasıdır. Hata terimlerinin normal dağılmadığı durumlarda ise net bir tahmin prosedürü söz konusu değildir. Lamarche (2011) çalışmasında bu konu ele alınarak cezalandırılmış tahminci geliştirilmiştir. Önerilen basit ancak geliştirilmiş olarak tanımlanan tahminci ayar parametresi bootstrap yaklaşımı ile tahmin edilmektedir. Tahmin edilen ayar parametresi minimize edilecek fonksiyona toplamsal olarak eklenerek tahminler gerçekleştirilmektedir. Bu sayede, cezalandırılmış tahminci iki aşamalı bir tahmin süreci izlenerek normal dağılım varsayımının geçerli olmadığı durumlar için geliştirilmiştir.

Cezalandırılmış tahmincinin diğer sınırlayıcı özelliği ise zaman döneminin az olduğu panel verilerde birim etkilerin bağımlı değişken üzerinde sadece *konum kaydırma etkisine* sahip olduğu, başka bir deyişle birim etkilerinin kantiller boyunca sabit kalarak değişim göstermediği varsayımıdır (Bache, Dahl, Kristensen 2013: 1603). Koenker (2004) çalışması, panel kantil regresyon modelinin tahmini için birim etkilerine saf konum kaydırma parametresi olarak yaklaşarak ve birim etkileri tüm koşullu kantiller boyunca aynı olduğunu varsayarak bir tahmin prosedürü önermiştir. Sabit etkili panel kantil regresyon modelleri arızı parametre sorunundan muzdarip olduğundan bu sorunun üstesinden gelmek için literatürde büyük zaman dönemi asimptotiklerini birim sayısı ve zaman döneminin bir arada sonsuza gittiği durumlar için oluşturmak yaygın bir yaklaşım olmuştur (Galvao, Poirier 2019: 109). Bu sınırlılığın üstesinden gelmek için Bache, Dahl ve Kristensen (2013) çalışmasında yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Çalışma kapsamında, basit bir iki aşamalı alternatif önerilerek zaman dönemin az ve sabit olduğu durumlarda ortaya çıkan arızı parametre sorununun üstesinden birim etkilerinin kantiller boyunca aynı konum kaydırma etkisine sahip olduğu varsayımını esneterek gelmek amaçlanmıştır (Bache, Dahl, Kristensen 2013: 1604). Önerilen yaklaşım, ayarlama gerektirmemektedir.

Cezalandırılmış tahmincinin uygulamalı araştırmalarda pratik kullanımı, istatistiksel çıkarım içeren konularda sınırlıdır. Literatürdeki güncel çalışmalardan biri olan Lamarche ve Parker (2020) çalışmasında, genellikle nokta tahminine odaklanan çalışmaların aksine cezalandırılmış tahminci için istatistiksel çıkarımlar ve asimptotik özellikler araştırılmıştır. Çalışma kapsamında bootstrap prosedürü kullanarak cezalandırılmış kantil regresyon tahmincisinin dağılımını tahmin etme problemi ele alınmıştır. Ek olarak, cezalandırılmış tahmincinin dağılımına yaklaşmak için önerilen yaklaşımın asimptotik olarak geçerli olduğu belirlenmiştir. Çalışmanın simülasyon sonuçları, önerilen yaklaşımın literatürde kullanılan diğer yaklaşımlardan daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir.

Çalışmanın en önemli teorik katkısının, bootstrap tahmincisinin dağılımının cezalandırılmış tahmincisinin asimptotik dağılımını ve kovaryansını tutarlı bir şekilde tahmin ettiğini göstermesi olduğu ifade edilmektedir.

4.1.3.1.2. Graham, Hahn ve Powell (2009) Tahmincisi

Cezalandırılmış tahminci ile yapılan tahminler birim sayısının artması durumunda hesaplama açısından zorluk çıkarmaktadır (Canay 2011: 370). Ek olarak, bu tahminciye ayar parametresi gibi ek tanımlamalar yer almaktadır ve ayar parametresinin seçimi üzerine tartışmalar devam etmektedir. Cezalandırılmış tahmincisinin bahsedilen dezavantajları nedeni ile alternatif tahminciler geliştirilmiştir. Graham, Hahn ve Powell (2009) çalışmasında, zaman döneminin 2 değerine eşit olması durumunda sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için EÇB tahmincisinin kullanılması önerilmektedir. Önceki bölümlerde açıklandığı gibi, tahmin sürecinde birim sayısının zaman dönemine göre büyük olduğu durumlarda arızı parametre sorunu nedeni ile EÇB tahmincisi açıklayıcı değişkenlerin parametre tahmini için tutarsız tahminciler üretmektedir. Ancak, sabit varyansa sahip içsellik sorununun olmadığı doğrusal panel modellerinde EÇB tahmincisi arızı parametre sorunu ile karşılaşmamaktadır. Dahası, bu modellerde EÇB tahmincisi grup içi tahmincisine eşit olmaktadır. Bu durum, birim sayısı sonsuza giderken zaman dönemi sabit kalsa bile geçerlidir. Dolayısıyla, Graham, Hahn ve Powell (2009) çalışmasında zaman döneminin 2 değerine eşit olduğu ve açıklayıcı değişkenlerin dışsal olduğu durumlarda EÇB tahmincisine dayanan tahmincinin arızı parametre sorunu ile karşılaşmadığı öne sürülmüştür. Çalışma kapsamında, Honoré (1992) çalışmasında sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri için geliştirilen tahminciler, EÇB tahmincisine benzer bir yapı ile sabit etkili panel kantil regresyon modeli için genişletilmektedir (Graham, Hahn, Powell 2009: 181). Önerilen tahminci,

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^2 \{q(y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta)^+ + (1 - q)(y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta)^-\} \quad (4.13)$$

şeklinde ifade edilebilir. Çalışma kapsamında, hata terimlerinin logaritmik benzerlik fonksiyonlarının kantil regresyonun kontrol fonksiyonuna eşit olduğu bir yoğunluk fonksiyonu belirlenmektedir (Graham, Hahn, Powell 2009: 181). Devamında, sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmininde EÇB tahmincisinin farkı alınan LAD ile sayısal olarak eşit olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle de arızı parametre sorununun önüne geçildiği ifade edilerek EÇB tahmincisine dayanan yeni bir tahminci elde edilmektedir. Ancak, bu çalışmanın sonuçları genelleştirilememiştir (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 77).

4.1.3.1.3. Canay (2011) Tahmincisi

Cezalandırılmış tahmincinin kısıtlamalarının üstesinden gelme amacı ile Canay (2011) çalışmasında sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için yeni bir tahmin prosedürü önerilmiştir. Önerilen tahmin prosedüründe verilerin dönüşümü söz konusudur ve gözlemlenmemiş sabit etkiler ilk adımda tahmin edildiğinden iki aşamalı basit bir yöntem olarak tanımlanmaktadır (Ponomareva 2010: 2). Bu sayede, cezalandırılmış tahminciye göre hesaplama amaçlarına uygun sabit etkilere sahip bir model için iki adımlı bir tahminci önerilmektedir (Lamarche 2020: 12). İki aşamalı tahminci olarak isimlendirilen bu tahminci, bir ceza parametresi tanımlaması gerektirmemektedir. Dolayısıyla, bu tahminciye farklı bir

yaklaşım söz konusudur. Spesifik olarak, iki aşamalı tahmincede birim etkilerinin konum kaydırma parametresi olarak modele dahil edildiği durumda sabit etkileri model dışı bırakmak için verilerin basit bir dönüşümünü önerilmektedir. Aşağıdaki denklemlerde, Denklem 4.8 ve 4.9’da tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon model için iki aşamalı tahmincinin aşamaları yer almaktadır (Canay 2011: 373).

$$e_{it} = y_{it} - \hat{y}_{it} \quad (4.14)$$

$$\tilde{y}_{it} = y_{it} - e_{it} \quad (4.15)$$

$$Q_{\tilde{y}_{it}}(q|x_{it}) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T |\rho_q(\tilde{y}_{it} - x_{it}'\beta_k)| \quad (4.16)$$

Tahmincinin Denklem 4.14 ve 4.15’te tanımlanan ilk adımında, örneğin Denklem 2.32’deki gibi belirlenen model, ortalamaya dayanan klasik sabit etkili panel regresyon modeli için Denklem 2.35’te tanımlanan grup içi tahminci tahmin edilir. Birim etkilerin modelden fark alınarak düşürülmesi ile tahmin edilen modelin artık terimleri çekilerek gerçek bağımlı değişkenden birinci adımdan çekilen artık değerlerinin çıkarılması ile düzeltilmiş bağımlı değişken elde edilir. Bu sayede, model ilk aşamada birim etkilerden arındırılmaktadır. Tahmincinin ikinci aşamasında ise Denklem 4.15’ten hareketle belirlenen düzeltilmiş bağımlı değişken için Denklem 4.16’da tanımlanan fonksiyon minimize edilerek kantil değerlerine koşullu olan tahmin sonuçları edilmektedir. Bu tahminci, birim sayısı ve zaman döneminin büyümesi durumunda tutarlı ve asimptotik olarak normal dağılmaktadır.

4.1.3.1.4. Kato, Galvao ve Montes-Rojas (2012) Tahmincisi

Sabit etkili panel kantil regresyon modelinin temeli 2004 yılına dayansa da sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde modele sabit bir parametre olarak dahil edilen ve dönüşümlerle düşürülemeyen birim etkiler nedeni ile meydana gelen aşırı parametreleştirme sorunu, bu modellerin asimptotik özelliklerinin Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) tarafından yapılan çalışmaya kadar tam olarak belirlenememesine neden olmuştur (Lamarche 2021: 2). Bu çalışmada, sabit etkili panel kantil regresyon modeli için ortalamaya dayanan sabit etkili panel regresyon modellerindeki sabit etkiler tahmincisi sabit etkili panel kantil regresyon modeli için genelleştirilmiştir. Önerilen tahminci sabit etkili panel kantil regresyon (fixed effects panel quantile regression: FE-QR) tahmincisi olarak isimlendirilmiştir. Çalışmada, birim sayısının ve zaman döneminin aynı anda sonsuza gitmesi durumunda sabit etkili kantil regresyonun asimptotik normalliği ve tutarlılığı için etkili koşullar belirlenmiştir (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 76). Bu çalışma, kantil regresyon modellerinde tahmin için önemli çıkarımlar ortaya koymasının yanı sıra sabit etkiler tahmincisinin yakınsama oranları konusuna istatistiksel olarak katkı sağlayarak önemli ölçüde ilerleme kaydedilmesini sağlamıştır (Lamarche 2020: 12). Çalışmada ele alınan tahminci,

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q(y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta) \quad (4.17)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Cezalandırılmış tahmincede birim etkilerinin kantillere göre sabit kaldığı varsayıp fonksiyona cezalandırma parametresi toplamsal olarak dahil edilirken FE-QR tahmincisinde

birim etkilerin sabit etkiyi içerdği ve sabit etkilerin kantillere bağlı olduğu bu nedenle de birim etkilerin de kantillere bağlı olduğu düşünülmekte ve fonksiyona cezalandırma parametresi dahil edilmemektedir (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 77).

Literatürde bilindiği üzere, ortalama regresyon modellerinin aksine, panel kantil regresyonda birim etkileri model dışı bırakmak için uygun bir genel bir dönüşüm mümkün değildir. Bu nedenle, asimptotik olarak tutarlı tahmincileri elde etmek için zaman döneminin sonsuza gittiğini varsaymak kabul gören bir yaklaşım olmuştur (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 76). Bu çalışmada da bu yaklaşım benimsenmiştir. Spesifik olarak bu çalışmada, standart birim etkili kantil regresyon için asimptotik özellikler geliştirilirken sapmanın önüne geçmek için zaman döneminin birim sayısının karesinden daha hızlı ilerlediği varsayılmaktadır. Çalışma kapsamında, asimptotik çıkarımlar için yürütülen analizler sonucunda asimptotik normal dağılımın sağlanması için $N^2(\log N)(\log T)^2/T \rightarrow 0$ ve birim sayısı sonsuza giderken zaman döneminin de sonsuza gittiği durumun gerçekleşmesi gerektiğini öne sürülmektedir (Galvao, Gu, Volgushev 2020: 179).

4.1.3.1.5. Galvao ve Wang (2015) Tahmincisi

Galvao ve Wang (2015) çalışmasında, sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için en küçük uzaklık kantil regresyon (minimum distance quantile regression: MD-QR) tahmincisi önerilmiştir. Bilindiği gibi, sabit etkili panel kantil regresyon yöntemlerinde asimptotik çıkarımlar yaparak asimptotik özellikleri tanımlamak klasik panel regresyon modellerinde olduğu gibi kolay değildir. Bu nedenle, tahmincilerin büyük bir kısmı birim sayısı ve zaman dönemine yönelik bazı kısıtlamalar altında asimptotik özellikleri incelemişlerdir. Bu çalışmada ise asimptotik özelliklerden vazgeçilmeden etkin ve uygulaması kolay olan bir tahminci önerilmiştir (Galvao, Wang 2015: 2). MD-QR tahmincisi Ω_i varyans-kovaryans matrisini temsil etmek üzere aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q|y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta| \quad (4.18)$$

$$\hat{\beta}_{MD-QR} = \left(\sum_{i=1}^N \Omega_i^{-1} \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \Omega_i^{-1} \hat{\beta}_i \quad (4.19)$$

$$\hat{\beta}_{MD-QR} = \left(\sum_{i=1}^N \hat{\Omega}_i^{-1} \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{\Omega}_i^{-1} \hat{\beta}_i \quad (4.20)$$

Bilindiği gibi, Denklem 4.18'de tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon fonksiyonunda birim etkileri model dışı bırakarak tahmin edebilecek genel bir dönüşüm söz konusu değildir. Buna karşın, panel verilerde genellikle birim sayısı fazla olmaktadır. Bu da problemi çözülemez hale getirmektedir. Galvao ve Wang (2015) çalışmasında, sabit etkili panel kantil regresyon için Denklem 4.19'da tanımlanan hesaplaması ve uygulaması kolay ve etkin olan MD-QR tahmincisi önerilmektedir. Tanımlanan tahmincide, tahmin edilecek olan β parametreleri zaman dönemi verileri kullanılarak her bir birim için problemin çözümü ile varyans-kovaryans matrisine bağlı olarak hesaplanmaktadır. Ancak, varyans-kovaryans matrisi her bir birim için bilinemeyebilir. Bu durumda iki aşamalı prosedür takip edilerek Denklem 4.20'deki gibi varyans-kovaryans matrisinin tutarlı tahmincisinin kullanılması

ile uygulanabilir tahminci elde edilir. Buradaki yapı, tesadüfi etkili modellerin tahmininde kullanılan GLS ve FGLS yapısına benzerdir. Panel kantil regresyonda ilk olarak varyans-kovaryans matrisi standart kantil regresyon algoritması ile her bir birim için tahmin edilerek ikinci adımda MD-QR uygulanabilmektedir (Galvao, Wang 2015: 3). Çalışma kapsamında, Kato, Galvao ve Montes-Rojas (2012) çalışmasına benzer olarak asimptotik çıkarımlar için bazı analizler gerçekleştirilmiş olup asimptotik normal dağılımın sağlanması için Kato, Galvao ve Montes-Rojas (2012) çalışmasında açıklanan koşulların geçerli olması gerektiği belirlenmiştir.

4.1.3.1.6. Galvao ve Kato (2016) Tahmincisi

Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasında karşılaşılan sapmanın üstesinden gelmek ve asimptotik özellikler için koşulları zayıflatmak için Galvao ve Kato (2016) çalışmasında sabit etkili düzgünleştirilmiş kantil regresyon (fixed effects smoothed quantile regression: FE-SQR) tahmincisi geliştirilmiştir. Bu sayede, önceki çalışmalarda geliştirilen tahmincilerin kısıtlamalarının ve sapmasının önüne geçmek için kantil regresyonun kontrol fonksiyonu düzgünleştirilmektedir (Galvao, Kato 2016: 93). Nitekim, kantil regresyon gibi türevi alınamaz fonksiyonların düzgünleştirilmesi 1980'li yıllara dayanmaktadır. Çalışma kapsamında önerilen düzgünleştirilmiş kontrol fonksiyonunun minimizasyonuna dayanan tahminci aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Galvao, Kato 2016: 94).

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta| \{q - G_{h_n}(y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta)\} \quad (4.21)$$

Burada, diğer tahmincilerden farklı olarak Kernel fonksiyonunun sağkalım fonksiyonu olarak tanımlanan ve $G(\cdot)$ ile ifade edilen bir fonksiyon yer almaktadır¹⁶. Denklem 4.21'de G_{h_n} olarak ifade edilen bu fonksiyon, $d(y_{it} \leq \alpha_i + x_{it}'\beta)$ olarak tanımlanan gösterge fonksiyonunun karşılığıdır. Dolayısıyla, $d(y_{it} \leq \alpha_i + x_{it}'\beta)$ üzerinden bir düzgünleştirme yapılmaktadır. Çalışma kapsamında, birim sayısının ve zaman döneminin aynı oranda sonsuza gitmesi durumunda sapmalı olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle, bir adımlı iki ayrı sapma düzeltme yöntemi önerilmiştir.

FE-SQR tahmincisi, kantil regresyonun türevi alınamayan kontrol fonksiyonunu Kernel düzeltme faktörü ile tahmin etmektedir. Çalışmanın Monte Carlo simülasyon sonuçları, klasik kantil regresyon ve FE-SQR tahmincilerinin bazı özel durumlar dışında orta derecede sapmalı olduğunu göstermektedir. Ek olarak, bu çalışma kapsamında önerilen tek adımlı sapma düzeltmesi kısmen sapmanın parametrik olmayan tahmini nedeniyle küçük örneklerdeki değişkenliği biraz artırsa da birçok durumda sapmayı önemli ölçüde azaltmaktadır (Galvao, Kato 2016: 93).

4.1.3.1.7. Harding ve Lamarche (2017) Tahmincisi

Bilindiği gibi, sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için geliştirilen tahminciler kantil regresyonun yapısı doğrusal olmadığından bazı sorunlar ile karşılaşmaktadır. Bu sorunlar,

- Doğrusal olmayan modellerde birim sayısının büyük zaman döneminin ise küçük ve sabit olması durumunda arızı parametre sorunun meydana gelmesi,

¹⁶ Kernel fonksiyonu $\int_{-\infty}^{\infty} K(u)du = 1$ olarak tanımlanırken, Kernel fonksiyonunun sağkalım fonksiyonu $\int_u^{\infty} K(v)dv$ şeklinde tanımlanmaktadır (Galvao, Kato 2016: 94).

- Tahmincilerin etkinliğinde meydana gelen düşüş ve
- Zamana göre değişmeyen birim etkilerinin tahmin edilememesi olarak sıralanabilir (Harding, Lamarche 2017: 342).

Harding ve Lamarche (2017) çalışmasında ise Koenker (2004) çalışmasında geliştirilen cezalandırılmış tahminci semiparametrik olarak düzenlenerek sabit etkili panel kantil regresyon tahmincilerinin sıklıkla karşılaştığı bazı sorunların üstesinden gelmek amaçlanmaktadır. Çalışma kapsamında, ilerleyen bölümlerde açıklanacak olan Abrevaya ve Dahl (2008) çalışmasına benzer bir çerçeve benimsenmektedir. Buna bağlı olarak, önerilen tahminci semiparametrik cezalandırılmış panel kantil (semiparametric penalized panel quantile regression: SP-QR) tahmincisi olarak isimlendirilmektedir. SP-QR tahmincisinin, heterojen marjinal etkilere ve zamana göre değişmeyen değişkenlere sahip panel verilerde birim etkilerin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olması üzerine herhangi bir varsayım yapmayan kantil regresyon çerçevesinde esnek olarak tanımlanmasını sağlayan yeni ve basit bir tahminci olduğu ifade edilmektedir. Önerilen yöntemin tahmin prosedüründe iki adım uygulanarak bahsedilen kısıtlamaların üstesinden gelmek hedeflenmektedir. İlk adımda, açıklayıcı değişkenlerin kantillerine yönelik $g(q, x_i)$ fonksiyonu nonparametrik regresyon yöntemleri ile tanımlanmaktadır. Buna göre, $b(x_{ij}) = (b_1(x_{ij}), \dots, b_{k_n+h+1}(x_{ij}))'$ olmak üzere

$$g(x_i)' \gamma(q) \approx b(x_{i1})' \gamma_1(q) + (x_{i2})' \gamma_2(q) + \dots + (x_{iT})' \gamma_T(q) \quad (4.22)$$

şeklinde tanımlama yapılmaktadır (Harding, Lamarche 2017: 345). Burada, kantil regresyona uyarlanmasının kolay olması nedeni ile B-spline fonksiyonlarının doğrusal bir genişlemesi olarak belirlenen yapı tercih edilebilir. Denklem 4.17'de k_n düğüm sayısını, h B-spline temel fonksiyonunun derecesini, γ spline katsayı vektörünü temsil etmektedir. İlgili tanımlamanın yapılmasının ardından model doğrusal kantil regresyon modeline dönüşmekte ve tüm katsayıları doğrusal olmaktadır. Bu sayede, Denklem 4.14'te belirlenen cezalandırılmış fonksiyon minimize edilebilmekte ve gözlenen değişkenlerdeki zamana göre değişen değerler dikkate alınmaktadır. Model kapsamında, birim etkiler ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişki üzerine herhangi bir parametrik varsayım yapılmadığından ve bağımlı değişkenin dağılımı üzerine herhangi bir tanımlama gerçekleştirilmediğinden önerilen tahminci semiparametrik bir tahminci olarak nitelendirilmektedir. SP-QR tahmincisi, parametrik ve semiparametrik modellere kolaylıkla uygulanabilmektedir.

SP-QR tahmincisinde, cezalandırılmış tahminci olduğu gibi, birim etkiler konum kaydırma etkisi olarak ele alınmaktadır. Birim etkilerin modele ek bir tahmin edilecek parametre olarak dahil edilmesi açıklayıcı değişkenlerin tahminindeki değişkenliği arttırmaktadır. Ancak, cezalandırma ile ek değişkenlik kontrol altına alınabilmektedir. SP-QR tahmincisinde de daraltma için ℓ_1 düzenlemesi parametresi, daraltmanın derecesini belirlemek için ise ayar parametresi kullanılmaktadır. SP-QR tahmincisi, zamana göre değişmeyen değişkenlerin etkisinin tahmin edilmesine izin verirken arıza parametre sorununu ele alarak açıklayıcı değişkenler ile birim etkilerin ilişkisini sınırlandırmamaktadır.

4.1.3.1.8. Machado ve Santos Silva (2019) Tahmincisi

Machado ve Santos Silva (2019) çalışmasında doğrusal bir konum ve ölçek kaydırma modeli için momentlere dayanan bir tahminci önerilmektedir. Önerilen tahminci, ortalama tahminlerinde kullanılan momentlere dayanmaktadır. Bu sayede, fark alma işlemleri gerçekleştirilebilmektedir. Bunun yanı sıra tahminci açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenin koşullu kantillerini nasıl etkilediği üzerine bilgi

vermektedir. Bu nedenle, tahminci moment kantil regresyon (moment quantile regression: MM-QR) tahmincisi olarak isimlendirilmektedir. Konum ve ölçek kaydırma modeli olarak momentlere dayalı bir tahmincinin önerildiği çalışmada kantil regresyonun arazi parametre sorununa maruz kaldığı durumlarda kullanılabileceği ifade edilmektedir. Bunun nedeni, önerilen tahmincinin fark alma işlemini mümkün kılmasıdır. Tahmincinin geliştirildiği konum ve ölçek kaydırma modeli aşağıdaki gibi oluşturulmaktadır (Machado, Santos Silva 2019: 148).

$$y_{it} = \alpha_i + x_{it}'\beta + (\delta_i + z_{it}'\gamma)\varepsilon_{it} \quad (4.23)$$

Tanımlanan modelde, z değişkenin açıklayıcı değişkenlerin bileşenlerinin bilinen dönüşümlerinin türevlenebilir k boyutlu vektörü olduğu ifade edilirken konum (δ_i) ve ölçek ($z_{it}'\gamma$) kaydırma parametrelerinin sıfırdan büyük olma olasılığının 1'e eşit olduğu varsayılmaktadır. Denklem 4.23'te tanımlanan panel regresyon modelinden hareketle geliştirilen MM-QR tahmincisi

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\alpha_i + \delta_{iq}) + x_{it}'\beta + z_{it}'\gamma_q \quad (4.24)$$

olarak ifade edilmektedir. MM-QR tahmincisinde, birim etkiler hem konum hem de ölçek kaydırma parametreleri olarak momentler kapsamında tahmin edilerek belirlenen kantiller için tahminler gerçekleştirilebilmektedir. Başka bir deyişle, MM-QR tahmincisi her ikisi de uygun şekilde tanımlanmış değişkenlerin koşullu beklenen değerleri ile tanımlanan konum ve ölçek fonksiyonlarının tahminleri birleştirilerek elde edilen koşullu kantillerin tahminine dayanmaktadır.

MM-QR tahmincisinin, momentlere dayanması nedeni ile sadece koşullu ortalamanın tahmininde geçerli olduğu ifade edilmektedir. Bu sayede, panel regresyon modellerinde birim etkilerin fark alınarak model dışı bırakılması bu yöntemde mümkün olmaktadır. Bu yapılırken aynı zamanda kantil regresyon çerçevesinde dağılım hakkında da bilgi sağlanmaktadır. Tahmin sonuçlarının elde edilebilmesi için bir adımlı genelleştirilmiş momentler (GMM) tahmincisi kullanılmaktadır. Önerilen yaklaşımın, pratikte uygulanmasının basit olduğu ve hata terimlerinin kantil fonksiyonunun tahminine izin verdiği ifade edilmektedir (Lamarche 2021: 13). Nitekim, MM-QR tahmincisi önceden geliştirilen sabit etkili panel kantil regresyon tahminin kompleks olması veya katı varsayımlarının olması sorunlarının üstesinden gelmektedir.

Sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin literatüründe momentlere dayanan bir diğer tahminci de Ponomareva (2010) çalışmasında geliştirilmiştir. Ponomareva (2010) çalışmasında, panel veride zaman döneminin küçük olması durumunda momentlere dayanan bir tanımlama ve tahmin prosedürü ele alınmıştır. Bu çalışmada, birim etkilerin saf konum kaydırma parametresi olarak ele alınması ve birim etkilerin kantillere göre değişim göstermesi durumları için önerilerde bulunulmuştur. Bu çalışmada, diğer çalışmaların aksine zaman döneminin birim sayısı ile beraber artması zorunluluğu ortadan kaldırılarak daha kolay bir tahminci önerildiği ileri sürülmektedir (Ponomareva 2010: 4). Ancak, Ponomareva (2010) çalışmasında geliştirilen tahminci uygulamalı çalışmalarda MM-QR tahmincisi 9 yıl önce geliştirilmesine rağmen MM-QR tahmincisi kadar popülerlik kazanamamıştır.

4.1.3.1.9. İstatistiksel Çıkarımlar

Bu bölümde sabit etkili panel kantil regresyon modelleri üzerine bazı istatistiksel çıkarımların yapıldığı ve asimptotik özelliklerin incelendiği çalışmalar detaylandırılacaktır. Sabit etkili panel kantil regresyon modelleri üzerine tanımlamaların yapıldığı çalışmalardan biri Rosen (2012) çalışmasıdır. Bu çalışmada, sabit etkili panel kantil regresyon modeli için önceki tahmincilerin varsayımları üzerine bazı esnetmeler yapılarak tanımlamalar araştırılmıştır. Bu çalışmada, önceki tahmincilerde birim sayısının büyük ve zaman döneminin küçük olduğu durumlarda sapmalı ve/veya tutarsız tahmincilerin elde edilmesi nedeni ile zaman döneminin küçük olması veya sabitlenmesi durumunda açıklayıcı değişkenlerin parametrelerinin tanımlanması ve tahmin edilmesi üzerine çalışılmıştır (Kato, Galvao, Montes-Rojas 2012: 77). Çalışma kapsamında, birim etkilerinin dağılımına yönelik herhangi bir kısıtlama getirilmemektedir. Çalışmada, zayıf varsayımlar altında doğrusal koşullu panel kantil fonksiyonunun en azından kısmen tanımlanabileceği ve nokta tanımlaması için yeterli koşulları sağladığı gösterilmektedir.

Daha güncel bir çalışma olan Galvao, Gu ve Volgushev (2020) çalışmasında, sabit etkili panel kantil regresyon literatürü için kritik bir öneme sahip olan asimptotik özellikler ele alınmıştır. Bilindiği gibi, arızı parametre sorununa maruz kalan sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için geliştirilen ve önceki bölümlerde açıklanan tahmincilerin tutarlı olabilmesi için panel veride zaman boyutunun büyük olduğu varsayılmaktadır. Sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin asimptotik özellikleri önceki bölümlerde açıklanan Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) ve Galvao ve Wang (2015) çalışmalarında ele alınmıştır. Çalışma kapsamında öne sürülen asimptotik koşullar, sabit veya küçük zaman dönemine sahip özellikle mikro panel verileri için oldukça kısıtlayıcı olarak tanımlanmaktadır. Öne sürülen bu koşulların geçerli olması durumunda özellikle mikro panel verilerin kantil regresyon modelleri çerçevesinde analizi zaman boyutu sabit veya küçük olacağından önemli ölçüde sınırlandırılmaktadır. Bu nedenle, Galvao, Gu ve Volgushev (2020) çalışmasında ise sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için dayatılan kısıtlayıcı koşulların gerekliliği ve bu koşulların daha çok şimdiye kadar kullanılan ispat tekniklerinin yapay bir ürünü olup olmadığı araştırılmaktadır. Çalışma kapsamında, farklı ispat teknikleri kullanılarak asimptotik normal dağılımın sağlanması için FE-QR ve MD-QR tahmincileri için sadece $N(\log T)^2/T \rightarrow 0$ ve birim sayısı ve zaman döneminin bir arada sonsuza gittiği durumun gerçekleşmesi gerektiğini öne sürmektedir (Galvao, Gu, Volgushev 2020: 179). Bu ispat, literatürde mevcut olan eski ve kısıtlayıcı koşulu önemli ölçüde iyileştirerek sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin düzgünleştirilebilir olan doğrusal olmayan panel regresyon modelleri gibi panel verilere uygulanabileceğinin önünü açmaktadır. Böylece, sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için birim sayısı ve zaman boyutlarının büyüklüğü gerçek hayata dayanan veriler için daha gerçekçi bir zemine oturtulmuştur.

4.1.4. Tesadüfi Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modeli

Panel verinin doğası gereği kontrol altına alınabilen birim ve/veya zaman etkilerin tesadüfi bir bileşen olarak modele bileşik hata teriminin içerisinde dahil edildiği panel kantil regresyon modeli tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli olarak adlandırılır. Başka bir deyişle, tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modeli klasik panel regresyon modelleri ile paralel olarak birim ve/veya zaman etkilerinin modele tesadüfi bir parametre olarak dahil edildiği modeli ifade etmektedir. Tesadüfi etkili panel kantil regresyon çerçevesi, gözlemlenmeyen heterojenliğin kontrol edilmesinin ihmal

edilmesinden kaynaklanan yanlış belirleme ile doğrusal olmayan bir panel veri modelinde çok sayıda sıkıntı (nuisance)¹⁷ parametresinin tahmin edilmesinden kaynaklanan tesadüfi parametre sapması arasında bir uzlaşma sağlamaktadır (Lamarche 2021: 8). Tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinde birim etkileri modele tesadüfi bir parametre olarak dahil edildiğinden arızı parametre sorununun önüne geçilmektedir (Chay 1996: 75).

Tesadüfi etkileri içerecek şekilde panel kantil regresyon yöntemlerini genişletmek, aktif ve gelecek vaat eden bir araştırma alanı olarak bilinmektedir (Geraci, Bottai 2007: 152). Kantil regresyon modelinin panel veri için tesadüfi etkileri içeren versiyonu aşağıdaki denklemdeki gibi temsil edilebilir.

$$y_{it} = \alpha_q + x_{it}'\beta_q + V_{qit} \quad (4.25)$$

$$V_{qit} = \mu_{qi} + \varepsilon_{qit}$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \alpha - x_{it}'\beta| \quad (4.26)$$

$$i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

Tanımlanan modellerde y_{it} bağımlı değişkeni, μ_i birim etkisini, α sabit terimi, x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β katsayıları, ε_{it} hata terimini ve V_{it} birim etkilerini içeren bileşik hata terimini temsil etmektedir. Panel verinin analiz edilmesi sayesinde modele bileşik hata terimi içerisinde dahil edilen birim etkiler bu modelin yatay kesit verilerine dayanan klasik kantil regresyon modelinden farklılığını ortaya koymaktadır. Parametre ve hata teriminin alt indisinde yer alan q tahmin edilecek kantil değerini temsil etmektedir. Bu, tanımlanan modeli ortalamaya dayanan klasik tesadüfi etkili panel regresyon modellerinden ayırmaktadır. Denklem 4.26'da ise minimize edilecek koşullu kantil fonksiyonu tanımlanmaktadır.

Tesadüfi etkili modelde birim etkiler modele hata terimi içerisinde tesadüfi bir parametre olarak dahil edildiğinden birim etkilerin açıklayıcı değişkenlerle ilişkili olmadığı varsayılmaktadır. Ortalamaya dayanan klasik panel regresyon modellerinin aksine, panel kantil regresyon modelleri söz konusu olduğunda sabit etkili ve tesadüfi etkili modeller önemli ölçüde farklılık göstermektedir (Galvao, Poirier 2019: 114). Tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modelleri için sabit etkili modellerde olduğu gibi kantiller doğrusal olmayan operatörler olduğundan basit fark alma stratejisi geçerli değildir (Abrevaya, Dahl 2008: 381). Bu nedenle, literatürde alternatif tahminciler önerilmiştir.

4.1.4.1. Tesadüfi Etkili Klasik Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini

Sabit etkili klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmininde olduğu gibi, doğrusal olmama durumu tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmini de araştırmacılar için

¹⁷ Sıkıntı parametreleri, bilinmeyen parametrelerdir. Bu parametreler bilinmese de ilgilenilen parametrelerin hipotez testi analizlerinde hesaba katılması gerekmektedir. Sıkıntı parametresine normal dağılımdaki varyans örnek gösterilebilir. Uygulamalarda, normal dağılımın varyansı bilinmez. Ancak, varyanstan hareketle hipotez testleri gerçekleştirilir. Sıkıntı parametrelerinin Türkçe tercümesi için literatürde bir birlik söz konusu değildir ve sıkıntı parametreleri için “rahatsız edici” ve “sorunlu” parametre ifadeleri de mevcuttur. Bu tez kapsamında, literatürde daha sık kullanılan “sıkıntı” parametresi ifadesi kullanılmıştır.

zorluklar ortaya çıkarmaktadır. Bu nedenle, tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmini için çeşitli tahminciler önerilmiştir. Bu tahminciler, kronolojik sıralama takip edilerek aşağıdaki bölümlerde açıklanarak tahmincilerin avantaj ve dezavantajlarına değinilecektir.

4.1.4.1.1. Geraci ve Bottai (2007) Tahmincisi

Tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini ilk olarak Geraci ve Bottai (2007) çalışmasında ele alınmıştır. Bu çalışmada, tek bir kantil için tesadüfi etkili modeli kullanılmakta ve bağımlı değişkenin asimetrik Laplace dağılımı ile açıklayıcı değişkenlere ve birim etkilere koşullu olduğunu varsayılmaktadır (Arellano, Bonhomme 2016: 4). Başka bir deyişle, çalışmada birimlere özgü konum kaydırma etkisine sahip tesadüfi etkilerle koşullu kantil fonksiyonların parametresini tahmin etmek için yeni bir yaklaşım önerilmektedir. Bu yaklaşım, tesadüfi kesişmelerle ortalama regresyonları tahmin etme prosedürüne benzerdir. Önerilen prosedürde, optimum cezalandırma seviyesinin otomatik olarak seçilmesini sağlayan asimetrik Laplace yoğunluk fonksiyonuna dayalı bir olasılık ortaya koyulmuştur. Geraci ve Bottai (2007) çalışmasında, cezalandırılmış tahmincede cezalandırılma parametresi ile çarpım halinde fonksiyona dahil edilen ayar parametresinin belirlenmesi üzerine de bazı çıkarımlar yapılmaktadır.

Çalışmada, ayar parametresinin seçiminin genellikle çalışmalarda keyfi olarak yapıldığına değinilmektedir. Ancak, bu durumun tahmin edilen parametreler üzerinde etkili olduğu da tespit edilmiştir. Ek olarak, cezalandırma yaklaşımının ile birim etkilerinin tahminin kolay olmayacağı öne sürülmektedir. Bu nedenlerle, bu çalışmada cezalandırılmış tahmincisi detaylandırılarak ayar parametresinin seçimi üzerine bir mekanizma önerilmektedir. Çalışma kapsamında, Koenker (2004) çalışmasındaki konum kaydırma etkilerinin sabit yerine tesadüfi olmasına ve dağılımlarının parametresinin kantil değerlerine bağlı olmasına izin verilerek cezalandırılmış tahmincinin dezavantajlarının aşıldığı ifade edilmiştir (Geraci, Bottai 2007: 143). Dolayısıyla, Koenker (2004) ve Geraci ve Bottai (2007) çalışmaları birbirine tamamen zıt değildir veya birbirlerini dışlamazlar. Aksine, önerilen yöntemlerin birbirleri ile önemli bir ilişkisi olduğu öne sürülmektedir (Geraci, Bottai 2014: 462). Geraci ve Bottai (2007) çalışmasında, panel veri için tesadüfi etkili kantil regresyon modeli asimetrik Laplace dağılımı kullanarak sürekli bağımlı değişkenin belirlenen koşullu kantili tahmin etmek üzere geliştirilmiştir. $\eta = (\beta, \sigma, q)$ tahmin edilecek parametreleri temsil etmek üzere, önerilen yöntemin iteratif adımları aşağıdaki sıralanmıştır (Geraci, Bottai 2007: 144-145).

$$f(\mu_i|y_i, \eta) \propto f(y_i|\eta)f(\mu_i|q) \quad (4.27)$$

$$t = 0 \text{ için } \rightarrow \eta^{(t)} = (\beta^{(t)}, \sigma^{(t)}, q^{(t)}) \quad (4.28)$$

$$i = 1, \dots, N \text{ için } \rightarrow v_i^{(t)} = (v_{i1}^{(t)}, \dots, v_{im_i}^{(t)}) \quad (4.29)$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \sum_{i=1}^N \frac{1}{m_i} \sum_{k=1}^{m_i} \sum_{j=1}^{n_i} \rho_q(\tilde{y}_{ikj}^{(t)} - x'_{ij}\beta) \quad (4.30)$$

$$\sigma^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N n_i} \frac{1}{\sum_{i=1}^N m_i} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{m_i} \sum_{j=1}^{n_i} \rho_q(\tilde{y}_{ikj}^{(t)} - x'_{ij}\beta^{(t+1)}) \quad (4.31)$$

$$q^{(t+1)} = \hat{\Phi}(v_i, \dots, v_N) \quad (4.32)$$

Sürecin ilk adımında, Denklem 4.28'deki işlem başlatılarak elde edilen değerler Denklem 4.29'da yerine yerleştirilmektedir. Devamında, Denklem 4.30'da ifade edildiği üzere bir önceki adımdan elde edilen $f(\mu_i|y_i, \eta^{(t)})$ fonksiyonu için bir örneklem çekilmektedir. Sonrasında, Denklem 4.30'da tanımlanan minimizasyon problemi $\tilde{y}_{ikj}^{(t)} = y_{ij} - v_{ik}^{(t)}$ olmak üzere $\beta^{(t+1)}$ değerine eşitlenmektedir. Eşitleme işleminin ardından Denklem 4.31 hesaplanmaktadır. Son olarak, $\hat{\Phi}$ kantil değerinin bağımlı değişkene koşullu olarak tahmin edilmiş EÇB fonksiyonunu temsil etmek üzere hesaplamalar yapılır. $t = t + 1$ olarak tanımlandıktan sonra iteratif işlemlere, η değeri yakınsayana kadar devam edilmektedir. Dolayısıyla, bu çalışmada, grup içi korelasyonu açıklayan, birime özgü tesadüfi kesişme ile yeni bir doğrusal kantil regresyon modeli önerilmiş ve model parametrelerinin tahmini için yinelemeli bir prosedür uygulanmıştır. Başka bir deyişle, yöntem kapsamında panel veride birim içi bağımlılığı hesaba katmak için birimlere özgü tesadüfi sabitlerin dahil edildiği sürekli bağımlı değişkenler için koşullu bir kantil regresyon modeli önerilmektedir. Yaklaşım, kantil regresyonda kullanılan ağırlıklı mutlak sapmaların en aza indirilmesi ile bir Laplace olasılığının maksimize edilmesi arasındaki bağlantıya dayanmaktadır (Geraci, Bottai 2014: 461).

İlerleyen yıllarda yayımlanan Liu ve Bottai (2009) ve Geraci ve Bottai (2014) çalışmalarında ise bu yöntem sabit ve tesadüfi etkileri içerecek şekilde geliştirilmektedir. Liu ve Bottai (2009) çalışmasında panel verideki birimler arası bağımlılık tesadüfi etkiler aracılığı ile modele dahil edilerek bundan kaynaklanan sapma giderilmeye çalışılmıştır. Bu yapılırken asimetrik Laplace dağılımı ile kantil regresyon bağlantısı kullanılarak tesadüfi etkili kantil regresyon modellerinin benzerlik fonksiyonunun hata terimleri için asimetrik Laplace dağılımına ve tesadüfi etkilerin çoklu dağılımına dayanan ve normal dağılım varsaymayan bir yöntem önerilmiştir (Liu, Bottai 2009: 1). Geraci ve Bottai (2014) çalışmasında ise koşullu kantil fonksiyonlarına birden fazla tesadüfi etki dahil ederek modellenen panel verilerdeki daha karmaşık bağımlılık yapılarını dikkate alacak şekilde geliştirilmiştir. Bu modellerde, sabit ve tesadüfi etkiler saf konum kaydırma etkileri olarak modele dahil edilmektedir. Önerilen iki geliştirilmede de asimetrik Laplace dağılımı kullanılmaktadır.

4.1.4.1.2. Abrevaya ve Dahl (2008) Tahmincisi

Tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modelinin tahminini ele alan bir diğer çalışma Abrevaya ve Dahl (2008) çalışması olarak bilinir. Bu çalışmada, birim etkiler, tahminciler ve kantiller arasında yeni bir yapılandırma kurularak ilişkili (correlated) tesadüfi etkili model geliştirilmiştir. Önerilen tahminci, Chamberlain (1982, 1984) çalışmasında geliştirilen ilişkili tesadüfi etkili modelin kantillere göre tahminler yapma amacı ile geliştirilmiş versiyonu olarak ifade edilmektedir. Önerilen tahmincide birim etki, gözlemlerin ve dağılımın doğrusal bir fonksiyonu olarak modellenmektedir (Galvao, Poirier 2019: 110). Bu çalışmada önerilen tahmincinin Chamberlain (1982, 1984) çalışmasında geliştirilen modelden farkı, bu modelde gözlemlenmeyen heterojenlik modellendikten sonra, arızı parametre sorunun aşılması ve sabitlenecek zaman boyutunu kısıtlanabilmesidir (Galvao, Kato 2018: 373).

Çalışma kapsamında önerilen tahminci için zaman döneminin her bir birim için 2 değerine eşit veya 2 değerinden büyük olduğu ve değerinin sabitlendiği varsayılırken birim sayısının sonsuza gittiği varsayılmıştır (Abrevaya, Dahl 2008: 393). İlişkili tesadüfi etkili modellerde temsili (proxy) değişken kullanımı oldukça yaygındır. Bu modellerde, gözlenen değişkenler gözlenemeyen birim etkilerin

temsili değişkeni olarak ele alınmaktadır. Bu çalışmada da bu yaklaşım benimsenmiştir. Bu çalışmada önerilen yöntem ile klasik doğrusal panel veri modellerindeki yaklaşım kullanılarak kontrol fonksiyonu taklit edilmektedir (Arellano, Bonhomme 2016: 3-4). Çalışma kapsamında önerilen tahmincinin modeller üzerinden gösterimi aşağıdaki gibidir.

$$y_{it} = x_{it}'\beta + c_i + \varepsilon_{it} \quad (4.33)$$

$$E(\mu_i|x_i) = 0 \rightarrow c_i = \phi(x_i) + \mu_i \quad (4.34)$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T x_{it}'\beta + \phi(x_i) + Q_q(\mu_i + \varepsilon_{it}|x_i) \quad (4.35)$$

Denklem 4.33'te tanımlanan tesadüfi etkili panel regresyon modelinde yer alan birim etkiler ile açıklayıcı değişkenler arasında Denklem 4.34'teki varsayım yapılarak aralarındaki ilişki tanımlanmıştır. Bu sayede, gözlenemeyen heterojenliği temsil eden birim etkilerin, gözlenen açıklayıcı değişkenlerin bir fonksiyonu aracılığı ile gözlemlendiği varsayılarak temsili değişken tanımlanmıştır. Tanımlanan ilişkiden hareketle belirlenen kantil değeri için bağımlı değişkenin koşullu kantil fonksiyonu Denklem 4.35'teki gibi oluşturulmaktadır.

Denklem 4.35'te oluşturulan fonksiyonun son terimi için iki varsayım söz konusudur. Bunlardan ilki, birim etkilerin açıklayıcı değişkenlerden bağımsız olduğunu, ikincisi ise $Q_q(\varepsilon_{it}|x_i, \mu_i) = Q_q(\varepsilon_{it}|x_{it})$ olduğu varsayımdır. Buna göre ikinci varsayım, hata teriminin açıklayıcı değişkenlerin birim değerlerine bağlı olan kantillerinin sadece açıklayıcı değişkenin birim ve zaman gözlemleri aracılığı ile gözlenebileceğini ifade etmektedir (Abrevaya, Dahl 2008: 394).

İlerleyen yıllarda, panel kantil regresyon modellerinin kullanımının artması ile bu çalışmada geliştirilen tesadüfi etkili tahmincinin kullanım alanları ve gücünü simülasyon çalışmaları ile inceleyen çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bunlardan biri Bache, Dahl ve Kristensen (2013) çalışmasıdır. Bu çalışma kapsamında, Abrevaya ve Dahl (2008) tahmincisi için yeni bir genelleştirilme de önerilmiştir. Çalışma kapsamında önerilen genelleştirme sayesinde, Abrevaya ve Dahl (2008) tahmincisi dengesiz panel veri yapısında kullanabilen ve daha az parametre tahminine dayanan bir yaklaşım haline genelleştirilmiştir (Bache, Dahl, Kristensen 2013: 1595).

4.1.4.1.3. Gamper-Rabindran, Khan ve Timmins (2010) Tahmincisi

Gamper-Rabindran, Khan ve Timmins (2010) çalışmasında, daha önce Chen ve Khan (2008) çalışmasında doğrusal olmayan sansürlü panel veri modelleri için zamana göre değişen faktörler de dikkate alınarak geliştirilen ve medyan regresyona dayanan semiparametrik prosedür, tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için genelleştirilmiştir. Genelleştirilen yaklaşımda, tesadüfi etkilerin açıklayıcı değişkenlerle parametrik olmayan bir şekilde ilişkilendirilmesine izin verilen tesadüfi etkilere sahip doğrusal bir panel kantil regresyon modeli benimsenmektedir. Önceki bölümlerde açıklandığı gibi, panel kantil regresyon modellerinde fark alma işlevi çalışmadığından bu çalışmada

$$\alpha_i = \phi(x_{i,1}, x_{i,2}) \quad (4.36)$$

tanımlaması yapılarak $\phi(\cdot)$ ifadesinin açıklayıcı değişkenlere isteğe bağlı bağımlılığa izin veren bilinmeyen bir fonksiyon olduğu ifade edilmektedir (Gamper-Rabindran, Khan, Timmins 2010: 193). Dolayısıyla bu yapı, her iki yılda da birimlerin açıklayıcı değişkenlerin fonksiyonunu ifade etmektedir. Bu model, birim etkilerin açıklayıcı değişkenlerle ilişkili olmasına izin vermeyen tesadüfi etkili model yapısına benzerlik göstererek genelleştirmektedir. Böylece, bu yapı üzerinde parametrik varsayımlar yapan Abrevaya ve Dahl (2008) tahmincisi de genelleştirilmektedir. Yapılan tanımlamadan hareketle

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \phi(x_{i,1}, x_{i,2}) + x'_{i,t}\beta + x'_{i,t}\psi q_{\theta} \quad (4.37)$$

olarak tanımlanan tesadüfi etkili panel kantil modeli elde edilmektedir. Çalışma kapsamında, iki aşamalı bir tahmin prosedürü önerilmiştir. Tahmin prosedürünün ilk adımında bazı koşullu kantiller nonparametrik olarak tahmin edilmektedir. İkinci adımda ise katsayılar farkı alınarak tahmin edilmiş kantillerin farkı alınmış açıklayıcı değişkenler üzerindeki etkisi tahmin sürecine dahil edilerek hesaplanmaktadır.

4.1.4.1.4. Arellano ve Bonhomme (2016) Tahmincisi

Arellano ve Bonhomme (2016) çalışmasında tesadüfi etkili klasik panel kantil regresyon modellerinin tahmini için ilişkili bir etki çerçevesi göz önüne alınarak diğer tahmincilerle göre pratik önemli avantajlar sunan esnek bir yaklaşım geliştirilmiştir (Lamarche 2021: 10). Bu yöntemde, Abrevaya ve Dahl (2008) çalışmasındaki tahminci ile paralel bir yol izlenerek kısa zaman boyutuna sahip panel veriler için doğrusal olmayan bir tahminci önerilmiştir. Çalışmanın çerçevesi, birden fazla birim etkisi olan, önceden belirlenmiş tahmincilerle sahip, statik ve dinamik otoregresif modelleri kapsamaktadır (Galvao, Kato 2018: 365).

Araştırmalarda, ekonometrik açıdan temel zorluğun gözlenemeyen heterojenlik üzerine herhangi bir veri olmaması olarak ifade edilmektedir. Bu nedenle, birim etkiler ve birim etkilerinin dağılımı üzerinde bazı varsayımlar yapılmaktadır. Birim etkiler için varsayılan değerlerin geçerli olabilmesi için birim etkilerin tahmin edilecek parametrelere koşullu olması nedeni ile önce parametrelerin belirlenmesi gerekmektedir. Daha önceki çalışmaların, birim etkiler üzerine yaptıkları kısıtlayıcı varsayımların üstesinden gelmek amacı ile bu çalışmada birim etkilerin dağılımı ve formuna yönelik bir varsayım yapılmaması amaçlanmıştır. Bu amaçla, birim etkiler gizil değişken (η_i) aracılığı ile modele dahil edilmiştir. Buna göre, bağımlı değişken, açıklayıcı değişken ile gizil değişkeninin bir fonksiyonudur. Bahsedilen fonksiyon aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$y_{it} = \sum_{k=1}^K \theta_k(U_{it}) g_k(x_{it}, \eta_i) \quad (4.38)$$

$$\eta_i = \sum_{k=1}^{K_2} \delta_k(V_i) h_k(x_i) \quad (4.39)$$

Modellerde, g_k ve h_k bir fonksiyon ailesine ait olmakla birlikte U_{it} ve V_i bağımsız tekdüze tesadüfi değişkenler olarak ifade edilmektedir (Arellano, Bonhomme 2016: 2). Çalışma kapsamında simülasyona dayalı bir yöntem ile tahminler yapılmakta ve iteratif yaklaşım benimsenmektedir. Bu

sayede, klasik kantil regresyonun hesaplama kolaylığı, tesadüfi etkili panel kantil regresyona uyarlanmaktadır. Çalışma kapsamında, durağan bir dağılıma yaklaşıma kadar iki adımın iterasyon işlemleri ile tekrarlanması gerektiği belirtilmiştir. Birinci adımda, belirlenen kantil değerlerinde θ_k ve δ_k için birim etkilerin son dağılımı hesaplanmakta ve örneklemdaki her bir birim için sırasıyla örneklem çekilmektedir. İkinci adımda, çekilen birim etkilerden hareketle $\theta_k(q)$ ve $\delta_k(q)$ için parametreler güncellenmektedir. $\theta_k(q)$ değerinin güncellenmesi için bağımlı değişken $g_k(x_{it}, \eta_i)$ ile tahmin edilirken $\delta_k(q)$ değerinin güncellenmesi için birim etkiler $h_k(x_i)$ ile tahmin edilmektedir (Arellano, Bonhomme 2016: 3).

Literatürdeki diğer çalışmaların aksine bu çalışmada birim etkilerin fonksiyonu hakkında herhangi bir varsayım yapılmadan modele dahil edilmekte ve gizil bir değişken olarak ele alınmaktadır. Birim etkilerin formu daha sonra parametrik olmayan fonksiyonlar ile belirlenmektedir. Bu nedenle, analizlerde zaman döneminin sabit birim sayısının sonsuza gittiği durum dikkate alınmaktadır (Arellano, Bonhomme 2016: 6).

4.1.4.1.5. Cai, Chen ve Fang (2018) Tahmincisi

İlişkili tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri üzerine yapılan çalışmalardan bir diğeri olan Cai, Chen ve Fang (2018) çalışmasında, sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için geliştirilen tahmincilerin yalnızca birim sayısı ve zaman boyutunun sonsuza gitmesi durumunda tutarlı olması kısıtını hafifletmek amaçlanmaktadır. Çalışma kapsamında önerilen prosedür ile sabit zaman boyutunun olması durumunda da tutarlı tahminci elde edilirken tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri üzerine mevcut olan literatürden farklı olarak, kısmen değişen katsayı sorunu ile başa çıkılmaktadır. Bu sayede, modelin bazı katsayılarının sabit olmasına izin verilirken bazı katsayıların birimlerin durumuna bağlı olmasına izin verilmektedir. Başka bir deyişle, sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde birim sayısı ve zaman boyutunun sonsuza gitmesi varsayımlarının aksine, bu çalışmada önerilen tahminci sadece birim sayısının sonsuza gitmesi, zaman döneminin sabit olabilmesi mümkündür. Daha spesifik olarak, zaman döneminin sadece 2 değerinden büyük olması yeterlidir (Cai, Chen, Fang 2018: 533). Ek olarak, diğer tesadüfi etkili panel kantil modellerinin aksine, doğrusal modellerden daha esnek bir model tanımlaması sağlamak için önerilen tahminci için kısmen değişen katsayılı yapı kullanılmaktadır.

Önerilen prosedürdeki model tanımlamasında tamamen nonparametrik bir yaklaşım boyut problemine (curse of dimensionality) maruz kalacağından semiparametrik yapı kullanılmaktadır. U_{it} , gözlemlenebilir bir skaler düzgünleştirme değişkeni ve V_{it} , bileşik hata terimi olup birim etkiler ile panel regresyon modelinin hata terimini içermek ($V_{it} \equiv V(\alpha_i, \varepsilon_{it})$) üzere tesadüfi etkili panel kantil modeli aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Cai, Chen, Fang 2018: 533).

$$Q_{y_{it}}(q|U_{it}, x_i, \alpha_i) = x'_{it,1}\beta_q + x'_{it,2}\gamma_q(U_{it}) + V_{it} \quad (4.40)$$

Çalışma kapsamında, U_{it} değişkeninin tüm zaman dönemleri için sabit olduğu ancak birimlere göre değişim gösterdiği $U_{it} = U_i$ versiyonu kullanılarak model basitleştirilmiştir. Devamında üç aşamalı bir tahmin prosedürü önerilmektedir. Önerilen prosedürün ilk adımında, tüm fonksiyonel katsayıların U_i değişkenine bağlı olduğu düşünülür ve bölgesel sabit tahminler gerçekleştirilmektedir. İkinci adımda, tutarlı tahmincileri elde etmek için oran yöntemi uygulanmaktadır. Son adımda ise tahmin edilen parametreler Denklem 4.40'ta tanımlanan modele yerleştirilerek bölgesel doğrusal kantil regresyon

tahminleri ile sonuçlar elde edilmektedir. Elde edilen sonuçlarda, bazı katsayıların diğer açıklayıcı değişkenler ile beraber değişmesine izin verilirken diğerlerinin sabit kalması mümkün kılınmaktadır.

4.1.4.1.6. Galvao ve Poirier (2019) Tahmincisi

Galvao ve Poirier (2019) çalışmasında, literatürde daha önce geliştirilen tahmincilere alternatif olarak tesadüfi etkili panel kantil regresyon (random effects panel quantile regression: RE-QR) isimli tahminci önerilmektedir. Çalışma kapsamında, tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin temel varsayımı dikkate alınarak birim etkilerin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmadığı varsayılmaktadır. Bu varsayımın önerilen tahminciyi kısıtlasa da gözlenemeyen heterojenliğin bağımlı değişkeni etkilediği ve bağımlı değişkenin koşullu kantil fonksiyonu boyunca heterojenlik gösterebildiği bir model oluşturulmaktadır. Böylece, birim etkileri açık bir şekilde tahmin edilmese de bu etkilerin, bağımlı değişkenin koşullu dağılımında heterojenlik oluşturmaya izin verilmektedir. Önerilen tahmincinin bu özelliği, birim etkilerinin bağımlı değişkeni etkilemesine izin vermesini sağlamaktadır. RE-QR tahmincisinin uygulanacağı tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Galvao, Poirier 2019: 114).

$$Q_{y_{it}}(q|x_i) = c \left(Q_{V_{it}}(q|x_i) \right) + x'_{it}\beta \left(Q_{V_{it}}(q|x_i) \right) + z'_i\gamma \left(Q_{V_{it}}(q|x_i) \right) \quad (4.41)$$

Bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenler ve kantil değerlerine koşullu olan beklenen değerinin Denklem 4.26'daki gibi tanımlandığı modelde V_{it} , bileşik hata terimi olup birim etkiler ile panel regresyon modelinin hata terimini içermektedir ($V_{it} \equiv V(\alpha_i, \varepsilon_{it})$). z_i ise zamana göre değişmeyen faktörleri temsil ederken c sabit terimi ifade etmektedir. Tanımlanan modelde kovaryansın (cov)

$$Cov(\alpha_i, x_{it}) = 0 \quad (4.42)$$

olarak ifade edilmesi ve birim etkiler ile açıklayıcı değişkenlerin ilişkili olmadığı varsayımının yapılması ile modelin havuzlanmış kantil regresyon prosedürü ile tahmin edilmesi mümkün olmaktadır. İlgili varsayımın yapılması ile model

$$Q_{y_{it}}(q|x_i) = c_q + x'_{it}\beta_q + z'_i\gamma_q \quad (4.43)$$

şeklinde yazılabilir. Bu sayede, RE-QR tahmincisinde birim etkiler doğrudan tahmin edilmese de tahminleri etkilemesine izin verilmektedir. Dolayısıyla, tanımlanan modelde gözlenemeyen heterojenlik bağımlı değişkeni bileşik hata terimi aracılığı ile etkiler ve sonrasında bağımlı değişkenin koşullu kantil fonksiyonu boyunca heterojenliğinin kontrol edilmesini sağlamaktadır. Denklem 4.42'de yapılan varsayım güçlüdür ancak model tahmininde iki önemli yararı söz konusudur. Bunlardan ilki, modelin açıklayıcı değişkenler ve kantillerde doğrusal olmasını sağlamasıdır. Bu sayede havuzlanmış doğrusal kantil regresyon uygulanarak kantiller boyunca açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi düzenlilik koşulları altında analiz edilebilir. Diğeri ise zaman boyutunun sabit ve küçük olduğu panel verilere izin vermesidir.

Oluşturulan kantil gösterimi sayesinde kantillerde katsayı tahminleri kantil regresyonun geleneksel varsayımları kullanılarak kolayca yapılabilir. Daha spesifik olarak, açıklayıcı değişkenler çok ilişkili olmadığı ve bağımlı değişken kantillere boyunca heterojen dağıldığı sürece bu model kolaylıkla tahmin

edilmektedir. Oluşturulan tesadüfî etkili panel regresyon modelinin tahmini için aşağıda tanımlanan tahminci uygulanmaktadır.

$$\hat{Q}_{y_{it}}(q|x_i) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q(y_{it} - x'_{it}\theta) \quad (4.44)$$

ρ_q , kontrol fonksiyonunu temsil etmek üzere $\hat{\theta}(q)$, $\theta(q)$ 'nin RE-QR tahmincisi olarak tanımlanmaktadır (Galvao, Poirier 2019: 116). Diğer panel kantil regresyon modellerinin tahmin prosedürlerine göre önerilen RE-QR prosedürünün bazı avantajları söz konusudur. Bunlardan ilki, RE-QR tahmincisinin tek aşamalı olan basit bir prosedüre dayanması ve gözlenemeyen heterojenliğin dikkate alınmasına izin vermesidir. İkincisi, önerilen tahmincinin pratik olarak uygulamasının kolay olmasıdır. Son olarak, RE-QR tahmincisi panel veride zaman döneminin küçük ve sabit olmasına izin vererek sapmasız ve tutarlı tahminler üretmektedir (Galvao, Poirier 2019: 111). Çalışma kapsamında gerçekleştirilen Monte Carlo simülasyonları RE-QR tahmincisinin yaklaşık olarak sapmasız olduğunu ve gerçek varyansı tahmin ettiğini göstermektedir.

4.1.5. Klasik Panel Kantil Regresyonun Avantajları

Klasik panel kantil regresyon yönteminin avantajları ortalamaya dayanan klasik panel regresyona ve yatay kesit veriye dayanan klasik kantil regresyona göre iki ayrı alt başlık altında ele alınabilir.

4.1.5.1. Klasik Panel Kantil Regresyonun Klasik Panel Regresyona Göre Avantajları

Kantile dayanan regresyon tanıtıldığı günden bu yana çok önemli bir istatistiksel araç olarak kabul edilmiştir. Ortalamaya dayanan panel regresyon modelleri koşullu ortalamalar ($E[y_{it}|x_{it}, \mu_i]$) üzerine odaklanmaktadır. Bu modellerde, genel olarak birim etkiler ve açıklayıcı değişkenler modele toplamsal olarak dahil edilmekte ve açıklayıcı değişkenlerin doğrusal olduğu varsayılmaktadır. Buna karşın, kantil regresyonda bağımlı değişkenin belirlenen kantil için açıklayıcı değişkenler ve birim etkilerle koşullu değerleri odaklanılmakta ve $Q_{y_{it}}[q|x_{it}, \mu_i]$ tahmin edilmektedir (Galvao, Kato 2018: 365).

Açıklayıcı değişkenlerin, bağımlı değişkenin koşullu dağılımının farklı kantillerinde farklı etkilere sahip olması durumunda ortalamaya dayanan klasik panel regresyon modellerinin tahmin edilmesi geçerli ve güvenilir olmayan tahmincilere yol açmaktadır. Ek olarak, böyle bir durumda sadece ortalama üzerinde çıkarım yapılması verimsiz sonuçlara neden olmaktadır. Buna karşın, panel verilerin kantil regresyon yöntemi ile analiz edilmesi sayesinde açıklayıcı değişkenlerin panel bağımlı değişkeninin dağılımı üzerindeki heterojen etkileri analiz edilebilmektedir. Dolayısıyla, normal olmayan dağılım olması durumunda dağılım boyunca tahminlerin elde edilerek etkin tahminciler sunulması sayesinde panel kantil regresyon yöntemi koşullu ortalama analizlerine esnek bir alternatif yöntem sunmaktadır (Harding, Lamarche 2017: 343). Panel regresyon modelinin bağımlı değişkeninin dağılımının çarpık olması ve birim ve/veya zaman etkilerine ve açıklayıcı değişkenlere koşullu olan dağılımındaki çarpıklığın zamana göre değişim göstermesi durumu panel kantil regresyon modelinin oluşturulması için alt yapı oluşturmaktadır (Geraci, Bottai 2007: 141).

4.1.5.2. Klasik Panel Kantil Regresyonun Klasik Kantil Regresyona Göre Avantajları

Klasik panel kantil regresyon yöntemi, panel veriye dayandığından avantajları önceki bölümlerde açıklanmış olan panel verinin sağladığı örneklem hacminin büyümesi, serbestlik derecesinin artması, heterojenliğin artması, çoklu doğrusal bağıllık probleminin azalması gibi tüm avantajları sağlamaktadır. Klasik kantil regresyonun geliştirildiği yatay kesit verilerinin aksine, klasik panel kantil regresyonun geliştirildiği panel verilerde birim ve/veya zaman etkilerinin etkilerini birimler ve/veya zaman dönemleri boyunca analiz etmek mümkündür (Arellano, Bonhomme 2012: 988). Bu sayede, klasik panel regresyon modelleri, gözlenmeyen heterojenliği ele aldığı için uygulamalı iktisat araştırmalarında mikro iktisattan finans araştırmalarına kadar yaygın olarak kullanılmaktadır (Harding, Lamarche 2014: 101).

Kantil regresyon yöntemini içeren doğrusal olmayan panel veri modelleri mikroekonometrik uygulamalarda oldukça önemlidir. Bunun nedeni, panel kantil regresyon modellerinin esnek modelleme araçları sağlaması ve araştırmacılara birimlere özel etkiler yoluyla gözlenmemiş heterojenliği hesaba katmalarına izin vermesidir (Galvao, Gu, Volgushev 2020: 178). Bu sayede, klasik kantil regresyonun kontrol edemediği gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alarak klasik kantil regresyon yönteminden daha güçlü bir tahmin prosedürü ve nedensellik çıkarımı sağlamaktadır. Yatay kesit verilerine odaklanan çalışmalar gözlenemeyen heterojenliğin kontrolü konusunda yetersiz kalmaktadır. Bu yöntemler, tahminlerde gözlenemeyen heterojenliği indirgediğinden bu yöntemlerden elde edilen bulgular nedensel olarak nitelendirilememektedir (Abrevaya, Dahl 2008: 380). Dolayısıyla, aynı birimlerdeki ölçümlerden kaynaklanan birimler arası değişkenlik parametrenin tahmininde sapmayı önlemek için hesaba katılmalıdır. Bu, panel verinin kantil regresyon çerçevesinde kullanılması ile mümkündür. Panel veri için geliştirilen kantil regresyon modelleri birimlere ve/veya zaman dönemlerine ait spesifik özelliklerin kesişmelerinin kontrol edilmesine izin vermektedir. Buna ek olarak, çeşitli koşullu heterojenlik biçimlerini açığa çıkaran koşullu kantil fonksiyonlarının tahminini mümkün kılmaktadır (Galvao, Wang 2015: 14).

Panel verinin sağladığı bu güçlü özelliğin dezavantajı ise önceki bölümlerde açıklandığı gibi tahminlerin ve asimptotik çıkarımların zorluğudur. Bu noktada, panel yapısı göz ardı edilerek her bir yıl için yatay kesit verisi için geliştirilen klasik kantil regresyon yöntemleri ile tahminler gerçekleştirilebilir. Ancak, bu durumda birimlerin zamana bağımlılığı, değişimi ve heterojenliği göz ardı edilmiş olur. Nitekim, yatay kesit verileri için geliştirilen yöntemler farklı zaman serilerinin bir veride derlendiği panel veride var olan heterojenliği dikkate almamaktadır (Alexander, Harding, Lamarche 2011: 48). Bu durum, bilgi kaybına neden olmaktadır (Koenker 2005: 279). Dolayısıyla, panel verileri bağımsız ayrı ayrı yatay kesit verisi olarak gözlemler olarak ele almak hatalı katsayı tahminlerine ve/veya hipotezlerin test edilmesinde güç kaybına neden olmaktadır (Wang, Fygenon 2009: 757).

4.1.6. Klasik Panel Kantil Regresyonun Uygulama Alanları

Klasik panel kantil regresyon modelleri farklı disiplinlerde analiz edilen veri setlerinde ortalamanın ötesinde bilgi edinme ve gözlenemeyen heterojenliği kontrol etme amaçları ile kullanılmaktadır. Bu modelleri teorik olarak ele alan çalışmaların ardından 2010 yılından itibaren uygulamalı çalışmalarda klasik panel kantil regresyon modelleri kullanılmaya başlanmıştır. Panel kantil regresyon yöntemini

kullanarak iktisadi araştırma gerçekleştirilen ilk çalışmalardan biri Kniesner, Viscusi ve Ziliak (2010) çalışmasıdır. Bu çalışmada, ABD’de 1993-2001 yılları arasında ücret dağılımı boyunca Hayatın İstatistiksel Değeri (Value of Statistical Life) analiz edilmektedir. Analizler gerçekleştirilirken cezalandırılmış tahminci kullanılmaktadır. Cezalandırılmış tahminciye yer alan ayar parametresinin seçiminde ise Lamarche (2010) prosedürü benimsenmektedir. Bu sayede, farklı ayar parametresi değerleri için modeller tahmin edilerek sonuçlar karşılaştırmalı olarak yorumlanmaktadır. Gözlenemeyen heterojenlik, Hayatın İstatistiksel Değerinin ele alındığı analizlerde sonuçları değiştirme anlamında önemli etkilere sahiptir ve bu etkilerin kontrol altına alınması kritiktir. Bu çerçevede çalışmanın literatüre katkısının, Hayatın İstatistiksel Değerinin ücret dağılımı boyunca heterojen etkisinin analiz edilmesinin yanı sıra panel verinin kullanılması ile çalışanlara özel gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınması olarak ifade edilmektedir (Kniesner, Viscusi, Ziliak 2010: 18).

Panel kantil regresyon yöntemini uygulamalı iktisadi araştırmalarda kullanan ilk çalışmalardan bir diğeri olan Dufrenot, Mignon ve Tsangarides (2010) çalışmasında, 75 gelişmekte olan ülke için 1980-2006 yılları arasında ticaret ve ekonomik büyüme arasındaki ilişki analiz edilmektedir. Analizler yapılırken, kişi başına düşen gayri safi yurt içi hasıla olarak belirlenen bağımlı değişkenin dağılımı boyunca ticaret açıklığının heterojen etkilerini analiz edebilmek için kantil regresyon kullanılmaktadır. Bunun yanı sıra, ülkelere özel gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alabilmek için panel veri derlenmiştir. Bu çalışmada, panel kantil regresyon modelinin oluşturulması ile ticaret ve ekonomik büyüme arasındaki heterojen ilişkiler yüksek ve düşük büyümeye sahip ülkeler için dağılım boyunca analiz edilmektedir. Analizler gerçekleştirilirken açıklayıcı değişkenler ile birim etkiler arasındaki ilişki hakkında bir varsayım yapmayan sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturulmaktadır. Oluşturulan modelin tahmininde, birim etkiler birden fazla kez tahmin edilerek istatistiksel olarak anlamlı olan birim etkiler kümesi belirlenmektedir (Dufrenot, Mignon, Tsangarides 2010: 733). Dolayısıyla, birim etkiler anlamlı olan alt kümeye doğru daraltılmaktadır. Bu yinelemeli prosedür ile cezalandırılmış tahminci uygulanmaktadır.

Alexander, Harding ve Lamarche (2011) çalışmasında, 1945-1999 dönemleri arasında, bazı gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler için ülkelerin demokrasi indeksleri üzerinde gelir düzeyinin etkisi analiz edilmektedir. Demokrasi indeksinin dağılımı, genellikle ölçeğin uçlarında kümelenmiştir ve çoğu ülke için iki modludur. Dolayısıyla, dağılımın ortalamasına odaklanan bir analizin gelirin demokrasi indeksinin dağılımı boyunca etkilerini gözden kaçırabileceği ve dağılımın kuyruklarına bakılarak daha zengin kanıtlar ortaya çıkarılabileceği ileri sürülerek kantil regresyon yöntemi tercih edilmiştir. Böylece, yüksek gelir ile demokrasinin artıp artmayacağı tespit edilmektedir. Ülkelere özgü heterojenliğin kontrol altına alınması için ise panel veri derlenerek panel kantil regresyon yöntemi uygulanmıştır. Zaman döneminin büyük olduğu panel verilerde, bağımlı değişkenin koşullu dağılımın her bir kantili için birim etkiler için farklı değerler tahmin edilebilir. Bu durum, uygulamalı araştırmalarda önemli derecede bilgi sağlamaktadır. Çalışma kapsamında, cezalandırılmış tahminci ile tahminlerin gerçekleştirilmesi ve zaman döneminin büyük olması sayesinde, ülkelere özgü etkilerin demokrasi dağılımının kantillerine göre değişime izin vererek tahminlerin yapılması ile sonuçlar elde edilmiştir (Alexander, Harding, Lamarche 2011: 49). Dolayısıyla, analiz edilen panel verinin zaman boyutunun büyük olması sayesinde, birim etkiler hem saf konum kaydırma hem de dağılım kaydırma parametresi olarak modele dahil edilebilmiş ve birim etkilerin kantiller boyunca değişim göstermesi durumu için bulgular sunulmuştur. Koenker (2004) çalışmasında, zaman döneminin sayısının çok küçük olması durumunda, birim etkilerinin dağılım kaydırma etkilerini tahmin etmeye çalışmanın

gerçekçi olmadığı ifade edilmektedir. Bu çalışmada ise zaman döneminin büyük olması sayesinde birim etkilerin dağılım kaydırma etkileri de analiz edilmektedir.

Kayıtlı ve kayıt dışı sektörler arasında ücretli ve kendi hesabına çalışan bireyler arasındaki ücret farklılıklarının analiz edildiği Bargain ve Kwenda (2011) çalışmasında kayıt dışı istihdam konusunda en çok ilgi çeken ülkelerden olan Brezilya, Meksika ve Güney Afrika ülkeleri ele alınmıştır. Çalışma kapsamında, ilgili sektörlerde çalışan erkek çalışanların ücret yapıları, ücret dağılımı boyunca analiz edilerek karşılaştırma yapılmak istendiğinden kantil regresyon yöntemi tercih edilmektedir. Çalışma kapsamında, Brezilya için 2002-2007, Meksika için 2005-2008, Güney Afrika için ise 2001-2007 yılları arası erkek çalışanlar için panel veri derlenmektedir. Derlenen panel veri, çalışan düzeyindeki özellikler açısından zengin bilgiler sunsa da veride örneğin bireylerin üretkenlikleri gibi gözlenemeyen başka faktörlerin olma olasılığı yüksektir. Gözlenemeyen bu heterojenliğin kontrol altına alınmaması, sapmalı tahminlere yol açmaktadır (Bargain, Kwenda 2011: 109). Bu nedenle bu çalışmada derlenen panel veri, sabit etkili panel kantil regresyon modeli ile modellenmekte ve gözlenemeyen etkiler kontrol altına alınmaktadır. Sabit etkili panel kantil regresyon modeli tahmin edilirken cezalandırılmış tahminci ve Canay (2011) çalışmasında geliştirilen iki aşamalı tahminci kullanılmaktadır. Çalışmada analiz edilen panel veride zaman döneminin küçük olması nedeni ile birim etkiler modele konum kaydırma parametresi olarak dahil edilmektedir. Uygulamalı analizlerde, EKK ile klasik sabit etkili panel regresyon modeli sonuçları karşılaştırılarak ortalamada analizler gerçekleştirildikten sonra klasik kantil regresyon ile panel kantil regresyon sonuçları karşılaştırılmıştır. Buna göre, sabit etkili panel kantil regresyon yöntemi ile daha detaylı ve güvenilir sonuçlar elde edildiği belirlenmiştir.

Bache, Dahl ve Kristensen (2013) çalışmasında, 1992-2005 dönemi arasında Danimarka’da birden fazla doğum yapan kadınların sigara içme durumlarının bebeklerin doğum kiloları üzerindeki etkisi araştırılarak bulgular iktisadi politikalar ve bütçe açısından yorumlanmaktadır. Analizler yapılırken, annelerin sigara içme durumlarının bebeklerin kiloları üzerindeki etkisinin dağılım boyunca değişim göstermesi nedeni ile kantil regresyon yöntemi tercih edilmektedir. Literatürde konu üzerine daha önce gerçekleştirilen çalışmaların ise yatay kesit verilerine dayanması ve gözlenemeyen heterojen etkilerin kontrol altına alınmaması nedeni ile nedensel çıkarım yapılamayacağı ifade edilerek bu heterojenliği kontrol altına almak için panel veri derlenmektedir (Bache, Dahl, Kristensen 2013: 1595). Bu nedenlerle, çalışma kapsamında sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için cezalandırılmış tahminci ve tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri için Abrevaya ve Dahl (2008) çalışmasında geliştirilen tahminciler ile karşılaştırmalı analizler gerçekleştirilerek simülasyon bulguları ile sonuçlar yorumlanmaktadır.

Firmaların belirli seviyede elde ettikleri karlılıklarını firma çalışanları ile paylaşması durumunu ifade eden kar paylaşımının (rent sharing) ücret dağılımı boyunca kadınlar ve erkekler arasındaki değişiminin cam tavan hipotezi bağlamında değerlendirildiği çalışma Matano ve Naticchioni (2013) çalışmasıdır. Bu çalışmada, 1996-2003 dönemleri arasında İtalya’da derlenen çalışan ve işveren anketi verilerinden yararlanılmıştır. Konu üzerinde literatürde önceden gerçekleştirilmiş çalışmaların dağılım boyunca analizler gerçekleştirse de yatay kesit verilere odaklanması nedeni ile gözlenemeyen heterojenliği dikkate almaması durumu nedensel çıkarımları etkilediğinden bu çalışmada panel kantil regresyon yönteminden yararlanılmaktadır. Çalışma kapsamında sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturularak bu model cezalandırılmış tahminci ile tahmin edilmektedir.

Nguyen, Nordman ve Roubaud (2013) çalışmasında, Bargain ve Kwenda (2011) çalışmasına benzer olarak, kayıtlı ve kayıt dışı sektörlerde ücretli ve kendi hesabına çalışan bireyler arasındaki ücret farklılıkları analiz edilmektedir. Çalışma kapsamında, Vietnam'da 2002, 2004 ve 2006 yıllarında derlenen panel verilerden ve kantil regresyon metodolojisinden yararlanılarak üç ayrı heterojenliğin dikkate alındığı ifade edilmektedir. İlk olarak, panel verinin analiz edilmesi ile çalışanlar arasındaki gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınmaktadır. İkinci olarak ise ücretli ve kendi hesabına çalışan bireyler arasındaki farklılıklar dikkate alındığından meslek heterojenliği dikkate alınmaktadır. Son olarak, kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesi ile ücret dağılımı boyunca katsayıların heterojenliği analiz edilmektedir. Analizler gerçekleştirilirken kayıtlı ve kayıt dışı sektörlerde çalışma kategorilerine göre çalışanlara özel gözlenemeyen heterojenliği dikkate almak için sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tercih edildiği ifade edilmektedir (Nguyen, Nordman, Roubaud 2013: 1696). Sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için Canay (2011) çalışmasında geliştirilen iki aşamalı tahminci kullanılmıştır.

Daha güncel çalışmalardan biri olan Güriş ve Kömürşayan (2018) çalışmasında, 14 gelişmekte olan ülke için 2004-2016 yılları arasında dış borcu etkileyen faktörler panel kantil regresyon modellerinin cezalandırılmış tahminci ile tahmin edilmesi ile analiz edilmektedir. Bu sayede, ülkelere özel gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınırken dış borç dağılımı boyunca sonuçlar elde edilerek açıklayıcı değişkenlerin heterojenlikleri hakkında bilgi edinilmektedir. Analiz sonuçları, birim etkilerinin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olmadığını ifade ettiğinden sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturularak tahmin edilmiştir. Diğer güncel çalışmalardan biri olan Wang, Zeng ve Liu (2019) çalışmasında ise panel kantil regresyon yöntemi diğer çalışmalardan farklı olarak çevre kirliliği analizi için kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında, dünya üzerinde en çok karbondioksit emisyonu üreten ve enerji tüketen ülke olan Çin'in 289 şehri için 2001-2013 dönemleri arasında gerçekleştirilen analizlerde teknolojik ilerlemelerin karbondioksit emisyonu üzerindeki etkileri analiz edilmektedir. Analizlerde, şehirlere göre gözlenemeyen heterojenliği dikkate alarak karbondioksit emisyonu dağılımı boyunca detaylı sonuçlar elde etmek için panel kantil regresyon modeli oluşturulmuştur. Bulgular, birim etkilerinin açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olduğunu öne sürdüğünden sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturularak cezalandırılmış tahminci ile oluşturulan model tahmin edilmektedir (Wang, Zeng, Liu 2019: 149).

Bu çalışmaların yanı sıra, önceki bölümlerde açıklanan ve teorik olarak panel kantil regresyon yöntemi için tahminci öneren çalışmaların bir kısmında da gerçek veriler ile farklı alanlarda uygulamalar gerçekleştirilerek önerilen yöntemlerin uygulanabilirliği ele alınmıştır. Bu çalışmaların uygulama alanları yaş ve boy analizi (Koenker, 2004), doğum ağrısı ölçümleri analizi (Geraci, Bottai 2007; Liu, Bottai 2009), annelerin sigara içme durumlarının bebek doğum kiloları üzerindeki etkisinin analizi (Abrevaya, Dahl 2008; Arellano, Bonhomme 2016), borulu su sistemine sahip olma ile ölü doğumlar arasındaki ilişkinin analizi (Gamper-Rabindran, Khan, Timmins 2010), bireylerin harcama seviyeleri boyunca besin tüketimi tercihleri (Harding, Lamarche 2017), yaralanan çocukların tedavilerinin analizi (Geraci, Bottai 2014) gibi sağlık araştırmalarının yanı sıra sendikalaşmanın ücretler üzerindeki etkisi (Graham vd. 2018), yatırım analizleri (Galvao, Wang 2015), doğrudan yabancı yatırımların ekonomik büyüme üzerindeki etkisi (Cai, Chen, Fang 2018), eğitim ve tecrübenin gençlerin ücretleri üzerindeki etkisi (Galvao, Poirier 2019), devlet bütçe fazlalarının belirleyicileri (Machado, Santos Silva 2019) gibi iktisadi araştırmaları içermektedir. Ek olarak, öğrencilerin belirlenen derslerden aldıkları sınav puanlarının belirleyicileri (Geraci, Bottai 2014) gibi sosyal analizlere de rastlanmaktadır. Literatür

araştırmasından gözlemlendiği gibi, panel kantil regresyon modellerinin literatürde uygulama alanı oldukça geniştir. Panel kantil regresyon yöntemleri araştırmalarda duyulan ihtiyaçlar ve farklı veri setlerinin getirdiği değişimler doğrultusunda geliştirilmeye ve uygulanmaya devam etmektedir.

4.2. Sansürlü Panel Kantil Regresyon Modelleri

“Çarpık dağılıma sahip sansürlü bağımlı değişkenlerde kantil regresyon, doğal olarak, geleneksel regresyon modellerine göre avantajlıdır. Bunun nedeni, kantillerin çarpık dağılımlar için daha robust ve bilgilendirici istatistikler sunmasıdır. Dahası, kantil regresyon bağımlı değişkende sansürleme mevcut olduğunda ortalamadan daha iyi tanımlanabilirliğe sahiptir.”

(Sun vd. 2016: 65).

Birimlerin birden fazla zaman dönemi boyunca izlendiği panel veri, iktisat, sağlık, psikoloji, sosyoloji ve mühendislik gibi birçok alanda doğal olarak ortaya çıkmaktadır (Xiao vd. 2014: 235). Panel verinin en önemli avantajı gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınarak modellenmesi imkanını sağlamasıdır. Dolayısıyla, panel verinin derlenmesi ile birimler arasındaki değişimler kontrol edilebilmekte ve geçici veya kalıcı değişiklikler analiz boyunca gözlenebilmektedir. Panel verinin sağladığı önemli avantajlar sayesinde, panel verilerin derlenmesi giderek yaygınlaşmaktadır. Panel veri üzerine ekonometrik literatür ise gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına almak üzere sürekli gelişmektedir (Li, Oka 2015: 363).

Ekonometrik modellerde hata terimlerinin normal dağıldığına yönelik varsayım matematiksel işlemleri kolaylaştırır da iktisadi, sosyal ve sağlık araştırmalarında derlenen birçok değişkenin logaritmik dönüşüm gibi bazı dönüşümlerden sonra bile oldukça çarpık ve kalın kuyruklu olduğu bilindiğinden hata terimlerinin normal dağıldığına yönelik varsayım gerçekçi olmayabilir (Wang, Fygenon 2009: 757). Dolayısıyla, ekonometrik modellerde hata terimlerinin normal dağıldığına yönelik varsayım çoğu zaman sağlanamamaktadır. Yatay kesit regresyon modellerinin tasarımlarda genellikle normal dağılım varsayımını sağlanmaması durumu için tatmin edici bir dönüşüm bulunarak robust sonuçlar elde edilebilirken panel veriye dayanan regresyon modellerinde bağımlı değişkenin dağılımı panel verideki her seferinde şekil değiştirebilmektedir. Başka bir deyişle, panel veride yer alan gözlemlerin dağılımı her bir zaman dönemi boyunca değişiklik gösterebilmektedir. Bu durumda, panel regresyon modellerinde normal dağılım varsayımından yatay kesit regresyon modellerinde olduğundan daha çok uzaklaşılacaktır. Bu noktada kantil regresyon, araştırmacıların birçok durumda bağımlı değişkene dönüşüm uygulama zorunluluğunu ortadan kaldırarak parametre tahminlerini daha kolay yorumlanabilir hale getirmektedir. Kantil regresyon modellerinin, hata terimlerinin dağılımı üzerinde minimum varsayım yaptığından kantil regresyona dayanan çıkarımların dağılıma dayanan tanımlama hatalarına karşı robust olduğunu ve çarpık dağılımlar için uygun yöntem olduğu ifade edilmektedir (Wang, Fygenon 2009: 757).

Kantil regresyonun panel veri çerçevesinde genelleştirilmesine dayanan panel kantil regresyon modellerine olan ilk ilgi, öncelikle klasik ortalamaya dayanan panel regresyon modellerinin heterojen etkileri ortaya çıkarmaya yönelik sınırlamalarından kaynaklanmıştır. Başka bir deyişle, ortalamaya dayanan klasik panel regresyon modellerinin, normal dağılım varsayımının sağlanmaması durumunda sorunlu tahminler üretmesi ve açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenin dağılımı üzerindeki heterojen etkileri hakkında bilgi sağlamaması panel kantil regresyon modellerinin geliştirilmesini sağlamıştır. Panel kantil regresyon modelleri üzerine teorik ve uygulamalı araştırmalarda ciddi bir artış

söz konusudur. Bu artış, parametrik modellerin altında yatan varsayımlardan sapmaları ortaya çıkarabilen daha esnek yaklaşımlar için isteği göstermektedir (Lamarche 2021: 22). Literatürdeki göreceli başarıya rağmen, panel kantil regresyon modelleri hala emekleme aşamasındadır ve birçok teorik ve uygulamalı konu aslında tam olarak ele alınmamıştır. Bu konulardan biri eksik gözleme sahip panel verilerdir.

Büyük mikro ve makro panel verilerin derlenmesinin giderek yaygınlaşması, derlenen veri türlerini çeşitlendirerek ekonometri literatüründe yeni zorluklara ve kısıtlamalara yol açmaktadır. Önceki bölümde detaylı olarak açıklanan klasik panel kantil regresyon modelleri, analiz edilen panel veri setinin sorunsuz bir şekilde tüm birimler ve zaman dönemleri için gözlemlendiği varsayımına dayanmaktadır. Ancak, yatay kesit verilerinde olduğu gibi, panel verideki birimler tüm zaman dönemlerinde gözlenemeyebilir ve eksik veri problemi ile karşılaşılabilir. Dahası, eksik veri problemi ile karşılaşma ihtimali panel veride yatay kesit verilere göre daha yüksektir. Örneğin, birimlerin belirli zaman dönemlerinde ankete tabii tutuldukları mikro panel verilerde, birimler anketi planlanan önce terk edebilir veya makro panel verilerde bazı ülkelerin bazı zaman dönemlerinde verileri gözlenemeyebilir. Bu durumda, eksik gözleme sahip panel veri meydana gelecektir. Birimlerin sadece bir dönem için analiz edildiği yatay kesit verilerinde ise birimlerin anketi terk etme ihtimali söz konusu değildir. Dolayısıyla, panel veride eksik gözlemlerle karşılaşılma ihtimali yatay kesit verilere göre daha fazladır. Bu nedenle, klasik panel regresyon modellerinin eksik veriden kaynaklanan sapmalı çıkarımları önlemek için genişletilmesi gerekmektedir (Marino, Farcomeni 2015: 230). Bu bağlamda, son yıllarda panel kantil regresyon modellerindeki ilerlemeler, daha esnek modellerin tahmin edilmesini sağlamayı amaçlamaktadır. Bu ilerlemeler, daha bilgilendirici ve robust uygulamalı analizler için fırsatlar yaratan yöntem ve algoritmaları içermektedir.

Panel veride eksik veri sansürlenme nedeni ile ortaya çıkabilir. Sansürlü verilere, refah ve gelir analizleri için derlenen panel verilerde sıklıkla rastlanılmaktadır (Xiaowen vd. 2020: 4431). Zengin birey veya hanelerden bilgiler toplanmak istendiğinde bazı anketler zenginlik için örneğin 30.000 TL ve üzeri gibi sadece belli bir sınıra kadar bilgi toplamaktadır. Bu durumda, panel veride sansürleme meydana gelmektedir. Bir başka örnek olarak, panel veri derleme esnasındaki bazı tespit limitleri nedeni ile bağımlı değişkenlerin bir kısmının sıklıkla sansürlenmesi ele alınabilir (Xiao vd. 2014: 235). Panel verinin sansürlenmesi durumunda ekonometrik yöntem veya mekanizmanın uygunluğu önem kazanmaktadır. Analiz edilen panel veride sansür meydana gelmesi durumunda klasik panel kantil regresyon modelleri için geliştirilen tahmincilerin kullanılması ile sapmalı ve tutarsız tahminciler ve geçersiz ve güvenilirmez sonuçlar elde edilmektedir. Dolayısıyla, panel veri kapsamında sansürlü verileri uygun olmayan yöntemlerle analiz etmek sapmalı sonuçlara yol açmaktadır (Lee vd. 2018: 1). Klasik kantil regresyon yönteminin geliştirilmesini sağlayan araştırmacılardan biri olan Roger Koenker'in çalışması ile öne sürülen panel kantil regresyon yöntemi ilk olarak sansürü dikkate almayan yöntemler olarak geliştirilmiştir. Bu nedenle bu yöntemler, bu tez kapsamında klasik panel kantil regresyon yöntemi olarak isimlendirilmiştir. Bu yöntemler, veride meydana gelen sansürü dikkate almadan tahmin sürecini yürütmektedir. Bu nedenle, alternatif prosedürlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Bilindiği gibi, klasik sansürlü regresyon modelleri genellikle EÇB fonksiyonuna dayanan yöntemler ile tahmin edilmektedir. Ancak, gizil bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu dağılımına dayanan konum ve ölçek parametreleri ile ilgilenerek dağılım hakkında bilgi edinilmek istendiğinde EÇB fonksiyonuna dayanan yöntemler kantil regresyon teknikleri ile değiştirilebilir (Galvao, Lamarche,

Lima 2013: 1075). Bu deęişimin mümkün olmasının sebebi, kantillerin özelliklerinin monoton dönüşümlere denkliğidir (equivariance to monotone transformation)¹⁸. Bu sayede, heterojen açıklayıcı deęişken etkileri incelenirken birim etkilerini kantil regresyon çerçevesinde kontrol etmek, panel verinin klasik ortalamaya dayanan sabit veya tesadüfi etkili panel veri modellerine göre çok daha esnek bir yaklaşım sunmaktadır (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1075). Eğer, hata terimleri üzerine varsayılan dağılımlar geçerli ise ortalamaya dayanan ve normal dağılım olduğunu varsayan EÇB tahmincisi tutarlı ve etkin olacaktır. Bu sayede, sansürlü veriler panel kantil regresyon çerçevesinde modellenebilmektedir.

Panel verideki eksik verinin sansürlenme nedeni ile ortaya çıkması durumunda kullanılabilen bir uzantısı sansürlü panel kantil regresyon (censored panel quantile regression) yöntemidir. Sansürlü panel kantil regresyon modeli, bağımlı deęişkenin dağılımı boyunca heterojen tahminler üreten, gözlenemeyen heterojenliği modele dahil ederek kontrol altına alan ve panel veride mevcut olan sansürü dikkate alarak güçlü ve robust bir regresyon modeli olarak tanımlanabilir. Sansürlü panel kantil regresyon yöntemi üzerine gelişen bir literatür söz konusudur (Galvao, Kato 2018: 374). Yatay kesit verileri için kantil regresyon yöntemi üzerine önemli bir literatür olmasına karşın sansürlü panel kantil regresyon modeli için literatür oldukça sınırlıdır (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1075; Lamarche 2021: 14). Bunun nedeni, sansürlü kantil regresyon modellerinde tahmin edilecek fonksiyonların düzgün ve konveks olma koşullarını sağlamamasıdır. Sansürlü olmayan kantil regresyon modellerinde ise sadece konveks olmama sorunu söz konusudur. Bu durum, doğrusal programlama ile modellerin tahminine imkan sağlarken sansürlü kantil regresyon modellerinde bu mümkün olmadığından iteratif yöntemlere geçiş yapılmaktadır (Lee, Kong 2014: 4631).

Klasik panel kantil regresyon modellerinde olduğu gibi, sansürlü panel kantil regresyon modelleri de birim ve/veya zaman etkilerinin modele dahil edilme biçimine göre sabit etkili veya tesadüfi etkili sansürlü panel kantil regresyon modelleri olarak sınıflandırılabilir. Bilindięi gibi, sabit etkili modellerde birim ve/veya zaman etkileri modele sabit terim içerisinde sabit bir parametre olarak dahil edilmekte ve hata terimleri ile olan ilişkisi üzerine herhangi bir varsayım yapılmamaktadır. Buna karşın, tesadüfi etkili modellerde birim ve/veya zaman etkileri modele tesadüfi bir parametre olarak hata terimi içerisinde dahil edilmektedir. Bu nedenle, birim ve/veya zaman etkilerinin açıklayıcı deęişkenlerle ilişkili olmadığı varsayılmaktadır. Buna göre, sabit etkili modellere göre tesadüfi etkili modellerde ek bir dışsalılık varsayımı söz konusudur.

İzleyen bölümlerde, sırasıyla farklı sansür çeşitleri için sabit etkili ve tesadüfi etkili sansürlü panel kantil regresyon modeli ve bu modelin tahmini için geliştirilen prosedürler açıklanacaktır. Bu bölümlerde model ve tahmin prosedürleri açıklanırken tanımlamalar literatürde en sık kullanılan tek yönlü birim etkili sansürlü panel kantil regresyon modelleri üzerinden gerçekleştirilecektir. Bu gösterimler, tek yönlü zaman etkili veya çift yönlü panel kantil regresyon modelleri için de düzenlenebilmektedir.

¹⁸ Monoton dönüşümlere denklik kavramı, kantil regresyonun sansürlü modellere genelleştirilmesinde önemli bir kavramdır. Verilen y_{it}^* gizil deęişkeni için monoton dönüşüm $\xi_c(y_{it})$ şeklinde ifade edilirse monoton dönüşüme denklik sayesinde $Q_{\xi_c(y_{it}^*)}(q|x_{it}, \mu_i) = \xi_c(Q_{y_{it}^*}(q|x_{it}, \mu_i))$ eşitliği elde edilebilir. Bu sayede, kantil regresyon sansürlü yapıyı dikkate alacak şekilde genelleştirilebilir.

4.2.1. Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Modelleri

Sabit etkili panel regresyon modellerinde, birim etki modele sabit bir parametre olarak dahil edilmektedir. Sabit etkili panel regresyon modelinin kantil regresyon çerçevesinde tahmin edilmesi ile belirlenen kantillere göre ağırlıklandırma yapılarak bağımlı değişkenin dağılımı boyunca tahminler yapılabilmektedir. Bu model yapısı, panel veride mevcut olan sansürü dikkate alacak şekilde genişletildiğinde ise sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli (censored fixed effect panel quantile regression) oluşturulmaktadır. Dolayısıyla, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca heterojen tahminler üreten, birim etkileri modele sabit bir parametre olarak dahil ederek kontrol altına alan ve panel veride mevcut olan sansürü dikkate alarak güçlü ve robust bir regresyon modeli olarak ifade edilebilir.

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin, ortalamaya dayanan sansürlü sabit etkili panel regresyon modellerinden farkı bu modellerin kantil regresyon tahmin prosedürü ile tahmin edilerek belirlenen kantillere göre ağırlıklandırma işlemleri ile katsayılardaki heterojenliğin analiz edilmesine imkan sağlaması olarak açıklanabilir. Sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri ise ortalamaya dayandığından bu modellerde tek bir regresyon modeli tahmin edilmekte ve dağılım hakkında bilgi sağlanmamaktadır.

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin, yatay kesit verilerine dayanan sansürlü kantil regresyon modellerinden farkı ise bu modellerde panel veri kullanılarak analizlerin gerçekleştirilmesi sayesinde bu modellerin gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınmasına izin vermesi olarak açıklanabilir. Yatay kesit verileri ise bir zaman dönemine yönelik bilgiler içerdiği için gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alınmasına imkan sağlamamaktadır.

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin, son ve en önemli farkı ise sansürü dikkate almayan klasik sabit etkili panel kantil regresyon modellerine göredir. Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde, panel veride mevcut olan sansür dikkate alınarak panel veride sansüre karşı robust tahminler gerçekleştirilmektedir. Klasik sabit etkili panel kantil regresyon modelleri ise veride ise sansürü dikkate alınmadığından panel veride sansür olması durumunda sapmalı ve tutarsız tahminler üretilmektedir.

Yatay kesit ve panel verilerde sansürleme soldan, sağdan veya aralık sansürü olmak üzere farklı şekillerde meydana gelebilir. Panel regresyon modelinin gizil bağımlı değişkeni olan y_{it}^* aracılığı ile c_1 noktasında soldan sansürlen y_{it} bağımlı değişkeni için soldan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli aşağıdaki denklemlerde tanımlanmaktadır (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1076).

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* > c_1 \Rightarrow y_{it} = y_{it}^* \\ y_{it}^* \leq c_1 \Rightarrow y_{it} = c_1 \end{cases} \quad (4.45)$$

$$y_{it}^* = \alpha_{qi} + x_{it}'\beta_q + \varepsilon_{qit} \quad (4.46)$$
$$\alpha_{qi} = \alpha_q + \mu_{qi}$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max(c_1, \alpha_i + x_{it}'\beta)| \quad (4.47)$$
$$i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

Tanımlanan soldan sansürlü modellerde sansürlü yatay kesit kantil regresyon modellerinden farklı olarak i ve t indisi bir arada kullanılarak panel veri yapısı ortaya konulmaktadır. Bu sayede, yatay kesit regresyon modellerinden farklı olarak gözlenemeyen heterojenlik birim etkiler aracılığı ile kontrol altına alınmaktadır. Modellerde ilk olarak y_{it} bağımlı değişkeninde y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni nedeni ile c_1 noktasında solda meydana gelen sansürlenme tanımlanmaktadır. Buna göre, y_{it} bağımlı değişkeni y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 sansür noktasına eşit veya küçük olması durumunda sansür noktasına eşit olmakta ve sansürlenmektedir. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 sansür noktasından büyük olması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenebilmektedir.

Buna göre, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelini oluşturmak için Denklem 4.46'daki model tanımlanmıştır. Modelde tahmin edilecek olan parametrelerin altında q indisi bulunmaktadır. Bu ifade, tahmin edilecek olan parametrelerin belirlenen kantil değerlerine koşullu olduğunu ifade etmektedir. Bu sayede, dağılım boyunca tahminler yapılarak heterojen açıklayıcı değişken etkileri analiz edilebilmektedir. Bu özellik, sansürlü panel kantil regresyon modellerinin ortalamaya dayanan regresyon modellerine göre avantajını ortaya koymaktadır. Modelde, α_{iq} kantil değerlerine koşullu olan ve birim etkileri içeren sabit terimi ifade etmektedir. Tanımlanan kantil değerine özgü birim etki, diğer açıklayıcı değişkenler tarafından yeterince kontrol edilmeyen, birimlere özel spesifik değişkenlik kaynaklarını veya gözlemlenmemiş heterojenliği yakalamayı amaçlamaktadır (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1076). x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β_q açıklayıcı değişkenlerin kantil değerlerine koşullu olan katsayılarını ve ε_{qit} kantil değerine koşullu olan panel hata terimini temsil etmektedir.

Tanımlanan modelde açıklanan diğer modellerden farklı olarak açıklayıcı değişkenler (x_{it}), birim etkiler (μ_i) ve sansür (c_1) olmak üzere üç parametre söz konusudur. Belirlenen üç parametrenin tahmini için bağımlı değişkenin kantil değerlerine koşullu olan minimize edilecek sansürlü panel kantil fonksiyonu ise Denklem 4.47'de tanımlanmıştır. ρ , önceki bölümlerde detaylı olarak açıklanan kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda sansürlenmiş gözlemler dikkate alınarak sapma giderilmekte ve robust sonuçlar hesaplanabilmektedir. Bu özellik, sansürlü panel kantil regresyon yönteminin klasik panel kantil regresyon modellerinden farkını ortaya koymaktadır. Bu yapılırken sansürlenmiş gözlemler için sansürleme soldan meydana geldiği için maksimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir.

Bir diğer sansür çeşidi ise sağdan sansürdür. y_{it}^* aracılığı ile c_2 noktasında sağdan sansürlenmiş y_{it} bağımlı değişkeni için sağdan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli aşağıdaki denklemlerde tanımlanmaktadır.

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* < c_2 \Rightarrow y_{it}^* = y_{it} \\ y_{it}^* \geq c_2 \Rightarrow y_{it} = c_2 \end{cases} \quad (4.48)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_{qi} + x_{it}'\beta_q + \varepsilon_{qit} \\ \alpha_{qi} &= \alpha_q + \mu_{qi} \end{aligned} \quad (4.49)$$

$$\begin{aligned} Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_2) &= \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \min(c_2, \alpha_i + x_{it}'\beta)| \\ i &= 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (4.50)$$

Sağdan sansürlü modellere göre, y_{it} bağımlı değişkeni y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_2 sansür noktasına eşit veya büyük olması durumunda sansür noktasına eşit olmakta ve sansürlenmektedir. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_2 sansür noktasından büyük olması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenebilmektedir. Sansürlü panel kantil regresyon modelini oluşturmak için Denklem 4.50'deki model, Denklem 4.46'daki gibi tanımlansa da bu iki modelin gizil bağımlı değişkenleri farklı şekilde sansürlendiğinden modeller ve tahmin prosedürleri değişim göstermektedir. Nitekim, Denklem 4.46'da tanımlanan sansürlü panel kantil regresyon modeli soldan sansürlenirken 4.49'daki model sağdan sansürlenmektedir. Modelde, α_{iq} kantil değerlerine koşullu olan ve birim etkileri içeren sabit terimi ifade etmektedir. x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β_q açıklayıcı değişkenlerin kantil değerlerine koşullu olan katsayılarını ve ε_{qit} kantil değerine koşullu olan panel hata terimini temsil etmektedir. Tanımlanan modelde, açıklayıcı değişkenler (x_{it}), birim etkiler (μ_i) ve sansür (c_2) olmak üzere üç parametreye göre minimize edilecek panel kantil fonksiyonu ise Denklem 4.50'de tanımlanmıştır. ρ , kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda sansürlenmiş gözlemler için sansürleme sağdan meydana geldiği için minimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir.

Soldan ve sağdan sansürlerin panel veride bir arada meydana gelmesi durumunda ortaya çıkan aralık sansürü olması durumunda ise y_{it}^* aracılığı ile c_1 ve c_2 noktalarında soldan ve sağdan sansürlenmiş y_{it} bağımlı değişkeni için aralık sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli aşağıdaki denklemlerde tanımlanmaktadır.

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* \geq c_2 \Rightarrow y_{it} = c_2 \\ c_1 < y_{it}^* < c_2 \Rightarrow y_{it}^* = y_{it} \\ y_{it}^* \leq c_1 \Rightarrow y_{it} = c_1 \end{cases} \quad (4.51)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_{qi} + x_{it}'\beta_q + \varepsilon_{qit} \\ \alpha_{qi} &= \alpha_q + \mu_{qi} \end{aligned} \quad (4.52)$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1, c_2) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max\{\min(c_2, \alpha_i + x_{it}'\beta), \alpha_i + x_{it}'\beta\}| \quad (4.53)$$

Aralık sansürüne sahip modellerde, y_{it} bağımlı değişkeni ve y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni aracılığı ile c_1 ve c_2 sansür noktalarında sansürlenmektedir. Buna göre, y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni c_1 soldan sansür noktasından küçük veya soldan sansür noktasına eşit olduğunda y_{it} bağımlı değişkeni sansürlenmekte ve c_1 soldan sansür değerine eşit olmaktadır. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni c_1 sağdan sansür noktasından büyük veya sağdan sansür noktasına eşit olduğunda y_{it} bağımlı değişkeni sansürlenmekte ve c_2 sağdan sansür değerine eşit olmaktadır. Sansür noktalarının arasında kalan, başka bir deyişle y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 ve c_2 sansür noktalarının arasında değer alması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenmekte ve y_{it}^* gizil bağımlı değişken için oluşturulan modele eşit olmaktadır. Bu model, Denklem 4.52'de tanımlanmaktadır. Denklem 4.52'de tanımlanan model, Denklem 4.46 ve Denklem 4.40'ta tanımlanan model ile aynı olsa da bu modellerin gizil bağımlı değişkenlerinin sansürlenme durumları değişim göstermektedir. Soldan sansürlenmiş Denklem 4.46 ve sağdan sansürlenmiş Denklem 4.40'tan farklı olarak Denklem 4.52'de tanımlanan modelde aralık sansürü söz konusudur. Tanımlanan modelin, minimize edilecek kantil fonksiyonu ise Denklem 4.53'teki gibidir. Bu denklemde, ρ kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda

sansürlenmiş gözlemler hem soldan hem de sağdan meydana geldiği için minimizasyon ve maksimizasyon işlemleri bir arada gerçekleştirilmektedir.

Tanımlanan soldan, sağdan ve aralık sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri, bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenler ve birim etkilere koşullu dağılımının fonksiyonunu belirlemediği ve açıklayıcı değişkenler ile birim etkiler arasındaki ilişki üzerine bir varsayım yapmadığı için semiparametrik bir model olarak kabul edilmektedir (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1076). Dolayısıyla, tanımlanan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmin prosedürü kolay değildir ve tahmin prosedürleri üzerine olan literatür halen gelişmeye devam etmektedir.

4.2.1.1. Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini

Önceki bölümlerde açıklandığı üzere, klasik sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmininde arazi parametre sorunu söz konusudur. Bu nedenle, klasik sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini üzerine literatür arazi parametre sorununun üstesinden gelme üzerine kurulmuştur. Arazide parametre sorununun üstesinden gelmenin bir yolu regresyon denklemlerinin zaman dönemleri boyunca farkının alınması ile zaman farkına dayalı dönüşüm uygulamaktır. Bu dönüşüm, doğrusal modellerde eğim parametreleri için tutarlı tahminler elde edilmesini sağlamaktadır. Bilindiği gibi, kantil regresyon modellerinin minimize edilecek olan fonksiyonları doğrusal olmadığından bu gibi dönüşüm işlemleri gerçekleştirilememektedir.

Sansürlü panel kantil regresyon modellerinde ise bu sorun katlanmaktadır. Sansürlü panel veri gibi doğrusal olmayan modellerde dönüşüm uygulamaları uygulanabilir değildir (Li, Oka 2015: 363). Dolayısıyla, sansürlü panel veri kapsamına kantil regresyon çerçevesi dahil edildiğinde ise dönüşümler uygulanamaz hale gelmektedir. Bu nedenle, çeşitli dönüşümlerle fark alma işlemleri ile arazi parametre sorununun üstesinden gelmek sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde klasik panel kantil regresyon modellerine göre daha zorlayıcıdır.

İlişkilerin daha kompleks hale gelmesi nedeni ile bu ilişkileri robust yöntemlerle tahmin etme üzerine geliştirilen teorik literatür matematiksel işlemlerin zorluğu nedeni ile sınırlıdır. Doğrudan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için, sapmasız, tutarlı ve daha etkin tahminler elde etme üzerine literatürde sadece üç çalışma mevcuttur.

4.2.1.1.1. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) Tahmincisi

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli ve bu modelin robust tahmin prosedürü ilk olarak Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında ele alınmıştır. Bu nedenle, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin geçmişi çok eski değildir. Çalışma kapsamında ele alınan tahmin prosedürünün mantığı sansürlü yatay kesit regresyon modelleri için geliştirilen iki parçalı model ile benzerlik göstermektedir. Çalışmada, birim etkileri modele sabit bir parametre olarak dahil eden ve birim etkilerin açıklayıcı değişkenler ile olan ilişkisi üzerine herhangi bir varsayım yapmayan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahminine odaklanılmaktadır. Dolayısıyla, çalışma kapsamında panel kantil modellerinin sabit etkiler ve sansürleme ile robust sonuçlar üretecek şekilde tahmin edilmesi ele alınmaktadır (Galvao, Kato 2018: 375).

Önceki bölümlerde açıklanan panel kantil regresyon modelleri üzerine klasik mevcut yöntemler, panel regresyon modelinin bağımlı değişkeninin sansürlendiği modeller için uygun değildir. Dolayısıyla, bu yöntemler panel verideki sansürü dikkate almadığından sapmalı ve tutarsızdır. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında literatürdeki bu eksiklik ele alınarak gözlemlerin parametrik veya nonparametrik/semiparametrik şekilde seçilen bir alt grubu için sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturularak iki ve üç aşamalı tahminciler önerilmektedir. Çalışmanın teorik bölümünde, soldan sansürlenmiş bir bağımlı değişken belirlenerek model tanımlamaları gerçekleştirilmektedir. Uygulamalı bölümünde ise sağdan sansür dikkate alınmaktadır. Dolayısıyla, önerilen tahminciler panel veride meydana gelen soldan ve sağdan sansür için kullanılabilmektedir.

Sansürlü yatay kesit verilerinin kantil regresyon çerçevesinde tahminine odaklanan Powell (1984; 1986) tahmincisinin önceki bölümlerde bahsedilen kısıtlamaları nedeni ile Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında Powell'in tahmincilerini doğrudan panel veriye uyarlamak yerine yeni bir tahminci önerilmektedir. Buna göre, aşağıdaki fonksiyonda tanımlanan modelin minimizasyonunun Denklem 4.47'de tanımlanan fonksiyona eşit olduğu ispatından yola çıkılmakta ve model panel veriye genişletilmektedir.

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta| 1(\alpha_i + x_{it}'\beta > c_1) \quad (4.54)$$

$$i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

$\delta_{it} = 1(y_{it}^* > c_1)$ olarak tanımlanan değişken ile soldan sansür noktasının üstünde yer alan dolayısıyla sansürlenmemiş gözlemler temsil edilmektedir. Dolayısıyla bu değişken, veri sansürlenmiyor ise 1 sansürleniyor ise 0 değerini alan bir iki durumlu değişken olarak tanımlanabilir. Bu aşamada bahsedilen alt grubun seçimi için oluşturulacak olan eğilim puanı (propensity score) fonksiyonu (π_0)

$$\varepsilon_{it} = y_{it}^* - \alpha_i - x_{it}'\beta \quad (4.55)$$

olmak üzere

$$\pi_0(x_{it}, \alpha_i, c_1) = P(\delta_{it} = 1|x_{it}, \alpha_i, c_1) = P(\varepsilon_{it} > -\alpha_i - x_{it}'\beta + c_1|x_{it}, \alpha_i, c_1) \quad (4.56)$$

$$P(\varepsilon_{it} > 0|x_{it}, \alpha_i, c_1) = 1 - q \quad (4.57)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Denklem 4.55, belirlenen kantil değerinde verilen parametrelere koşullu olarak panel hata terimlerinin sıfıra eşit olması vurgulanırken Denklem 4.56 ve 4.57'de eğilim puanı fonksiyonunun eşitsizliği tanımlanmaktadır. Bu fonksiyonun oluşturulması ile birimlerin sansürlenme olasılığı tahmin edilmektedir. Böylece, sansürlenmemiş gözlemler parametrik veya nonparametrik/semiparametrik olarak eğilim puanı fonksiyonu aracılığı ile seçilmektedir. Bu düzenlemeden sonra ise aşağıdaki fonksiyon elde edilmektedir (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1077).

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta| 1(\pi_0(x_{it}, \alpha_i, c_1) > 1 - q) \quad (4.58)$$

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde yapılan bu geliştirme belirlenen $\{(i, t): \pi_0(x_{it}, \alpha_i, c_1) > 1 - q\}$ alt örnekleme ve kantil değerinin üstünde kalan sansürlü gözlemler için

de olmak üzere FE-QR tahmincisinin uygulanmasını mümkün kılmaktadır. Dolayısıyla, bu yöntemin arkasındaki temel fikir, uygun bir şekilde tanımlanan gözlemlerin bir alt grubuna standart FE-QR tahmincisini uygulamaktır. Böylece, Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasında sabit etkili kantil regresyon modeli kantillere bağlı sabit etkilere izin veren model olarak önerilmiş ve FE-QR tahmincisi geliştirilmiş, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında ise bu tahminci sansürlü bağımlı değişkenli modellere genişletilmiştir (Li, Oka 2015: 364). Belirli bir kantil için gözlemlerin alt kümesi, sansürlenmeyen gözlemler için bir olasılık modeli tahmin edilerek ve tahmini eğilim puanı kantil değerinin 1'den çıkarılmış değerinden yüksek olan gözlemlerden hareketle seçilir. Bu, kantil regresyonun tahmininde yalnızca kantil çizgisinin sansürleme noktasının üzerinde olduğu verilerin kullanılmasını sağlamaktadır. Böylece, sadece sansür noktasının üstünde olan gözlemler için FE-QR tahmincisinin uygulandığından emin olunmaktadır (Ayala, Nedeljkovic, Saborowski 2017: 22).

Çalışma kapsamında, panel veride küçük örnek söz konusu olması durumunda son aşamalarda kullanılan FE-QR tahmincisi yerine Koenker (2004) çalışmasında geliştirilen cezalandırılmış tahmincinin kullanılmasının da mümkün olduğu belirlenmiştir. Bu işlem yapılırken, Denklem 4.59 aşağıda tanımlanan denklem ile yer değiştirilmektedir.

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \sum_{g=1}^G \omega_g \rho_{q_g} |y_{it} - \alpha_i - x_{it}'\beta + \lambda||\alpha||_1| 1(\hat{\pi}(\alpha_i, x_{it}, c_1) > 1 - q) \quad (4.59)$$

ω_g , g . kantildeki ağırlıklandırmayı, G toplam kantil sayısını, $\lambda||\alpha||_1$ cezalandırma parametresini ve λ ayar parametresini temsil etmektedir (Galvao, Lamarche, Lima 2013, Ek: 30). Tanımlanan denklem, önceki bölümlerde sansürlü veriler için açıklanan cezalandırılmış tahmincinin uygulanacağı minimize edilecek fonksiyona benzemekle beraber burada tanımlanan modelde sansürleme dikkate alınmaktadır. Önceki bölümlerde ele alındığı gibi, cezalandırılmış tahmincinin ayar parametresinin seçimi üzerine resmi bir prosedürün olmaması, hata terimlerinin normal dağıldığının varsayılması ve birim etkilerin konum kaydırma etkisine sahip olarak kantiller boyunca etkisinin aynı kaldığının varsayılması gibi bazı sınırlılıkları söz konusudur. Bu nedenle, cezalandırılmış tahminci panel kantil regresyon modelinin tahminine öncülük etmiş olsa da uygulamalarda yaygın olarak tercih edilmemektedir.

Yatay kesit kantil regresyon modellerinden farklı olarak panel kantil regresyon modellerinin sabit etkili modeller çerçevesinde analiz edilmesi durumunda arazi parametre sorunu nedeni ile kısa zaman boyutuna sahip panel veriler için asimptotik çıkarımlar gerçekleştirilememektedir. Bu nedenle, sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde arazi parametre sorununun üstesinden gelerek asimptotik özellikleri incelemek için büyük birim sayısı ve zaman boyutu gereklilikleri geçmiş çalışmalarda sıklıkla kullanılmıştır. Bu yaklaşım, sansürlü panel veriler için geliştirilen sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için de benzerdir.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında asimptotik özellikler araştırılırken tahminciler için yatay kesit verileri için ortaya konulan asimptotik çıkarımlar takip edilirken panel verinin birim ve zaman boyutlarının belirlenmesi esnasında Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasındaki yaklaşım tercih edilmiştir. Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasına benzer olarak Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında birim sayısı ve zaman döneminin bir arada sonsuza gittiği

durumlar için asimptotik çıkarımlar yapılmıştır. Bu nedenle, çıkarım prosedürleri büyük zaman dönemi gerektirmektedir. Ancak zaman dönemi, birim sayısının karesi kadar büyümelidir (Galvao, Kato 2018: 376).

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında yürütülen Monte Carlo simülasyonları uygulamalı verilerde zaman boyutu yüksek olan panel verilerin gerçekçi olmayacağından hareketle orta örneklemeler için gerçekleştirilerek tahmincilerin orta zaman boyutuna sahip panel veriler için örnek özellikleri analiz edilmiştir. Simülasyon analizlerinde 25. ve 50. kantiller dikkate alınmıştır. Simülasyon sonuçları tahmincilerin sapma, ortalama hata kare, aralıkların olasılık tahmini gibi ölçümlerde iki aşamalı ve üç aşamalı tahmincilerin orta örneklerde iyi sonuç verdiğini ifade etmektedir. Zaman boyutunun orta olması durumunda ise üç aşamalı tahmincinin iki aşamalı tahminciye göre daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Panel verinin zaman boyutunun kısa olduğu senaryo için ise herhangi bir çıkarım yapılmamıştır.

Sonuç olarak, bağımlı değişken sansürlendiğinde sabit etkilere sahip bir panel kantil regresyon modelinin tahminini araştıran Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında gözlemlerin alt gruplarına sabit etkili kantil regresyon uygulanarak elde edilen iki ve üç aşamalı tahminciler önerilmektedir. Bu yaklaşım, tahmin edilen parametre sayısının fazla ve sansürleme derecesinin yüksek olduğu durumlarda pratik zorlukların üstesinden gelmektedir (Lamarche 2021: 14).

4.2.1.1.1. İki Aşamalı Tahminci

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında ilk olarak iki aşamalı tahminci geliştirilmiştir. Bahsedildiği gibi, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında ele alınan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri, eğilim puanı fonksiyonunun tahmin edilmesinin ardından kantil regresyon fonksiyonu minimize edilerek tahmin edilir. Dolayısıyla, ilk olarak eğilim puanı fonksiyonunun tahmin edilerek bilgilendirici alt grubun belirlenmesi gerekmektedir.

Uygulamalarda eğilim puanı fonksiyonunun formu bilinmediğinden bu fonksiyonun uygulanabilir tahminci ile sadece δ_{it} iki durumlu bağımlı değişkeni ve açıklayıcı değişkenler kullanılarak tahmin edilmesi gerekmektedir. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında, sansürlü yatay kesit kantil regresyon modelleri için Tang vd. (2012) çalışmasında önerilen tahminci sabit etkili panel kantil modellerine genişletilerek iki aşamalı bir yöntem önerilmektedir. Tang vd. (2012) çalışmasında yatay kesit verileri için seçilen bilgilendirici bir alt kümedeki gözlemlere klasik kantil regresyon uygulanarak elde edilen bir tahminci önerilmekte ve bu sayede sansür dikkate alınmaktadır. Bu tahminciden hareketle sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli için önerilen iki aşamalı yöntemin adımları aşağıda açıklanmaktadır.

Birinci Aşama

Eğilim puanı $(\pi_0(x_{it}, \alpha_i, c_1))$ fonksiyonu, iki durumlu bağımlı değişkenli modeller için parametrik veya nonparametrik/semiparametrik olarak tahmin edilir ve tahmin edilen koşullu olasılık $\hat{\pi}(x_{it}, \alpha_i, c_1)$

olarak tanımlanır. c_N önceden belirlenen birim sayısı sonsuza giderken c_N sıfıra gidecek şekilde tanımlanan küçük pozitif bir sayıyı¹⁹ temsil etmek üzere gözlemlerin bilgilendirici alt grup

$$J_T = \{(i, t): \hat{\pi}(x_{it}, \alpha_i, c_1) > 1 - q + c_N\} \quad (4.60)$$

eşitsizliği tanımlanarak belirlenir. Bu tahmin esnasında modelin bağımlı değişkeni $\delta_{it} = 1(y_{it}^* > c_1)$ olarak tanımlanan ve gizil bağımlı değişkenin sansür noktasından büyük olması durumunda 1 değerini diğer durumlarda 0 değerini alan iki durumlu bir değişkendir. Dolayısıyla, bağımlı değişkenin sansür değerinden büyük olma olasılığı tahmin edilerek eğilim puanı belirlenmektedir. Bu aşama, panel kantil regresyona dahil edilecek gözlemleri belirlemek için uygulanmaktadır (Galvao, Kato 2018: 375). Bu fonksiyondan hareketle hesaplanan olasılık basitçe gözlemlerin sansürlenmeme olasılığını ifade etmektedir (Xiaowen vd. 2020: 4433). Sansürlenmeme olasılığının tahmin edilmesinin ardından modelden elde edilen tahmin değerleri çekilerek kantil değerinin birden çıkarılması c_N sabit sayısının toplanması ile elde edilen değerden $(1 - q + c_N)$ büyük olan tahmin değerleri tespit edilerek bir sonraki aşamada panel kantil regresyon çerçevesinde tahmin edilecek alt grup belirlenmektedir. Dolayısıyla, bu aşama ile panel verideki sansür dikkate alınarak ikinci aşamada panel kantil regresyon tahmincisi ile tahminlerin gerçekleştirilmesi sağlanmaktadır.

İkinci Aşama

Belirlenen alt gruba, z_{it}' birim etkiler için N boyutlu gösterge değişkenini temsil etmek üzere,

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q(y_{it} - z_{it}' - x_{it}'\beta) 1(\hat{\pi}(x_{it}, \alpha_i, c_1) > 1 - q + c_N) \quad (4.61)$$

tahmincisi uygulanarak tahmin sonuçları elde edilir. Yapılan işlem, belirlenen alt gruba önceki bölümlerde açıklanan Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasında geliştirilen FE-QR tahmincisi uygulanmasıdır. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için önerilen bu tahmincide bir alternatif olarak $\pi_0(x_{it}, \alpha_i, c_1) > 1 - q$ koşulunu sağlayan gözlemler için FE-QR tahmincisinin uygulanabileceği ispatlanmıştır (Lamarche 2021: 15).

Uygulamalarda birinci aşamada ifade edilen gerçek sansürlenmeme olasılığı bilinmemektedir. Bu nedenle, öncelikle sansürlenmemiş bağımlı değişkenin birim etkilere ve açıklayıcı değişkenlere koşullu dağılımının tahmin edilmesi gerekir. Dolayısıyla, bu adımda eğilim puanı fonksiyonunun yapısı biliniyorsa parametrik iki durumlu modeller ile tahmin edilebilirken fonksiyonunun yapısı bilinmiyorsa nonparametrik/semiparametrik iki durumlu modellerden hareketle tahmin edilebilir. İlk adımda parametrik yaklaşımın benimsenmesi durumunda parametrik iki aşamalı tahminci söz konusu iken nonparametrik/semiparametrik yaklaşımın tercih edilmesi durumunda nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminci söz konusu olmaktadır.

¹⁹ c_N , panel gözlem sayısı sonsuza giderken sıfıra yaklaşan ($N \times T \rightarrow \infty, c_N \rightarrow 0$) bir değer olarak ifade edilir ve Denklem 4.61'de kullanılacak olan alt gruptan meydana gelebilecek kantil noktasında sınır durumlarını ortadan kaldırmak için modele dahil edilir.

4.2.1.1.1.1. Parametrik İki Aşamalı Tahminci

Parametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşamasında sansürlenme durumunu ifade eden iki durumlu bağımlı değişken için genelleştirilmiş doğrusal modeller (generalized linear models: GDM) oluşturulabilir ve sansürlenme olasılığı tahmin edilebilir. GDM, ilk olarak Nelder ve Wedderburn (1972) çalışmasında klasik doğrusal regresyonun modellerinin normal dağılım varsayımını esnetmek amacı ile geliştirilen modeller olarak tanımlanmaktadır²⁰. Nelder ve Wedderburn (1972), klasik doğrusal modelin hata terimlerinin normal dağıldığına yönelik güçlü varsayımını genişleterek GDM ile normal olmayan dağılımlardan hareketle model tahminlerinin yapılabileceğini göstermektedir. Bu, üç adımda gerçekleştirilmektedir. İlk olarak, bağımlı değişken yapısına uygun dağılım belirlenmektedir. Devamında, belirlenen dağılımdan hareketle bağlantı (link) fonksiyonu aracılığı ile bağımlı değişkenin ortalaması dönüştürülmektedir. Ardından, dönüştürülmüş bağımlı değişken ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişki belirlenen dağılım ve bağlantı fonksiyonundan hareketle tahmin edilmektedir. Bu adımlar uygulanırken Nelder ve Wedderburn (1972), doğrusal tahminci ile tahmin edilen değerler arasındaki ilişkiyi bağlantı fonksiyonu aracılığı ile yeniden yapılandırarak başlangıçta doğrusal olmayan ilişkilerin doğrusallaştırılabileceğini göstermişlerdir (Hardin, Hilbe 2018: 34).

İlk olarak sürekli bağımlı değişkenler için geliştirilen GDM daha sonra iki durumlu bağımlı değişkene sahip regresyon modelleri için de genelleştirilmiştir. Dolayısıyla, dağılımın belirlenmesi ve dağılımdan hareketle bağlantı fonksiyonunun oluşturulması, bağımlı değişkenin ortalamasının dönüştürülmesi ile dağılım ve bağlantı fonksiyonundan hareketle tahminlerin gerçekleştirmesi iki durumlu genelleştirilmiş doğrusal modeller için de geçerlidir. GDM, bağımlı değişkenin kesikli veya sürekli olmasına göre iki durumlu GDM ve sürekli GDM olarak gruplandırılmaktadır.

GDM'nin bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu olan olasılığını ifade eden tesadüfi bileşen, açıklayıcı değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonu olan doğrusal tahminci ve bağımlı değişkenin beklenen değerini doğrusal bir tahminciye dönüştüren fonksiyonu olan bağlantı fonksiyonu olmak üzere üç temel bileşeni vardır (Fox 2016: 420). Bu bileşenler iki durumlu bağımlı değişkene sahip modeller için aşağıdaki denklemlerdeki gibi ifade edilebilir.

$$\pi = E(Y|X) \quad (4.62)$$

$$\eta = X\beta \quad (4.63)$$

$$g(\pi) \quad (4.64)$$

$$g(\pi) = g^{-1}(\eta) \quad (4.65)$$

Denklemlerde yer alan $E(Y|X)$ tesadüfi bileşeni, $X\beta$ doğrusal tahminciyi, g bağlantı fonksiyonunu ve g^{-1} bağlantı fonksiyonunun tersini temsil etmektedir. Son satırdaki denklem ise bağlantı fonksiyonu ters çevrilebilir olması sayesinde elde edilen eşitliği temsil etmektedir. Tesadüfi bileşen bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu olan olasılığını, doğrusal tahminci açıklayıcı değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonunu ve bağlantı fonksiyonu bağımlı değişkenin beklenen değerini doğrusal bir tahminciye dönüştüren fonksiyonu ifade etmektedir (Hardin, Hilbe 2018: 37). Başka bir deyişle, tesadüfi bileşen bağımlı değişkeni ve bağımlı değişkenin olasılık dağılımını, doğrusal tahminci modelde

²⁰ GDM'ye yönelik detaylı bilgiler için bkz. Hardin ve Hilbe (2018).

yer alan açıklayıcı değişkenleri, bağlantı fonksiyonu ise bağımlı değişkenin beklenen değerinin doğrusal tahminciye eşit olduğu fonksiyonu ifade etmektedir (Agresti 2002: 116).

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında önerilen parametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşamasında tahmin edilecek olan modelin bağımlı değişkeni olan δ_{it} sansürlenme ve sansürlenmeme durumlarını ifade eden ikili yapıda olması nedeni ile bu tahminciye iki durumlu GDM oluşturulmaktadır. Buna göre, iki durumlu GDM'nin bağımlı değişkeni sansürlenmeme olasılığını ifade ederek gözlem sansürlenmiyorsa 1, sansürleniyorsa 0 değerini alan iki durumlu bir değişkendir. Parametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşamasında GDM yapısında oluşturulacak olan model z_{it}' birim etkiler için N boyutlu gösterge değişkenini temsil etmek üzere aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$g(\delta_{it}) = z_{it}'\alpha + x_{it}'\gamma \quad (4.66)$$

Tanımlanan modelde $g(\cdot)$, bağımlı değişkenin beklenen değerini doğrusal bir tahminciye dönüştüren bağlantı fonksiyonunu temsil etmektedir. İfade edilen bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu olan beklenen değeri, özünde olasılığı ifade ettiğinden π olarak da temsil edilebilir. GDM'de, beklenen değer ($E(Y|X) = \pi$), $g^{-1}(X\beta)$ değerine eşittir. Bu sayede, klasik doğrusal regresyon modeli genelleştirilmektedir. Bağlantı fonksiyonu, düzgün ve ters çevrilebilir olup GDM'yi bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlerin koşullu ortalamasına bağlayan fonksiyondur. Tanımlanan bağlantı fonksiyonu, araştırmacı tarafından belirlenmektedir. Günümüzde, iki durumlu GDM genellikle EÇB ile tahmin edilmektedir. EÇB ile yapılan tahminlerde farklı dağılımlar söz konusu olacağından iterasyon yöntemlerinden yararlanılmaktadır.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında birinci aşamada sansürlenmeme olasılığının tahmini esnasında iki durumlu GDM oluşturulmaktadır. Oluşturulan modelin tahmin edilebilmesi için ise lojistik dağılıma dayanan logit bağlantı fonksiyonundan yararlanılmıştır. Bu nedenle, analiz edilen panel verideki sansürlenme olasılığının dağılımını en iyi modelleyen dağılımın simetrik bir dağılım olan lojistik dağılımı olduğu varsayılmaktadır.

4.2.1.1.1.2. Nonparametrik/Semiparametrik İki Aşamalı Tahminci

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında önerilen nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin ilk aşamasında nonparametrik veya semiparametrik modellerin oluşturularak tahmin edilmesi ile alt grubun belirlenebileceği öne sürülmektedir. Bu yaklaşım, alt grubun belirlenmesi esnasında tanımlanan eğilim puanı fonksiyonunun yapısının bilinmemesi durumunda tercih edilebilir. Nonparametrik regresyon modellerinde fonksiyonel form hakkında parametrik bir varsayım yapılmadığından bu modeller oldukça esnek modeller olarak bilinir. Ancak, tahmin edilecek nonparametrik modelde açıklayıcı değişken sayısının artması durumunda tahmin prosedürü karmaşıklık ve boyut problemi ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle, modele dahil edilecek açıklayıcı değişkenlerin bazılarının parametrik formunun bilinmesi durumunda model tahmin prosedürünü kolaylaştırmak adına bu değişkenler modele parametrik olarak dahil edildiğinde semiparametrik regresyon modelleri ortaya çıkmaktadır.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında birinci adımda tahmin edilecek nonparametrik/semiparametrik modellerin genelleştirilmiş toplamsal modeller (generalized additive

models: GTM) gibi nonparametrik/semiparametrik yaklaşımlar ile tahmin edilebileceği belirtilmiştir²¹. GTM, nonparametrik regresyon modellerinde modelde birden fazla sürekli açıklayıcı değişken bulunması durumunda boyut probleminin üstesinden gelmek için geliştirilmiş modeller olarak bilinmektedir. Bu gelişme, aşağıdaki nonparametrik regresyon modelleri ile temsil edilebilir.

$$y = m(x_1, x_2, \dots, x_k) + \varepsilon \quad (4.67)$$

$$y = \alpha + m_1(x_1) + m_2(x_2) + \dots + m_k(x_k) + \varepsilon \quad (4.68)$$

Oluşturulan nonparametrik modellere göre ilk satırdaki denklem, standart nonparametrik regresyon modelini temsil etmektedir. Bu model, boyut problemi nedeni ile tahmin edilememektedir. Bu sorunun üstesinden gelmek için ikinci satırda tanımlanan denklemdeki GTM geliştirilmiştir (Çağlayan-Akay, Kangallı-Uyar 2017: 253-254). Bu modeller ilk olarak Friedman ve Stuetzle (1981) tarafından önerilmiştir. Daha sonra, Hastie ve Tibshirani (1990) çalışmasında düzgünleştirme tekniklerini bir önceki bölümde açıklanan GTM yapısına dahil ederek büyük ölçüde geliştirilmiştir (Berhane, Tibshirani 1998: 517). Bu açıdan, GTM, parametrik modeller olan GDM'nin nonparametrik yapıdaki versiyonları olarak değerlendirilebilir.

Bu modellerde, parametrik regresyon modellerinde açıklayıcı değişkenlerin ilişkili olmaması varsayımına benzer olarak nonparametrik regresyon modelindeki açıklayıcı değişkenlerin her birinin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin toplamsal ve dolayısıyla ayrılabilir olduğu varsayılmaktadır. Oluşturulan modele parametrik yapıda sürekli ve/veya kesikli değişkenlerin toplamsal olarak dahil edilmesi durumunda ise semiparametrik GTM oluşturulmaktadır.

GTM, kesikli yapıda olan bağımlı değişkenler için de ele alınarak parametrik regresyon analizlerinde iki durumlu GDM'ye nonparametrik iki durumlu GTM olarak alternatif olmuştur. Aşağıdaki denklemde sansürlenme olasılığını ifade eden δ_{it} iki durumlu bağımlı değişkeni için z_{it}' birim etkiler için N boyutlu gösterge değişkenini temsil etmek üzere GTM gösterimine yer verilmektedir.

$$g(\delta_{it}) = z_{it}'\alpha + f(x_{it}'|\gamma) \quad (4.69)$$

İki aşamalı tahmincinin ilk aşamasında sansürlenmeme olasılığı için oluşturulan GTM'de bağımlı değişken için GDM'ye benzer olarak bir bağlantı fonksiyonu tanımlanmaktadır. Tanımlanan modelde $g(\cdot)$, Denklem 4.66'da tanımlanan iki durumlu GDM'ye benzer olarak bağlantı fonksiyonunu temsil etmektedir. Modelde, $f(\cdot)$ modelde yer alan açıklayıcı değişkenlerin doğrusal olmayan bir fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır ve $f(\cdot)$ fonksiyonunun yapısı hakkında herhangi bir parametrik varsayım yapılmamaktadır.

Birim etkileri temsil eden z_{it} kesikli değişkeni için ise fonksiyon tanımlanmamış olup birim etkiler modele parametrik olarak dahil edilmektedir. Bu nedenle, model yapısı parametrik ve nonparametrik değişkenleri bir arada içerdiğinden tanımlanan model iki durumlu semiparametrik GTM'dir. Oluşturulan iki durumlu semiparametrik GTM ile bağımlı değişkeninin olasılığı üzerinde açıklayıcı değişkenlerin etkileri herhangi bir parametrik form varsayılmadan doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesini sağlanmaktadır. Bu yapılırken birim etkiler de modele toplamsal olarak dahil

²¹ Nonparametrik/semiparametrik regresyon modellerine yönelik detaylı bilgiler için bkz. Hastie ve Tibshirani (1990) ve Çağlayan-Akay ve Kangallı-Uyar (2017), GTM'ye yönelik olarak ise bkz. Li ve Racine (2007).

edilmektedir. Semiparametrik regresyon modelleri Hastie ve Tibshirani (1990) çalışmasında geliştirilen geriye uyum (backfitting) algoritması ile tahmin edilebilmektedir.

İki durumlu GDM'ye benzer olarak, iki durumlu GTM'de de bağlantı fonksiyonunun dağılımı araştırmacı tarafından belirlenmektedir. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında gerçekleştirilen analizlerde nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminci için parametrik iki aşamalı yaklaşıma ve Tang vd. (2012) çalışmasındaki yapıya benzer olarak lojistik dağılıma dayanan logit bağlantı fonksiyonundan hareketle GTM oluşturularak ilk aşamadaki model tahmin edilmektedir. Dolayısıyla, sansürlenme durumuna en uygun dağılımın simetrik bir dağılım olan lojistik dağılım olduğu varsayılmaktadır.

4.2.1.1.1.3. İki Aşamalı Tahmincilerin Karşılaştırması

Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerin birbirine karşı avantaj ve dezavantajları söz konusudur. Parametrik iki aşamalı tahminciye oluşturulan iki durumlu GDM tahmin edilirken fonksiyonel form hakkında önsel bir varsayım yapılarak tahminler gerçekleştirilmektedir. Nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciye ise iki durumlu modelin tahmini esnasında fonksiyonel forma yönelik parametrik bir varsayım yapılmamaktadır. Bu açıdan, nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciye parametrik iki aşamalı tahminciye göre tanımlama açısından daha esnek kabul edilir. Bu sayede, eğilim puanının tahmini esnasında herhangi bir tanımlama hatasına karşı nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminci robusttur.

Nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin sağladığı bu avantajın bir dezavantajı olarak analiz edilen panel verinin zaman boyutunun daha büyük olması gerekebilir. Buna ek olarak, iki durumlu bağımlı değişkenler için nonparametrik/semiparametrik yaklaşımlarda modelin küçük boyutlu olması gerekliliği, yavaş yakınsama derecesine sahip olması, kategorik değişkenlere izin vermemesi ve sabit etkilerin toplamsal olarak ayrılabilmesi mantığına dayanması gibi bazı sorunlar söz konusudur (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1077). Bu yöntemlerden hangisinin tercih edileceği panel veri yapısı ve dağılımlardan hareketle araştırmacı tarafından belirlenmektedir.

4.2.1.1.1.2. Üç Aşamalı Tahminci

Önerilen iki aşamalı tahmincilerin bazı araştırmalarda ele alınan konuda yüksek bir sansürlenme, birden fazla boyut ve tahmincilerin bazılarının kategorik yapıda olması durumlarında uygulanamadığı ifade edilerek Chernozhukov ve Hong (2002) çalışmasında yatay kesit verileri için sansürlü kantil regresyon modelinin tahmini için üç aşamalı bir yöntem önerilmektedir. Önerilen yöntemin etkin olduğu, hesaplanmasının pratik olduğu ve geleneksel modelleri tahmin etmek için iyi bir yol sunduğu ifade edilmektedir (Chernozhukov, Hong 2002: 874).

Uygulamalarda, eğilim puanı fonksiyonunun formunun doğru belirlenmesi gerekliliği önerilen tahminci üzerinde bir kısıtlama meydana getirdiğinden Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında Chernozhukov ve Hong (2002) çalışmasında geliştirilen yöntem sabit etkili panel kantil regresyon modeline genişletilmiştir. Bu sayede, eğilim puanı fonksiyonunun tanımlanmasında hata olmasına izin veren üç aşamalı bir yaklaşım daha önerilmektedir. Önerilen üç aşamalı yaklaşımın adımları aşağıda açıklanmaktadır.

Birinci Aşama

d , sapmayı önlemek için sabit sıfır ile kantil değeri arasında değer alan bir sabit terim ve $p(\cdot)$ parametrik bağlantı fonksiyonunu temsil etmek üzere ilk adımda alt grup

$$J_0 = \{(i, t): p(x'_{it}\hat{\beta}) > 1 - q + d\} \quad (4.70)$$

denkleminde hareketle belirlenmektedir. Bu adımın amacı, sansür noktasının üzerinde olan bazı gözlemleri seçmektir. Bu adım, parametrik iki aşamalı tahmincinin ilk aşamasına benzerlik göstermektedir. Tahmin edilecek model Denklem 4.66'daki gibi tanımlanabilir. Dolayısıyla, modellerin tahmin edilme sürecinde iki durumlu GDM oluşturulmaktadır. Oluşturulan iki durumlu GDM'nin tahmini bağlantı fonksiyonlarından hareketle gerçekleştirilir. Bu adımın, parametrik iki aşamalı tahmincinin ilk aşamasından farkı ise oluşturulan modelin tahmin edilmesinin ardından J_0 alt örnekleminin alanının belirlenmesi esnasında ortaya çıkmaktadır. Parametrik iki aşamalı tahminciye bahsedilen alan belirlenirken $1 - q + c_N$ değerinden büyüklük dikkate alınırken üç aşamalı yöntemin ilk adımında $1 - q + d$ değerinden büyüklüğü ifade eden eşitsizlik dikkate alınmaktadır.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında, üç aşamalı tahmincinin iki durumlu GDM'nin tahmin edildiği birinci aşamasında parametrik iki aşamalı tahminciye benzer olarak lojistik dağılıma dayanan logit bağlantı fonksiyonundan hareketle tahminler gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla, panel verideki sansürlenmenin olasılık dağılımının en iyi modellendiği dağılımın simetrik bir dağılım olan lojistik dağılımı olduğu varsayılmaktadır.

İkinci Aşama

Birinci adımda, $1 - q + d$ değerinden büyüklüğe göre tespit edilen ve J_0 olarak ifade edilen alt gruba FE-QR tahmincisi, δ_N , $\delta_N \left(T/\log N\right)^{1/2}$ sonsuza giderken sıfırdan büyük olan küçük pozitif bir sayıyı temsil etmek üzere

$$J_1 = \{(i, t): \alpha_i + x'_{it}\beta > \delta_N + c_1\} \quad (4.71)$$

alt grubunu seçilerek uygulanmaktadır. Bu adım uygulanırken, birinci adımdan elde edilen tahmin sonuçlarından hareketle tanımlamalar yapılarak tanımlanan küçük pozitif sayı ve sansür değerinden büyük olan alan belirlenerek $(\delta_N + c_1)$ J_1 alt grubu tanımlanmaktadır. Bu aşama ile ilk tahminci olan $(\hat{\alpha}^{0'} - x'_{it}\hat{\beta}^{0'})'$ tahmincisi elde edilmektedir.

Üçüncü Aşama

Son adımda kantil regresyon problemi belirlenen J_1 alt grubu için eğer J_0, J_1 'in alt kümesi ($J_0 \subset J_1$) ise

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha_i, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \alpha_i - x'_{it}\beta| 1(\hat{\alpha}^{0'} - x'_{it}\hat{\beta}^{0'} > \delta_N) \quad (4.72)$$

minimize edilerek $(\hat{\alpha}^{1'} - x'_{it}\hat{\beta}^{1'})'$ tahmincisi elde edilmektedir. İki aşamalı tahminciye olduğu gibi üç aşamalı tahmincinin son adımında da cezalandırılmış tahminci kullanılabilir.

Üç aşamalı yöntemin birinci aşamasında, sansürlenmiş bir gözlemin sansürlenme olasılığını tahmin eden parametrik bir olasılık fonksiyonunu olasılık modelleri ile tahmin edilmektedir. Birinci aşamanın amacı, en fazla olmasa da kantil değerinin sansür noktasından büyük olduğu alanın belirlenmesidir. Daha sonra, sansürleme olasılığının düşük olduğu bir alt grup belirlenmektedir. Bu süreç, ikinci

aşamada hem sansürlü hem de sansürsüz seçilmiş gözlemleri içeren alt grup üzerindeki koşullu kantil fonksiyonunun sansürlü doğrusal yerine doğrusal bir modelini tahmin edilmesini sağlamaktadır. Üçüncü aşamada, etkinliği arttırmak için yukarıdaki adımlar tekrarlanmaktadır (Bista, Figueiredo, Sheridan 2019: 4).

4.2.1.1.1.3. İki Aşamalı ve Üç Aşamalı Tahmincilerin Karşılaştırması

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında, birim sayısının sabit zaman döneminin sonsuz olduğu durumlar için analiz edilmiş olup iki aşamalı ve üç aşamalı tahmin yöntemlerinin asimptotik özelliklerinin aynı olduğu belirlenmiştir. Ancak, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birbirine karşı avantaj ve dezavantajları söz konusudur. Üç aşamalı tahminci, eğilim puanı fonksiyonunun tahmininde tanımlama hatasına izin vermesi açısından parametrik iki aşamalı tahminciye göre daha esnektir. Ek olarak, birim etkiler ile açıklayıcı değişkenlerin ayrılamaz yapıda olduğu modellerde de uygulanabilir yapıdadır. Üç aşamalı tahmincinin bir diğer avantajı ise modelde sıralı veya sırasız yapıda olan ikiden fazla kategoriye sahip kesikli açıklayıcı değişkenlerin yer alması durumunda uygulanabilir olmasıdır. En önemlisi, üç aşamalı tahminci iki aşamalı tahmincilere göre panel veride daha küçük zaman boyutu olması durumunda daha doğru sonuç vermektedir. Bu, üç aşamalı tahmincinin en önemli avantajı olarak kabul edilmektedir. Bu önemli avantajın bir dezavantajı olarak ise üç aşamalı tahmincide iki aşamalı tahmincilerden farklı olarak ek tanımlamalar söz konusudur.

4.2.1.1.2. Diğer Tahminciler

Literatürde sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için geliştirilen diğer tahminciler incelendiğinde Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasının yanı sıra iki çalışmanın daha gerçekleştirildiği tespit edilmiştir. Bu çalışmalarda geliştirilen tahminciler, yapı olarak Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen tahmincilerden farklılık göstermektedir.

Li ve Oka (2015) Tahmincisi

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahminini ele alan çalışmalardan biri Li ve Oka (2015) çalışmasıdır. Bu çalışma kapsamında, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri için tanımlamalar yapılarak alternatif bir tahminci geliştirilmiştir. Bu çalışmada, daha önce önerilen yöntemlerden daha zayıf varsayımlara sahip dolayısıyla daha esnek olan tanımlama ve tahmin yöntemi önerilmektedir. Çalışma kapsamında, sansürü dikkate almayan panel kantil regresyon modelleri üzerine Rosen (2012) çalışmasındaki çıkarım yaklaşımı benimsenmektedir. Rosen (2012) çalışmasından farklı olarak ise sansürlemeden kaynaklanan konuların üstesinden gelmek için Efron (1967) çalışmasında öne sürülen ve daha önceki çalışmalarda kullanılan kütlenin yeniden dağıtımı fikrinden yararlanılmaktadır. Bu yapılırken sansürlü gözlemlerin kütlesi dönemler arası bağımlı değişkenlerin farklarının koşullu olasılığının tahmin edilebilir koşullu dağılımlarla sınırlanması için yeniden dağıtılmaktadır.

Bu çalışmada, kütlenin yeniden dağıtımı fikri bağımlı değişken ile sansürlü değişken arasındaki ilişki hakkında bir varsayım yapmadan kullanılmaktadır. Dolayısıyla, içsel sansür durumu ele alınarak sansür değişkeni ve bağımlı değişkenin tahmincilere koşullu olarak ilişkili olabileceği durum ele alınmaktadır. Çalışma kapsamında, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinde hem sabit hem de tesadüfi sansür olması durumunda sansürün içsel olarak belirlendiği iki aşamalı bir tahmin yöntemi önerilmektedir. Bu çalışmada önerilen tahminci, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında

geliştirilen tahmincilere benzer olarak iki aşamalıdır. Ancak, tahminci için uygulanan aşamaların tamamında nonparametrik yaklaşımlar kullanılmaktadır. Dolayısıyla, tahminci doğrudan nonparametrik yapıdadır.

Bu tahmincinin, dağılıma yönelik sağladığı esneklik açısından avantajı bulunsa da oluşturulacak ekonometrik modelde kategorik yapıda açıklayıcı değişken bulunması durumunda uygulanabilirliğini yitirmektedir. Bunun nedeni, tahmincinin yapısının semiparametrik yapıya uygunluk göstermemesidir. Buna karşın, uygulamalı çalışmalarda kategorik yapıdaki açıklayıcı değişkenlere sıklıkla rastlanılmaktadır. Ek olarak, önerilen nonparametrik tahminci diğer nonparametrik yaklaşımlarda da meydana gelen zaman boyutunun daha büyük olması gerekliliği, boyut problemi ve yavaş yakınsama derecesi gibi dezavantajlar da söz konusudur. Bu dezavantajlar, tahmincinin araştırmalarda kullanılabilirliğini kısıtlamaktadır. Nitekim, önerilen tahminci literatürde uygulamalı bir çalışmada kullanılmamıştır. Araştırmalarda kullanılabilirliği oldukça sınırlı olan ve dezavantajları açıklanan Li ve Oka (2015) çalışmasında geliştirilen nonparametrik tahminci, bu tez kapsamında gerçekleştirilecek olan analizlere dahil edilmeyecektir.

Choi ve Lee (2019) Tahmincisi

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için bir diğer tahminci güncel bir çalışma olan Choi ve Lee (2019) çalışmasında geliştirilmiştir. Bu çalışmanın teorik alt yapısı yayımlanmamış Choi (2013) çalışmasına dayanmaktadır. Çalışma kapsamında, küçük zaman dönemine ve yüksek sansürlemeye sahip panel verinin sabit etkili kantil regresyon tahmin prosedürü çerçevesinde çok kısıtlayıcı parametrik varsayımlar yapmadan tahmini için semiparametrik bir tahminci geliştirilmiştir. Önerilen tahminci, Khan ve Powell (2001) çalışmasında geliştirilen doğrusallaştırma dönüşümünden sonra Chen ve Khan (2008) çalışmasında doğrusal olmayan sansürlü panel veri modelleri için zamana göre değişen faktörler de dikkate alınarak geliştirilen ve medyan regresyona dayanan semiparametrik prosedürün uygulanmasından hareketle sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için genelleştirilmektedir. Çalışma kapsamında, Chen ve Khan (2008) çalışmasındaki prosedüre benzer olarak üç aşamadan oluşan bir tahmin yöntemi önerilmektedir.

Çalışma kapsamında, %97 gibi yüksek bir oranda sağdan sansürlenmiş ve zaman boyutu iki bir panel veri seti analiz edilmektedir. Önerilen üç aşamalı tahmincinin panel verideki zaman boyutunun küçük ve sansürlenmenin yüksek olması durumunda uygulanabilirliği ilgi çekici olsa da çalışma kapsamında geliştirilen tahminci hesaplanan katsayılar fark alma stratejisinden yararlanılarak elde edildiğinden zaman boyutunun 2 olduğu yapı ele alınmıştır. Zaman boyutunun 2 değerinden büyük olması durumunda ise önerilen tahminci doğrudan uygulanamamaktadır. Dahası, önerilen tahminci için kullanılan panel veri setinin zaman boyutunu yıl, ay, gün gibi zaman süreleri değil ikiz bebeklerin doğum sırası oluşturmaktadır. Buna ek olarak, çalışmada ele alınan bağımlı değişkeninin yapısı sürekli değişkenden ziyade bebeklerin analiz edilen bir yılda sağkalım süresini ifade eden süre yapısındadır. Dolayısıyla, ilk doğan ile ikinci doğan ikiz bebek için katsayıların değişim göstermesi beklenerek yapı bu şekilde oluşturulmuştur. Bu açıdan ele alındığında, önerilen tahminciden elde edilen bulguların Oaxaca (1973) ve Blinder (1973) çalışmalarında geliştirilen ayrıştırma (decomposition) yönteminden elde edilen bulgulara benzerlik gösterdiği tespit edilmiştir. Bu nedenle, elde edilen bulgular ikiz bebeklerin sağkalım sürelerinin bebeklerin doğum sırasına bağlı olarak değişimi modellenerek karakteristik ve katsayı özelliklerine bağlı bileşenler ayrıştırılmaktadır. Dolayısıyla, zaman boyutunun

2 olduğu panel verilerde fark alma stratejisi ile elde edilen bulguların iki zaman dönemi arasındaki farklılıkların ayrıştırılmasına yönelik olduğu belirlenmiştir.

Bu açıdan ele alındığında, önerilen tahmincinin uygulanabilirliğinin zaman boyutunun 2 değerinden büyük olduğu panel verilerde, bağımlı değişkenin yapısının sürekli olduğu durumlarda ve katsayıların tahminlerinin yorumlanacağı durumlarda kısıtlı olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, Choi ve Lee (2019) çalışmasında geliştirilen tahminci, bu tez kapsamında gerçekleştirilecek olan analizlere dahil edilmeyecektir.

4.2.2. Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Kantil Regresyon Modelleri

Tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde, birim etki modele tesadüfi bir parametre olarak bileşik hata terimi içerisinde dahil edilmektedir. Tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinde ise bu model kantil regresyon tahmin prosedürü ile tahmin edilerek belirlenen kantillere göre ağırlıklandırma işlemleri ile açıklayıcı değişkenlerin katsayılarındaki heterojenlik analiz edilmektedir. Model yapısı, panel veride mevcut olan sansürü dikkate alacak şekilde genişletildiğinde ise sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli (censored random effect panel quantile regression) oluşturulmaktadır. Dolayısıyla, sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca heterojen tahminler üreten, birim etkileri modele tesadüfi bir parametre olarak dahil ederek kontrol altına alan ve panel veride mevcut olan sansürü dikkate alarak güçlü ve robust bir regresyon modeli olarak ifade edilebilir.

Sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin ortalamaya dayanan sansürlü tesadüfi panel regresyon, yatay kesit verilerine dayanan sansürlü kantil regresyon ve sansürü dikkate almayan klasik tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerine göre avantajları söz konusudur. Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri ile benzer olan bu avantajlar, sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin kantil değerlerine göre ağırlıklandırma yaparak açıklayıcı değişkenlerin heterojenliğinin analiz etmesi, panel veriye dayanması sayesinde gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alması ve panel veride meydana gelen sansürü dikkate alarak robust sonuçlar üretmesi olarak özetlenebilir.

Gizil bağımlı değişken olan y_{it}^* aracılığı ile c_1 noktasında soldan sansürlenilen y_{it} bağımlı değişkeni için soldan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin gösterimi aşağıdaki gibidir (Wang, Fygenon 2009: 759).

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* > c_1 \Rightarrow y_{it}^* = y_{it} \\ y_{it}^* \leq c_1 \Rightarrow y_{it} = c_1 \end{cases} \quad (4.73)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_q + x_{it}'\beta_q + V_{qit} \\ V_{qit} &= \mu_{qi} + \varepsilon_{qit} \end{aligned} \quad (4.74)$$

$$\begin{aligned} Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha, c_1) &= \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max(c_1, \alpha + x_{it}'\beta)| \\ i &= 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (4.75)$$

Soldan sansürlü modellerde ilk olarak y_{it} bağımlı değişkeninde y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni nedeni ile c_1 noktasında solda meydana gelen sansürlenme tanımlanmaktadır. Buna göre, y_{it} bağımlı değişkeni

y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 sansür noktasına eşit veya küçük olması durumunda sansür noktasına eşit olmakta ve sansürlenmektedir. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 sansür noktasından büyük olması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenebilmektedir. Buna göre, sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelini oluşturmak için Denklem 4.74'teki model tanımlanmıştır. Modelde, α_q kantil değerlerine koşullu olan sabit terimi ifade etmektedir. x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β_q açıklayıcı değişkenlerin kantil değerlerine koşullu olan katsayılarını ve V_{qit} kantil değerine koşullu olan bileşik hata terimini temsil etmektedir. Bileşik hata terimi, iki bileşenden oluşmaktadır. Bunlardan biri, tesadüfi bir parametre olarak modele dahil edilen ve kantil değerine koşullu olan birim etkiler (μ_{qi}) ve panel regresyon modelinin kantil değerine koşullu olan hata terimidir (ε_{qit}).

Oluşturulan modellerin ortalamaya dayanan sansürlü panel regresyon modellerinden farkı, parametreler altında kantil değerini temsil eden q indisinin olması ve kantillere koşullu olarak tahminlerin gerçekleştirilmesidir. Oluşturulan modellerin yatay kesit regresyon modellerinden farkı ise i ve t indisi ile temsil edilen panel verinin kullanılmasıdır. Tanımlanan modelden hareketle belirlenen parametrelerin tahmini için bağımlı değişkeninin kantil değerlerine koşullu olarak minimize edilecek sansürlü panel kantil fonksiyonu ise Denklem 4.75'te tanımlanmıştır. ρ , kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Bu modelde, tahmin edilen artıkların mutlak değeri hata teriminin değeri pozitif ise kantil değeri ile negatif ise kantil değerinin 1'den çıkarılmış değeri ile ağırlıklandırılmaktadır (Lee, Kong 2014: 4630).

Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda sansürlenmiş gözlemler dikkate alınarak sapma giderilmekte ve klasik panel kantil regresyon modellerine göre robust sonuçlar hesaplanmaktadır. Bu yapılırken sansürlenmiş gözlemler için sansürleme soldan meydana geldiği için maksimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir. Oluşturulan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinden farkı birim etkilerin modele dahil ediliş biçiminde ortaya çıkmaktadır. Sabit etkili modellerde birim etkiler sabit terim içerisinde sabit bir parametre olarak modele dahil edilirken tesadüfi etkili modellerde bileşik hata terimi içerisinde tesadüfi bir parametre olarak modele dahil edilmektedir (Wang, Fygenon 2009: 759). Tanımlanan modelden hareketle Denklem 4.75'te oluşturulan fonksiyonun, sabit etkili panel kantil regresyon modelinin minimize edilecek fonksiyonundan farkı birim etkilerin tesadüfi bir parametre olarak modele dahil edilmesi nedeni ile minimizasyon fonksiyonundan düşmesidir.

c_2 noktasında sağdan sansürlenmiş y_{it} bağımlı değişkeni için sağdan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin gösterimi aşağıdaki gibi yapılmıştır.

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* < c_2 \Rightarrow y_{it}^* = y_{it} \\ y_{it}^* \geq c_2 \Rightarrow y_{it} = c_2 \end{cases} \quad (4.76)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_q + x_{it}'\beta_q + V_{qit} \\ V_{qit} &= \mu_{qi} + \varepsilon_{qit} \end{aligned} \quad (4.77)$$

$$\begin{aligned} Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha, c_2) &= \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \min(c_2, \alpha + x_{it}'\beta)| \\ i &= 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (4.78)$$

Sağdan sansürlü modellerde ilk olarak y_{it} bağımlı değişkeninde y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni nedeni ile c_2 noktasında sağda meydana gelen sansürlenme tanımlanmaktadır. Buna göre, y_{it} bağımlı değişkeni y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_2 sansür noktasına eşit veya büyük olması durumunda sansür noktasına eşit olmakta ve sansürlenmektedir. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_2 sansür noktasından küçük olması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenebilmektedir. Sansürlü panel kantil regresyon modelini oluşturmak için Denklem 4.77'deki tanımlanan modelde, α_q kantil değerlerine koşullu olan sabit terimi ifade etmektedir. x_{it} açıklayıcı değişkenleri, β_q açıklayıcı değişkenlerin kantil değerlerine koşullu olan katsayılarını ve V_{qit} kantil değerine koşullu olan bileşik hata terimini temsil etmektedir. Tanımlanan model gösterimi, soldan sansürlü panel kantil regresyon modeli için Denklem 4.74'te oluşturulan model ile benzerlik gösterse de y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninde meydana gelen sansür değişim göstermektedir. Tanımlanan modelin parametre tahminleri için bağımlı değişkenin kantil değerlerine koşullu olarak minimize edilecek sansürlü panel kantil fonksiyonu ise Denklem 4.78'de tanımlanmıştır. ρ , kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda sansürlenmiş gözlemler dikkate alınarak sapma giderilmektedir. Bu yapılırken sansürlenmiş gözlemler için sansürleme sağdan meydana geldiği için minimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir.

c_1 ve c_2 sansür noktalarında sansürlenmiş y_{it} bağımlı değişkeni için aralık sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin gösterimi aşağıdaki gibidir.

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* \geq c_2 \Rightarrow y_{it} = c_2 \\ c_1 < y_{it}^* < c_2 \Rightarrow y_{it}^* = y_{it} \\ y_{it}^* \leq c_1 \Rightarrow y_{it} = c_1 \end{cases} \quad (4.79)$$

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_q + x_{it}'\beta_q + V_{qit} \\ V_{qit} &= \mu_{qi} + \varepsilon_{qit} \end{aligned} \quad (4.80)$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha, c_1, c_2) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max\{\min(c_2, \alpha + x_{it}'\beta), \alpha + x_{it}'\beta\}| \quad (4.81)$$

Aralık sansürüne sahip modellerde, y_{it} bağımlı değişkeni ve y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni aracılığı ile c_1 ve c_2 sansür noktalarında sansürlenmektedir. Buna göre, y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni c_1 soldan sansür noktasından küçük veya soldan sansür noktasına eşit olduğunda y_{it} bağımlı değişkeni sansürlenmekte ve c_1 soldan sansür değerine eşit olmaktadır. y_{it}^* gizil bağımlı değişkeni c_1 sağdan sansür noktasından büyük veya sağdan sansür noktasına eşit olduğunda y_{it} bağımlı değişkeni sansürlenmekte ve c_2 sağdan sansür değerine eşit olmaktadır. Sansür noktalarının arasında kalan, başka bir deyişle y_{it}^* gizil bağımlı değişkeninin c_1 ve c_2 sansür noktalarının arasında değer alması durumunda ise y_{it} bağımlı değişkeni gözlenmekte ve y_{it}^* gizil bağımlı değişken için oluşturulan modele eşit olmaktadır. Bu model, Denklem 4.80'de tanımlanmaktadır. Tanımlanan modelin parametre tahminleri için bağımlı değişkenin belirlenen kantil değerine koşullu olarak minimize edilecek kantil fonksiyonu ise Denklem 4.81'deki gibidir. Bu denklemde, ρ kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Tanımlanan sansürlü panel kantil fonksiyonunun minimizasyonunda sansürlenmiş gözlemler hem soldan hem de sağdan meydana geldiği için minimizasyon ve maksimizasyon işlemleri bir arada gerçekleştirilmektedir. Tanımlanan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini kompleks ilişkiler içermesi nedeni ile kolay değildir. Bu nedenle, tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini üzerine literatür gelişmeye devam etmektedir.

4.2.2.1. Sansürlü Tesadüfi Etkili Panel Kantil Regresyon Modellerinin Tahmini

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinde olduğu gibi sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin de tahmin prosedürleri zorlayıcıdır. Bu nedenle, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerine benzer olarak sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri için sapmasız, tutarlı ve etkin tahminciler elde etme üzerine sadece iki çalışma mevcuttur.

4.2.2.1.1. Wang ve Fygenon (2009) Tahmincisi

Literatürde, bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda oluşturulan panel kantil regresyon modeli ve bu modelin robust tahmin prosedürü ilk olarak Wang ve Fygenon (2009) çalışmasında ele alınmıştır. Wang ve Fygenon (2009) çalışmasına kadar panel veri için bağımlı değişkenin sansürlü olması durumunda kantil regresyona dayalı çıkarımlar yapabilmek için uygun yöntemler geliştirilmemiştir. Bu nedenle, sansürlü panel kantil regresyon modellerinin geçmişi çok eski değildir. Wang ve Fygenon'ın 2009 yılında yayımlanan öncü çalışmasında panel veride bazı ölçümlerin sabit olarak sansürlenmesi durumu için çıkarım prosedürleri geliştirilmekte ve dağılıma yönelik bir varsayım yapmayan kantil regresyon modeli ele alınmaktadır. Dolayısıyla, analizlerde bağımlı değişkendeki sabit sansür dikkate alınırken gözlemlerin panel yapısı da göz önüne alınmaktadır (Galvao, Kato 2018: 375).

Bu çalışmanın ortaya çıkma sebebi bazı ölçümlerin sansürlendiği çalışmalardan elde edilen panel veriler için uygun çıkarım prosedürlerinin literatürde bulunmaması olarak ifade edilmektedir. Wang ve Fygenon (2009) çalışmasında, sabit sansürlü panel veriler için tahmin prosedürleri geliştirmek üzere bir tesadüfi etkiler modeli oluşturulmakta ve tesadüfi etkilerin neden olduğu birim içi bağımlılığı hesaba katmanın önemi vurgulanmaktadır (Galvao, Poirier 2019: 111). Başka bir deyişle, bu çalışma tesadüfi etkilerinin hata teriminin bir parçası olduğu tesadüfi etkili modeli tahmin ederken panel verideki birimler arasındaki ilişkiyi de dikkate almaktadır. Bu sayede, tesadüfi etkilerin neden olduğu birim içi bağımlılık açıklanmaktadır (Galvao, Kato 2018: 375).

Çalışma kapsamında, birim içi bağımlılığın dikkate alınmasının yanı sıra panel veride zaman boyutunun sınırlı olduğu yapı dikkate alınarak panel kantil regresyon modellerinde zaman boyutunun sonsuza gittiği yaklaşım benimsenmemiştir. Bu sayede, panel veride zaman boyutunun sınırlı veya küçük olması durumlarında da tutarlı olan tahminci geliştirmek amaçlanmıştır. Nitekim, zaman boyutu sınırlı olan panel verilere uygulamaları araştırmalarda sıklıkla rastlanmaktadır.

Çalışma kapsamında, iki grup arasındaki farkı temsil eden iki durumlu bir açıklayıcı değişkenin sansürlü bağımlı değişken üzerindeki etkisinin istatistiksel anlamlılığının analizinin önemi vurgulanmaktadır. Örnek olarak, sağlık araştırmalarında tedavi grupları arasındaki farklılıkları temsil eden iki durumlu değişkenin tahmin edilecek sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeline açıklayıcı değişken olarak dahil edildiği bir yapı oluşturulmaktadır. Bu yapıdan yola çıkılarak çalışma kapsamında ilk olarak bahsedilen değişken için bir sıralama puanı testi önerilmektedir. Dolayısıyla, çalışmanın temel amacı bahsedilen iki durumlu değişken için sansürleme, panel veri ve kantil yapısını dikkate alan bir test önermektir. Önerilen testten hareketle modeldeki açıklayıcı değişkenlerin katsayısı tahmin edilmektedir. Devamında, tahmin edilen katsayılar için güven aralıklarının hesaplanması için yöntemler önerilmektedir.

4.2.2.1.1.1. Kantil Sıralama Puanı Testi ve Tahmin

Çalışma kapsamında, model tahminlerine geçmeden önce ilk olarak bahsedilen iki durumlu değişkenin etkinliğinin test edilmesi için kantil prosedürüne dayanan sıralama puanı testi önerilmektedir. Bu bağlamda, 4.73, 4.74 ve 4.75 numaralı denklemlerde tanımlanan soldan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinde c_1 soldan sansür noktasının sıfıra eşit olduğu durum ele alınmaktadır. Bu modele, örneğin tedavi edilen grup için 1 diğer grup için 0 değerini alan ve z_{it} olarak ifade edilen iki durumlu değişkenin dahil edilmesi ile aşağıdaki model oluşturulmuştur.

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= \alpha_q + x_{it}'\beta_q + z_{it}'\gamma_q + V_{qit} \\ V_{qit} &= \mu_{qi} + \varepsilon_{qit} \end{aligned} \quad (4.82)$$

$$Q_{y_{it}}(q|x_{it}, \alpha, c_1) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max(c_1, \alpha + x_{it}'\beta + z_{it}'\gamma)| \quad (4.83)$$

Oluşturulan modelde, hata terimlerinin kantillerinin sıfır olduğu varsayımı dışında herhangi bir varsayım yapılmamaktadır. Daha spesifik olarak, önerilen tahminci kantil regresyon çerçevesinde geliştirildiği için ortalamaya dayanan regresyon modellerinde mevcut olan normal dağılım varsayımlarına dayanmamaktadır. Bunun yerine hata terimlerine ilişkin minimum varsayım yapar ve dağılımın yanlış belirlenmesinden kaynaklanan tanımlama hatalarına karşı dayanıklıdır (Camba-Mendez, Carbo-Valverde, Rodriguez-Palenzuela 2012: 11). Oluşturulan soldan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelindeki z_{it} değişkeninin etkinliğinin test edilebilmesi için hipotezler β_0 sabit olmak üzere,

$$\begin{aligned} H_0: \gamma &= 0 \\ H_1: \gamma &= N^{-1/2}\gamma_0 \end{aligned} \quad (4.84)$$

şeklinde oluşturulmaktadır. Burada, sıfır hipotezi tedavinin etkili olmadığını ve katsayının sıfıra eşit olduğunu ifade ederken alternatif hipotez tedavinin etkili olduğunu ve katsayının $N^{-1/2}\gamma_0$ değerine eşit olarak sıfırdan farklı olduğunu ifade etmektedir. Belirlenen sıfır ve alternatif hipotezleri altında soldan sıfır noktasında sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelleri yeniden oluşturulduğunda sırasıyla,

$$y_{it} = \max(0, \alpha + x_{it}'\beta + V_{it}) \quad (4.85)$$

$$y_{it} = \max\left(0, \alpha + x_{it}'\beta + N^{-1/2}z_{it}'\gamma_0 + V_{it}\right) \quad (4.86)$$

modelleri elde edilmektedir. Denklem 4.85'te sıfır hipotezi altında tanımlanan fonksiyonuna Powell (1986) çalışmasında geliştirilen tahminci uygulandığında ise minimize edilecek kontrol fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Wang, Fyngenson 2009: 759).

$$\hat{\beta}_n = Q_{y_{it}}(q|\alpha, 0) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max(0, \alpha + x_{it}'\beta)| \quad (4.87)$$

Tanımlanan minimizasyon fonksiyonunda ρ kantil kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Bilindiği gibi, sansürlü gözlemlerin olmaması durumunda kontrol fonksiyonu doğrusal programlama yöntemleri

ile minimize edilebilirken sansürlü gözlemler olması durumunda kontrol fonksiyonunun türevi alınamaz ve kontrol fonksiyonu konveks değildir. Bu nedenle, hesaplaması zordur (Wang, Fygenson 2009: 760). Sansürlü kantil regresyon için klasik kantil regresyona ek olarak kontrol fonksiyonu hem düzgün hem de konveks değildir. Bu nedenle tahmini daha zordur. Bunun için BRCENS gibi farklı algoritmalar geliştirilmiştir (Lee, Kong 2014: 4631). Bu aşamada, sansürlü panel kantil regresyon modelleri için literatürde yatay kesit verilerinde Powell (1984; 1986) tahmincileri için geliştirilen algoritmalar kullanılabilir. Bu çalışmada da model yapısı Powell (1984; 1986) tahmincilerine uygun hale getirildiğinden BRECNS algoritması ile tahminler gerçekleştirilebilir. Bu sayede, panel verideki sansür dikkate alınarak tesadüfi etkili kantil regresyon çerçevesinde tahminler gerçekleştirilebilir.

Araştırmacılar, test analizlerinde asimptotik normalliğin analizine dayanan Wald testi veya EÇB tabanlı Benzerlik Oranı (Likelihood Ratio: LR) ve Lagrange Çarpanı (Lagrange Multiplier: LM) gibi testlere yönelmektedir. Ancak bu standart test prosedürleri, sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinde asimptotik normallik, açıklayıcı değişkenlerin tahmincisinin kovaryans matrisinin hesaplanması, varsayım yapılmayan hata teriminin yoğunluk fonksiyonunun bir fonksiyonu olduğundan çok az pratik kullanıma sahiptir (Camba-Mendez, Carbo-Valverde, Rodriguez-Palenzuela 2012: 11). Başka bir deyişle, asimptotik normalliğin analizine dayanan testlerde varyans-kovaryans matrisinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Ancak, kantil regresyon modellemesinde hata terimlerinin dağılımı üzerine herhangi bir varsayım yapılmadığından ve varyans-kovaryans matrisi hata terimlerinin yoğunluğuna bağlı olan bir fonksiyon olduğundan varyans-kovaryans matrisinin tanımlanması kolay değildir. Ek olarak, Wald tipi testlerin küçük örneklerde dengesiz olduğu bilinmektedir. EÇB tabanlı testlerin ise kantil regresyona uyarlanması dağılımın hata terimlerinin bilinmeyen yoğunluğunun karmaşık bir fonksiyonu olduğundan zordur.

Dolayısıyla, bu çalışma kapsamında Denklem 4.84'te tanımlanan hipotezlerin istatistiksel olarak test edilebilmesi için açıklayıcı değişkenlerin bir alt kümesi üzerinde büyük örneklem çıkarımı için Gutenbrunner vd. (1993) çalışmasında geliştirilen sıralama puanı testi sansürlü panel kantil yapısına genelleştirilerek test yaklaşımı önerilmektedir. Bu testin amacı, sansürlü panel veri için parametreler üzerindeki hipotezleri kantil regresyon çerçevesinde test etmek ve panel veri modelinde birim bağımlılığını analiz etmektir. Önerilen bu uygulamanın dağılıma yönelik herhangi bir varsayıma ihtiyaç duymadığı ve asimptotik olarak sapmasız olduğu bilinmektedir (Xiao vd. 2014: 235).

Yapılan tanımlamaların ardından kantil sıralama puanı testinin uygulanabilmesi için sırasıyla aşağıda tanımlanan S_n ve V_n bileşenlerinin hesaplanması gerekmektedir. S_n , $\hat{V}_{it} = y_{it} - \max(0, x_{it}'\hat{\beta})$, $\hat{\beta}$, sıfır hipotezi altındaki modeldeki β 'nın sansürlü kantil tahmincisi ve $\varphi_q = q - I(V < 0)$ ile kantil puan fonksiyonu olmak üzere

$$S_n = \frac{1}{\sqrt{NT}} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \{I(x_{it}'\hat{\beta} > 0)z_{it}^*\varphi_q(\hat{V}_{it})\} \quad (4.88)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Kantil sıralama puanı testinin hesabında kullanılacak olan bu bileşende sadece $x_{it}'\hat{\beta}$ 'ya karşılık gelen sansürlenmemiş gözlemler için hesaplanan sıralama puanları hesaplanmaktadır. V_n bileşeni için ise aşağıdaki denklem oluşturulmaktadır.

$$V_n(\delta, \hat{\beta}) = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T I(x_{it}' \hat{\beta} > 0) z_{it}^* z_{it}^{*'} q(1-q) + \sum_{i=1}^N \sum_{t \neq t'}^T I(x_{it}' \hat{\beta} > 0, x_{it'}' \hat{\beta} > 0) z_{it}^* z_{it'}^{*'} (-q^2 + \delta) \right\} \quad (4.89)$$

Oluşturulan bileşendeki δ , aynı birimdeki hata terimleri arasındaki işaret korelasyonunu temsil etmektedir. Dolayısıyla, birim içi bağımlılığı ifade eden bir değerdir²². δ 'nın sıfırdan farklı olması durumunda göz ardı edilmesi, hesaplanacak olan test istatistiğinin güvenilirliğini yitirmesine neden olmaktadır. Dolayısıyla, δ 'nın test ve tahmin aşamasında dikkate alınması önemlidir. S_n ve V_n bileşenlerinden hareketle önerilen kantil sıralama puanı testi ise aşağıdaki denklemde ifade edilmektedir.

$$T_n = S_n' \{V_n(\hat{\delta}, \hat{\beta})\}^{-1} S_n \quad (4.90)$$

T_n sıralama puanı testinin hesaplanması ile sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin katsayıları hesaplanmaktadır. Modelde, birim içi ilişkinin ve sansürlenmenin olmaması durumunda önerilen kantil sıralama testinin test istatistiği, standart sıralama testine eşit olacaktır (Wang, Fyngenson 2009: 762).

4.2.2.1.1.2. Güven Aralıklarının Hesaplanması

Kantil sıralama puanından hareketle hesaplanan katsayıların güven aralıklarının hesaplanması için ise kantil sıralama puanı testinin ters çevrilmesi ve bootstrap yaklaşımı olmak üzere iki yaklaşım söz konusudur. Açıklayıcı değişkenlerin katsayıları için güven aralıkları, Denklem 4.90'da hesaplanan kantil sıralama puanı testinin (T_n), açıklayıcı değişken katsayılarında (β) konveks olduğu için güven aralıkları $(\%100(1 - \theta))$ kantil sıralama puanı testinin ters çevrilmesi ile hesaplanabilmektedir. Bu yapılırken, modelde $\tilde{y}_{it} = y_{it} - z_{it}'\gamma_0$ olarak düzenleme yapılır ve sıfır hipotezinde $\gamma = \gamma_0$ test edilebilir. Bu durumda, y_{it} sıfır noktasında sansürlendiğinde $\tilde{y}_{it}$, $-z_{it}'\gamma_0$ noktasında sansürlenmektedir. Dolayısıyla sıfır hipotezi altında,

$$Q_{y_{it}}(q|\alpha, 0) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |\tilde{y}_{it} - \max(-z_{it}'\gamma_0, x_{it}'\beta)| \quad (4.91)$$

modeli tahmin edilerek α tahmin edilebilmektedir. Bu fonksiyonun minimize edilmesi ile sıfır hipotezinin reddedilemeyeceği ve γ_0 değerlerini içerecek şekilde güven aralıkları hesaplanabilmektedir (Wang, Fyngenson 2009: 763).

Güven aralıklarının hesabı için önerilen bir diğer yöntem ise blok şeklinde değiştirilmiş (blockwise modified) bootstrap yöntemine dayanmaktadır. Bu yöntemin değiştirilmesinin sebebi ise tahmin esnasında kullanılan Powell (1984; 1986) çalışmalarındaki fonksiyonun konveks olmaması nedeni ile

²² Birim içi bağımlılığı ölçen $\delta = P(V_{i1} < 0, V_{i2} < 0)$ olarak tanımlanmaktadır. Birim içi bağımlılığın tahmini değeri ise L , sansürlü olarak tahmin edilen toplam tekrar eden birimlerin eşleşme sayısını temsil etmek üzere $\hat{\delta} = L^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t \neq t'}^T I(x_{it}' \hat{\beta} > 0, x_{it'}' \hat{\beta} > 0) I(\hat{V}_{it} < 0, \hat{V}_{it'} < 0)$ şeklinde tanımlanmaktadır. $\delta \in (q^2, q]$ ise aynı birim hata terimleri pozitif korelasyonlu, $\delta \in [0, q^2)$ ise negatif korelasyonlu ve $\delta = q^2$ ise bağımsızdır.

bootstrap yönteminin doğrudan uygulanmasının hesaplama açısından zor olmasıdır. Yine de bu yöntem, kantil sıralama puanı testinin ters çevrilmesi yöntemine göre hesaplaması daha zor olan ve vakit alan bir yöntem olduğundan ve önerilen diğer yöntem ile güçleri benzer olduğundan pek tercih edilmemektedir.

Bu çalışma kapsamında genel olarak kantil regresyon yapısı ele alınarak bağımlı değişkenlerin sabit olarak soldan sansürlendiği durumlarda panel veri dağılımının farklı noktalarında analiz edilmektedir. Önerilen tahmin yönteminde teorik gösterimler sıfır noktasında soldan sansür olması durumu için gerçekleştirilirken yöntemin sansürün sabit olması durumunda sağdan ve aralık sansürlerine de genelleştirilebileceği ifade edilmektedir (Wang, Fyngenson 2009: 758).

Çalışma kapsamında, elde edilen tahminciler için asimptotik özellikleri türetilmiş olup tahmincinin güçlü bir şekilde tutarlı ve asimptotik olarak normal olduğu belirlenmiştir (Lee, Kong 2014: 4631). Çalışmada ek olarak, önerilen yöntemin gücünü test etmek için panel veride %20 ve %40 sansürlenme olması senaryoları için Monte Carlo simülasyonları çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Simülasyon sonuçları, tahmin prosedürünün ve dolayısıyla tahmin edilen katsayıların robust olduğunu ifade etmektedir. Önerilen tahmin prosedürünün asimptotik çıkarımlara göre en önemli avantajı panel verinin zaman boyutunun sabit veya küçük olması durumunda da geçerli olması olarak tespit edilmiştir.

Sonuç olarak, Wang ve Fyngenson (2009) çalışması, bazı bağımlı değişkenlerin soldan sabit değerler tarafından sansürlendiği panel verilerin kantil regresyon çerçevesinde tahminini incelemektedir. Bunu yaparken, sansürleme ve birim içi korelasyonu göz önünde bulundurarak istatistiksel çıkarım için bir sıralama puanı testi önermektedir (Lamarche 2021: 14).

4.2.2.1.2. Xiao, Hou, Wang ve Wu (2014) Tahmincisi

Sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modellerinin tahminini ele alan bir diğer çalışma Xiao vd. (2014) çalışmasıdır. Bu çalışmada, Wang ve Fyngenson (2009) çalışmasında geliştirilen yöntemin bir kısıtlamasının üstesinden gelmek amaçlanmaktadır. Üstesinden gelinecek olan kısıtlama, Wang ve Fyngenson (2009) tahmincisinde parametre tahminleri gerçekleştirilerek asimptotik dağılımların incelenmesi ve kantil sıralama puanı testinin istatistiklerinin hesaplanması esnasında yoğunluk fonksiyonu ve ilişkili gözlemler arasındaki hata terimlerinin korelasyon yapısı gibi sıkıntı parametrelerinin yer almasıdır. Dolayısıyla, tahminler ve test istatistikleri hesaplanırken sıkıntı parametrelerinin de tahmin edilmesi gerekmektedir. Korelasyon yapısı karmaşık olmadığında bu hesap zor değildir. Ancak karmaşık yapılara rastlamak mümkündür ve özellikle örneklem büyüklüğü küçük olduğunda bir kısıtlama ile karşılaşılabilir. Çalışma kapsamında, bu kısıtlamanın üstesinden gelmenin bir yolunun literatürde daha önce yatay kesit verileri için yapıldığı gibi tesadüfi ağırlıklandırma yöntemini kullanmak olduğu öne sürülmektedir. Ancak, bu yapı daha önce panel veri çerçevesinde incelenmemiştir.

Bu çalışmada, soldan sansür içeren panel veriler için tesadüfi etkili regresyon modeli dikkate alınmaktadır. Wang ve Fyngenson (2009) çalışmasındaki yapıya benzer olarak oluşturulan modelin hipotez testlerine tabii tutulması ile katsayıların ve güven aralıklarının elde edilmesi söz konusudur. Bu çalışmada, Wang ve Fyngenson (2009) çalışmasından farklı olarak oluşturulan doğrusal hipotezler farklılık göstermekte ve M test istatistikleri ile test edilmektedir. Ancak, M istatistiklerinin kullanılması durumunda da sıkıntı parametrelerinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu nedenle, sıkıntı parametrelerinin tahminin ortaya çıkardığı sorunların üstesinden gelmek ve önerilen tahmincinin ve test

istatistiklerinin dağılımı için ise Wang ve Fygenon (2009) çalışmasından farklı olarak tesadüfi ağırlıklandırma yöntemi kullanılmaktadır. Böylece, ağırlıklandırılmış tahminci ve test istatistikleri elde edilmektedir (Xiao vd. 2014: 236).

Wang ve Fygenon (2009) çalışmasındaki tahmincinin asimptotik kovaryans matrisi hata terimlerinin bilinmeyen bir marjinal yoğunluk ve korelasyon yapısına bağlıdır. Bu çalışmada ise tesadüfi olarak ağırlıklandırma yöntemi kullanılarak $\hat{\beta}_n$ tahmincisinin dağılımı tahmin edilmektedir. β_n^* tesadüfi ağırlıklandırma tahmincisini ve w ağırlıklandırma değişkenlerini temsil etmek üzere soldan sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli için tesadüfi ağırlıklandırma tahmincisi,

$$\beta_n^* = Q_{y_{it}}(q|\alpha, 0) = \sum_{i=1}^N w_i \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q |y_{it} - \max(0, \alpha)| \quad (4.92)$$

$i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$

şeklinde tanımlanmaktadır (Xiao vd. 2014: 236). Tahminciye ağırlıklandırma değişkenlerinin bir ortalama ve sabit varyans ile dağılan ve negatif değer almayan sınırlı tesadüfi değişkenler olduğu açıklayıcı değişkenler ve bağımlı değişkenlerden bağımsız olduğu varsayılmaktadır. Çalışmada, Wang ve Fygenon (2009) çalışmasından farklı olarak önerilen hipotezler ise H bilinen pxq boyutlu ve $p(0 < q \leq p)$ boyutlu bir b vektörü ve q rankına sahip bir matris olmak üzere,

$$\begin{aligned} H_0: H'(\beta_0 - b) &= 0 \\ H_1: H'(\beta_0 - b) &= H'w_n \end{aligned} \quad (4.93)$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada, birim sayısı sonsuza giderken $\|w_n\| = O(N^{-1/2})$ olarak tanımlanmaktadır. Bu çalışmada, Wang ve Fygenon (2009) çalışmasında geliştirilen tahmin yöntemi ve sıralama puanı testi prosedürü sıkıntı parametre tahmini gerektirmeyecek bir biçimde revize edilmiştir. Bu yapılırken M istatistikleri ve tesadüfi ağırlıklandırma matrisinden yararlanılmıştır. Tanımlanan hipotezlerin test edilmesi için,

$$\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q \{y_{it} - x_{it}'\beta_0\} = \inf_{H'(\beta_0 - b)=0} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q \{y_{it} - x_{it}'\beta\} \quad (4.94)$$

olarak tanımlanmak üzere M istatistiği,

$$M_n = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q \{y_{it} - x_{it}'\beta_0\} - \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_q \{y_{it} - x_{it}'\beta_n\} \quad (4.95)$$

şekline hesaplanmaktadır. M istatistiği hesaplanırken sadece bu çalışma için sıfır olan sansür değerinin üstünde olan değerler kullanılmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada, sansürlü panel kantil regresyon modellerinde hipotezleri test etmek için M istatistiklerine dayanan bir yaklaşım önerilerek sıkıntı parametrelerin tahmin edilebilmesinin önüne geçebilmek ve kritik değerleri belirlemek için tesadüfi olarak ağırlıklandırılmış bir yöntem önerilmiştir.

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen analizlerde önerilen Xiao vd. (2014) tahmincisi Wang ve Fygenon (2009) tahmincisi ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir. Çalışmanın Xiao vd. (2014)

tahminci ile gerçekleştirilen analizlerinden elde edilen olasılık değerlerinin, Wang ve Fyngenson (2009) tahmincisiinden elde edilen değerler ile çok benzer elde edildiği tespit edilmiştir. Dolayısıyla, Xiao vd. (2014) tahmincisinin en önemli avantajının küçük örneklemelerde sıkıntı parametrelerinin tahmin edilme prosedürünü ortadan kaldırması olarak belirlenmiştir. Panel verinin yapısı genellikle büyük olduğunda ise sıkıntı parametrelerinin tahmin edilmesi bir sorun yaratmamaktadır. Dolayısıyla, Xiao vd. (2014) tahmincisinin panel veride küçük örnek olması gibi sınırlı durumlarda avantajlı olabileceği tespit edilmiştir. Genellikle büyük örneklem yapısına sahip panel verilerde ise Wang ve Fyngenson (2009) tahmincisi ile Xiao vd. (2014) tahmincisi benzer sonuç verdiğiinden uygulanması zorunlu değildir. Nitekim, uygulamalı literatürde sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin Xiao vd. (2014) tahmincisi ile tahmin edildiği bir çalışmaya rastlanmamıştır.

4.2.3. Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Avantajları

Sansürlü panel kantil regresyon modellerinin avantajları sansürlü panel kantil regresyonun ortalamaya dayanan sansürlü panel regresyon modellerine, yatay kesit verilerine dayanan sansürlü kantil regresyon modellerine ve sansürü dikkate almayan panel kantil regresyon modellerine göre avantajları olarak üç ayrı başlık altında ele alınabilir.

4.2.3.1. Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Sansürlü Panel Regresyona Göre Avantajları

Ortalamaya dayanan sansürlü panel regresyon modellerinin hata terimleri üzerinde normal dağılıma yönelik bir varsayım söz konusudur. Bu varsayım, tahmin prosedürlerini kolaylaştırmakla birlikte normal dağılıma uygunluk göstermeyen veriler olması durumunda hatalı sonuçlar elde edilmesine neden olmaktadır. Ek olarak, sansürlü panel regresyon modellerinde sabit varyans varsayımı gibi hata terimi üzerinde bazı kısıtlayıcı varsayımlar söz konusudur. Bu varsayımların sağlanmaması durumunda ise tahminciler güvenilirliğini yitirmektedir. Dahası, ortalamaya dayanan sansürlü panel regresyon modelleri bağımlı değişkenin dağılımı üzerinde tek bir regresyon eğrisi tahmin etmektedir. Bu nedenle, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkenin dağılımının farklı noktaları üzerindeki etkisi tespit edilememektedir. Belirtilen varsayımlar geçerli olduğunda bu tahmin sonucu yeterli olabilir. Ancak, varsayımların sağlanmadığı kalın kuyruklu dağılıma sahip verilerde ortalamaya dayanan tek regresyon eğrisi geçerli ve güvenilir sonuçlar üretmeyerek istenilen bilgiyi sağlamayacaktır.

Ortalamaya dayanan sansürlü panel regresyon modellerinin bu sınırlılıklarının üstesinden gelmek için sansür içermeyen gözlemler için yatay kesit ve panel veri için geliştirilen klasik yöntemlerde ortalamaya dayanan regresyon modellerinde olduğu gibi sansürlü panel regresyon modelleri kantil regresyon çerçevesinde genişletilmiştir. Kantil regresyon yöntemi, ortalama etkiler ile özetlenemeyen heterojen etkileri tahmin edilmesini mümkün kılmaktadır (Lamarche 2020: 2). Bu sayede, kantil regresyon yöntemi açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerini analiz etme imkanı sağlamaktadır (Canay 2011: 368).

Kantil regresyonun, dağılımın çeşitli bölümlerinde tahmincilerin heterojen etkilerini yakalaması, aşırı değerlere karşı robust olması, değişen varyans probleminin önüne geçmesi ve çok geniş alanlarda uygulanabilir olması gibi avantajları da söz konusudur (Belloni, Chernozhukov 2011: 82). Bu sayede, regresyon analizlerinde kantil bazlı tanımlamaların açıklayıcı değişkenler ile gözlenemeyen heterojenlik arasındaki kompleks ilişkiyi kontrol etme ve açıklayıcı değişkendeki değişimlere karşı

bağımlı değişkenin heterojen tepkilerine yönelik zengin bir tanımlama sunma avantajı vardır (Arellano, Bonhomme 2016: 1). Dolayısıyla, kantil regresyon çerçevesi içinde heterojen açıklayıcı değişken etkilerini analiz ederken birim ve/veya zaman etkileri aracılığıyla gözlenemeyen heterojenliği kontrol etmek panel verilerinin analizine ortalamaya dayanan sabit ve tesadüfi etki tahmincilerinin sağladığından daha esnek bir yaklaşım sunmaktadır (Galvao 2011: 142).

Kantil regresyon bu bağlamda bağımlı değişkenin kantilleri üzerinde minimum varsayım dayatmakta ve farklı kantil seviyelerinin açıklayıcı değişkenlerle farklı şekillerde ilişkili olmasına müsaade etmektedir (Lee, Kong 2014: 4629). Bu sayede, sansür içeren panel veri, kantil regresyon prosedürleri ile tahmin edilerek açıklayıcı değişkenlerin etkileri bağımlı değişken üzerindeki etkisi bağımlı değişkenin sansürlü dağılımı boyunca analiz edilebilmektedir. Kantil regresyon ile farklı kantilleri tahmin etmek özellikle panel veride sansür sorunu mevcut olduğunda daha pratik bir çözüm sunarak veri dağılımına yönelik daha geniş bilgi sağlamaktadır (Lee vd. 2018).

4.2.3.2. Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Sansürlü Kantil Regresyona Göre Avantajları

Sansürlü kantil regresyon yöntemi ilk olarak sansürlü yatay kesit verileri için geliştirilmiştir. Yatay kesit verileri birimlerin belirli bir zaman dilimindeki verilerini içeren veri seti olarak tanımlanır. Dolayısıyla, verinin toplandığı zamana yönelik anlık bir fotoğrafın çekilmesi olarak da ifade edilebilir. Panel veri ise birimlerin aralıklarla belirli bir zaman dönemi boyunca izlendiği veri türünü ifade etmektedir. Dolayısıyla, panel veri ile birimlerin zamana göre değişen özellikleri analiz edilebilmektedir.

Panel verinin, yatay kesit verisine göre sağladığı birçok avantaj söz konusudur. Panel verinin yatay kesit verilerine göre en önemli avantajı, birimlere özel farklılıklardan kaynaklanan bilgileri de içermesidir. Panel verinin zaman serisi verilerine göre avantajı ise zaman serisi verilerinin analiz edilen konu ile ilgili diğer etkileri de içermesi nedeni ile karşılaştırma yapmayı zorlaştırmasıdır (Chay 1996: 68). Panel verinin modellenmesi ile elde edilen en önemli avantaj gözlenemeyen heterojenliğin panel regresyon modeli çerçevesinde kontrol altına alınması olarak ifade edilmektedir.

Panel verinin son zamanlardaki mevcudiyeti hem açıklayıcı değişkenler hem de bağımlı değişkenlerdeki geniş birim heterojenliğini hesaba katması sayesinde analiz edilen konu üzerine uygun politikalar tasarlama olasılığının artmasını sağlamaktadır. Dolayısıyla, panel veri ekonometrik modellerin tanımlanmasında diğer veri tiplerine göre daha fazla esneklik sağlamaktadır (Harding, Lamarche 2017: 342). Bu sayede, panel verinin daha yaygın olarak derlenmesi ekonometrisyenlerin birimlerin gözlenmeyen heterojenliğinin kontrol edebilmesini sağlamıştır (Chen, Khan 2008: 1150). Panel veri grup verileri ile ilişkili olduğundan panel veri ile gruplara özel heterojenlik kontrol edilebilmektedir. Nitekim, birimlerin birden fazla dönem boyunca tekrarlı olarak izlendiği panel veri birçok araştırma alanında yaygın olarak kullanılmaktadır (Wang, Fyngenson 2009: 756).

Panel veriye dayanmayan klasik analizlerde, birimlere ait özelliklerin homojen olduğu varsayılmaktadır. Bu durum, sonuçların belirli bir alt grup için fazladan tahmin edilmesine (over fitting) yol açabilir. Dolayısıyla, veride heterojenlik söz konusu ise belirli birimlerin alt kümeleri için sapsmalı tahminler elde edilmektedir (Dufrenot, Mignon, Tsangarides 2010: 735). Bu bağlamda, panel regresyon modellerinde parametrelerin birimlere özgü bir yorumu vardır. Bu yorumlar, ilgili birimin açıklayıcı değişkenlerindeki bir değişiklik ile ilişkili olarak zaman içinde birimlerin bağımlı değişkeninin

değerlerindeki değişimleri yansıtmaktadır (Marino, Farcomeni 2015: 232). Dolayısıyla, panel veri her bir birime ait birden fazla gözlem kullanarak gözlenemeyen özellikleri veya zaman etkilerini kontrol etme imkanı sağlamaktadır (Chernozhukov vd. 2015: 378). Bu sayede, sansürlü kantil regresyon prosedürünün sansürlü panel veriyi analiz etme çerçevesinde genelleştirilmesi sayesinde panel verideki sansürün dikkate alınmasının yanı sıra verideki gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınarak daha geçerli ve güvenilir sonuçlar elde edilebilmektedir.

4.3.2.3. Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Klasik Panel Kantil Regresyona Göre Avantajları

Sansürlü panel kantil regresyon modellerinin üçüncü ve en önemli avantajı ise klasik panel kantil regresyon modellerine göre, klasik panel kantil regresyon modelleri panel veride meydana gelebilen sansürü dikkate almamaktadır. Dolayısıyla, bu modellerin tahmin prosedürleri panel verideki sansür nedeni ile meydana gelecek sapma ve tutarsızlığı gidermek üzere geliştirilmemiştir. Bu nedenle, panel veride sansür olması durumunda klasik yöntemler tahmin edilecek olan parametreler için sapmalı ve tutarsız tahminler üretmektedir (Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1075). Öte yandan, sansürlü verilerin gözlemden çıkarılması veya göz ardı edilmesi sapmalı sonuçlara yol açmaktadır (Wang, Fyngenson 2009: 757). Dolayısıyla, analiz edilen panel veride sansür meydana gelmesi durumunda analizlerin klasik panel kantil regresyon modelleri tahmin edilirse geçersiz ve güvenilir sonuçlar elde edilmektedir.

Bunun yanı sıra, sansürlü panel veriler uygulamalı araştırmalarda oldukça yaygındır (Wang, Fyngenson 2009: 756). Klasik panel kantil regresyon modellerinin bu kısıtlamasının üstesinden gelmek için panel verideki sansürü dikkate alarak sansürden kaynaklanan sapma ve tutarsızlığı gideren sansürlü panel kantil regresyon yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntem, klasik panel kantil regresyon modellerinin aksine panel verideki sansür yapısını dikkate alarak robust sonuçlar üretmek üzerine geliştirilmiştir. Dolayısıyla, sansürlü panel veriler analiz edilirken bu sansürü dikkate alan sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmin edilmesi ile geçerli ve güvenilir tahmin sonuçları elde edilmektedir.

4.3.3. Sansürlü Panel Kantil Regresyonun Uygulama Alanları

Gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alma amacı ile analiz edilen panel verinin yapısında sansür meydana gelmesi durumunda bu sansürü dikkate alarak robust sonuçlar üreten yöntemlerin kullanılması gerekmektedir. Eğer, bu sansürlü panel veri analiz edilirken ortalamanın ötesinde dağılım boyunca bilgi edinilmek isteniyorsa kantil regresyon metodolojisine ihtiyaç duyulmaktadır. Uygulamalı literatürde duyulan bu ihtiyaç nedeni ile sansürlü panel kantil regresyon yöntemi geliştirilmiştir. Sansürlü panel kantil regresyon yönteminin teorik geçmişi 2009 yılına dayanmaktadır. İlk uygulamalı çalışma ise 2012 yılında gerçekleştirilmiştir. Geçmişi çok eski olmayan bu modelin literatürde sadece dört çalışmada kullanıldığı tespit edilmiştir. Bunun nedeni, sansürlü panel kantil regresyon yönteminin ispat ve tahminlerinin karmaşık ilişkileri dikkate alması nedeni ile kompleks olmasıdır. Önerilen tahmincilerin programlama dillerinde uygulanması için de standart bir prosedür geliştirilmemiştir.

Sansürlü panel kantil regresyon yöntemini kullanarak iktisadi araştırma gerçekleştirilen ilk çalışmalardan biri Camba-Mendez, Carbo-Valverde ve Rodriguez-Palenzuela (2012) çalışmasıdır. Bu çalışmada, bankaların borç ihracının belirleyicileri ve bankaların borç ihracının bankaların ve piyasaların performansı üzerindeki etkisi analiz edilmektedir. Analizler, 71 Avrupa bankası için 2003

ve 2011 dönemindeki çeyreklik verileri kapsamaktadır. Çalışmada panel veri derlenmesinin sebebi, bankalara özel gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına almaktır. Analiz edilen verilerde, borç tahsisine ilişkin veriler bankalar her çeyreklikte borç tahsis edemediği için sıfır noktasında sansürlenmektedir. Birçok çeyreklik veride belirli bankaların ihraçları sıfır olduğundan veri soldan sansürlenmektedir. Klasik yöntemler veride meydana gelen sansürü dikkate almadığından ve sapmalı ve tutarsız tahminciler ürettiğinden çalışma kapsamında sansürü dikkate alan yöntemler kullanılmıştır. Çalışmada ilk olarak, ortalamaya dayanan sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modeli oluşturularak tahmin edilmiştir. Devamında, dağılımın geneli hakkında bilgi edinebilmek için sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan model, Wang ve Fygenon (2009) çalışmasında geliştirilen tahminci ile tahmin edilmiştir. Çalışma kapsamında sıfır noktasında %30 ile %50 oranında bir sansürlenme söz konusudur. Ortalama ve kantil regresyon modellerinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan değişkenlerin sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modelinin üst kantillerinde istatistiksel olarak anlamlı hale geldiği tespit edilerek sansürlü panel kantil regresyon yönteminin ortalamaya dayanan modellere olan üstünlüğü ortaya koyulmuştur.

Bu çalışmanın 2012’de yayımlanmasının ardından 2017 yılına kadar sansürlü panel kantil regresyon modelini uygulamalı çalışmalarda kullanan bir çalışmaya rastlanamamıştır. Sansürlü panel kantil regresyon modellerini kullanan ikinci çalışma Ayala, Nedeljkovic ve Saborowski (2017) çalışmasıdır. Bu çalışmanın amacı, gelişmekte olan ülkelerde borç bileşenlerindeki finansal olmayan şirketlerde birleşen pazarlar arasındaki borç bileşimindeki değişimlerin belirleyicilerini incelemektir. Bu amaçla, 2003 ve 2013 dönemleri arasında farklı kıtalardaki gelişmekte olan ülkeler gruplandırılarak analiz edilmektedir. Panel verinin derlenmesi sayesinde ülkeler arası gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınabilmektedir. Belirlenen panel veri seti için oluşturulan ekonometrik modelin tahmini için iki yöntem benimsenmiştir. Çalışmada belirlenen ekonometrik modelin bağımlı değişkeni oran ve sansürlü veri yapısına uygunluk göstermekte olup sıfır noktasında sansürlenmektedir. Bu nedenle, sansürü hesaba katma ihtiyacı ortaya çıkmaktadır. Bu bağlamda, çalışmada kullanılan ilk yöntem sansürü dikkate alan ve ortalamaya dayanan panel regresyon modelinin tahminine dayanmaktadır. Oluşturulan modelin tahmini için Honoré (1992) tarafından geliştirilen tahminci kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında kullanılan ikinci yöntem ise sansürü dikkate alan panel regresyon modelinin kantil regresyon çerçevesinde modellenmesine dayanmaktadır. Çalışma kapsamında, kantil regresyonun kullanılması sayesinde, tahvil piyasalarının daha gelişmiş veya daha az gelişmiş olanlarında kriz döneminden sonra nasıl bir değişiklik olduğu analiz edilebilmektedir. Oluşturulan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmini için ise Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen üç aşamalı tahminci kullanılmaktadır. Çalışmada, birinci yöntem dağılım boyunca bilgi vermeyerek araştırma sorusuna tam olarak yanıt vermediği için ikinci yönteme geçiş yapıldığı ifade edilmektedir.

Sansürlü panel kantil regresyon modellerini kullanan üçüncü çalışma Fell ve Kaffine (2018) çalışmasıdır. Bu çalışmada, kömür, gaz ve rüzgar enerjilerindeki değişimler analiz edilerek ABD’de 2007 yılından beri düşüşte olan emisyonlar analiz edilmektedir. Başka bir deyişle çalışmada, yakıt fiyatları ve yenilenebilir kaynakların üretim ve emisyonlar üzerindeki etkileri incelenmektedir. Çalışma kapsamında, 2008 ve 2013 döneminde günlük veriler ABD’nin 4 bölgesi için analiz edilmektedir. Dolayısıyla, yapı panel veriye uygunluk göstermekte ve gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınmaktadır. Çalışmada, günlük verilerin kullanılması ve bazen ilgili enerji üretim mekanizmasının

çeşitli nedenlerle her gün çalışmaması nedeni ile sıfır noktasında soldan sansürlenmektedir. Panel veride meydana gelen bu sansürü dikkate almak için bu çalışmada sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon yöntemi oluşturularak bu model Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen parametrik iki aşamalı tahminci ile tahmin edilmektedir. Çalışmada ek olarak, ortalamada etkileri analiz etmek için panel Heckman (1979) çalışmasında modeli tahmin edilmektedir. Bu çalışmanın literatüre katkıları, panel veri kullanımı ile bölgelere göre farklılıkların dikkate alınması, günlük verilerin kullanılması ve günlük verinin kullanılması nedeni ile meydana gelen sansürün dikkate alınması, artan yenilenebilir enerji üretiminin düşen doğal gaz fiyatlarının ve bu faktörler arasındaki etkileşimlerin son zamanlarda kömür yakıtlı üretimdeki düşüş üzerindeki etkilerinin analiz edilmesi olarak ifade edilmektedir. Dolayısıyla, sansürlü panel kantil regresyon yönteminin benimsenmesi sayesinde gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınarak dağılım boyunca heterojen etkiler analiz edilirken panel verideki sansür yapısı da dikkate alınarak daha robust tahminler üretilmektedir.

Sansürlü panel kantil regresyon modellerini kullanarak uygulamalı analizler gerçekleştiren mevcut literatürde son çalışma Bista, Figueiredo ve Sheridan (2019) çalışmasıdır. Bu çalışmada, ülkeler arasındaki saat farklılıkları ve bu ülkeler arası ticaret arasındaki ilişki analiz edilmektedir. Çalışma kapsamında, 149 ülkenin 1965 ve 2010 yılları arasında 5 yıllık aralıklarla derlenen verileri analiz edilmekte ve ülkelere özgü gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınmaktadır. Literatürdeki güncel çalışmalar ticaret maliyeti esnekliğinin ülke çiftleri arasında ve ticaret akışlarının dağılımı boyunca heterojen olduğunu ifade etmektedir. Bu çalışmada ise zaman dilimi farklarındaki artışların, ihracatı yüksek olan ülke çiftleri için ihracatı düşük olan ülke çiftlerine kıyasla ticareti farklı etkileyip etkilemediği incelenerek zaman dilimi literatürü genişletilmektedir. Bu nedenle, bu çalışmada da saat dilimi farklılıklarının, ihracatın koşullu dağılımı üzerinde heterojen etkileri olup olmadığını incelemek için kantil regresyon tahmin çerçevesi kullanılmaktadır. Çalışmada oluşturulan ekonometrik modelin bağımlı değişken toplam pozitif ticaret akışıdır. Ekonometrik modelin logaritma alınarak oluşturulması gerekse de oluşturulan modelin bağımlı değişkeninde birden fazla sıfır söz konusudur. Bu bağımlı değişken, sansürlenme nedeni ile sıfır noktasında değer almakta ve soldan sansürlenmektedir. Bu nedenle, panel veri, sansür ve kantil regresyonu bir araya getirme amacı ile çalışma kapsamında sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan model, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen üç aşamalı tahminci ile tahmin edilmektedir. Kullanılan yaklaşımın, ticaret akışı dağılımının kantil değerleri boyunca zaman dilimi farklılıklarının potansiyel asimetrik etkisini yakalanmasına olanak tanıdığından çalışmanın literatüre katkı sağladığı ifade edilmektedir.

Uygulamalı çalışmaların yanı sıra, önceki bölümlerde açıklanan ve teorik olarak sansürlü panel kantil regresyon yöntemi için tahminci öneren çalışmalarda Li ve Oka (2015) çalışması dışında tamamında gerçek veriler ile farklı alanlarda uygulamalar gerçekleştirilerek önerilen yöntemlerin uygulanabilirliği ele alınmıştır. Bu çalışmaların uygulama alanları bulaşıcı hastalıklara yönelik klinik araştırmaları (Wang, Fygenon 2009; Xiao vd. 2014) ve ikiz kardeşlerin hayatta kalma sürelerinin analizi (Choi, Lee 2019) gibi sağlık araştırmalarının yanı sıra ayrımcılığı önlemeye yönelik politikaların siyahi ve beyaz çalışanlar arasındaki ücret farklılıkları üzerindeki etkisinin analizi (Galvao, Lamarche, Lima 2013) gibi iktisadi konular üzerine olduğu tespit edilmiştir.

Literatür araştırmasına göre sansürlü panel kantil regresyon yöntemlerini uygulamalı araştırmalarda kullanan çalışmaların oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Buna göre, literatürde Wang ve Fygenon

(2009) çalışmasında geliştirilen tahminci bir çalışmada kullanılmıştır. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen parametrik iki aşamalı tahminci bir çalışmada kullanılırken üç aşamalı tahminci iki çalışmada kullanılmıştır. Nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciyi kullanan bir çalışmaya ise rastlanamamıştır. Benzer olarak, Choi ve Lee (2019), Li ve Oka (2015) ve Xiao vd. (2014) çalışmalarında geliştirilen yöntemlerin uygulamalı olarak kullanıldığı bir çalışma ise mevcut değildir.



BEŞİNCİ BÖLÜM

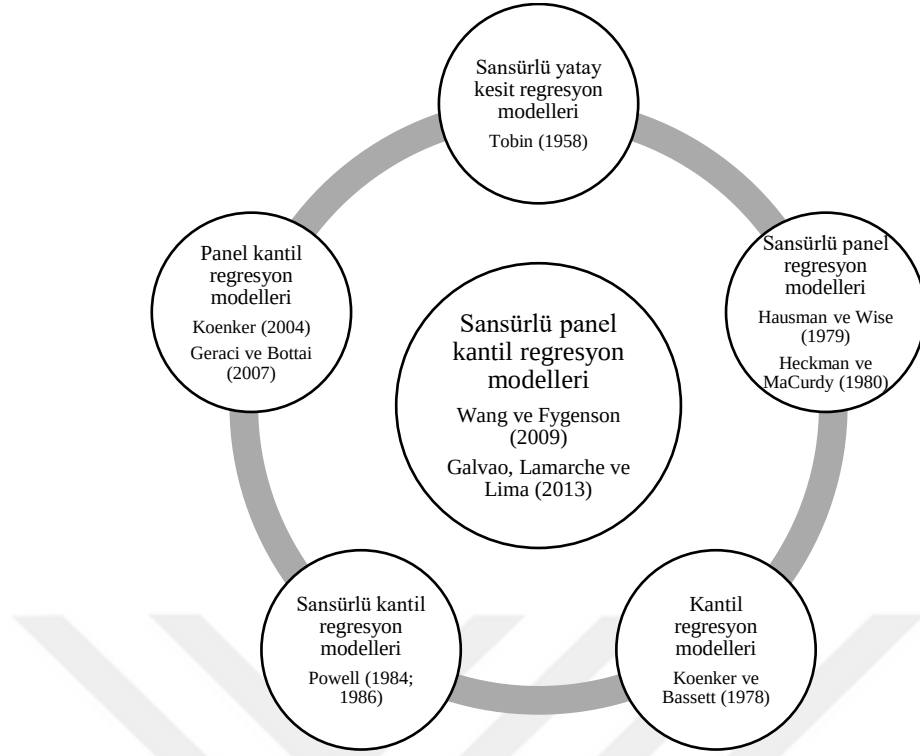
5. TAHMİN PROSEDÜRÜ VE SİMÜLASYON ANALİZLERİ

Bu bölümde, sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmini için mevcut yöntemlerin farklı panel veri setlerine olan uygunluğu tartışılacaktır. Ardından, mevcut yöntemlerin yetersiz kalabileceği durumlar için tahmin prosedürü önerilecektir. Devamında, literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen tahmincilerin performansları simülasyon analizleri ile karşılaştırılarak bulgular paylaşılacaktır. Simülasyon analizleri gerçekleştirilirken, farklı sansürleme olasılıklarına sahip panel veri örneklemeleri oluşturularak bu örneklemeler için panel verinin zaman boyutunun kısa, orta ve uzun olduğu durumlar değerlendirilecektir. Bu sayede, sansürlü panel kantil regresyon modelleri ile tahminler gerçekleştirilirken panel verideki farklı sansürleme yapıları üzerine bulgular sunulurken farklı zaman boyutuna sahip panel veriler üzerine değerlendirmeler yapılacaktır.

İzleyen alt bölümde, bu bölüme kadar açıklanan çalışmalardan hareketle sansürlü panel kantil regresyon tahmincileri için tarihsel çerçeve özetlenecektir. Devamında, literatürdeki mevcut tahmincilere ek olarak, bu tez kapsamında önerilen tahmin prosedürü açıklanacaktır. Bir sonraki alt bölümde ise literatürde mevcut olan ve bu tez çalışmasında geliştirilen tahmincilerin performanslarının karşılaştırılabilmesi için oluşturulan simülasyon tasarımı belirlenecektir. İzleyen alt bölümde simülasyon analizlerinde hesaplanacak olan karşılaştırma kriterleri açıklanacaktır. Son bölümde ise simülasyon bulgularına yer verilecek ve bulgular yorumlanacaktır. Bulgulardan hareketle, en uygun tahmincinin belirlenebilmesi için tahminci seçim prosedürü geliştirilecektir.

5.1. Literatürdeki Tahmincilerin Tarihsel Gelişimi

Literatürde geliştirilen her yöntem, daha önce diğer çalışmalarda geliştirilen ve öne sürülen bazı yapıların üzerine inşa edilmektedir. Sansürlü panel kantil regresyon modellerinin de teorik olarak geliştirilebilmesi literatürde daha önce bazı çalışmaların oluşturduğu yapılara dayanmaktadır. Sansürlü panel kantil regresyon yönteminin teorik olarak geliştirilebilmesi için daha önceden temel oluşturan çalışmaların tarihsel gelişimi Şekil 9'da yer almaktadır.



Şekil 9: Sansürlü Panel Kantil Regresyon Yönteminin Tarihsel Gelişimi

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 9’da sansürlü panel kantil regresyon modelinin etrafında yer alan model ve tahmincilerin her biri sansürlü panel kantil regresyon modelinin geliştirilmesine katkı sağlamıştır. Sansürlü panel kantil regresyon modellerinin geliştirilmesi temel olarak James Tobin’in 1958 yılında yayımladığı makalesinde sansürlü veri kavramını ortaya atarak sansürlü verinin dikkate alınmamasından kaynaklanan sapma ve tutarsızlığı ortaya koyarak sansürlü yatay kesit regresyon modelini önermesine dayanmaktadır. James Tobin’in bu önemli çalışmasının ardından sansürlü regresyon modelleri teorik ve uygulamalı ekonometri literatüründe çok fazla ilgi çekmiştir. Bu modellerin popülerliği, çok fazla ekonomik değişkenin aslında alttan veya üstten sansürlenmesinden kaynaklanmaktadır (Chen, Khan 2008: 1149).

Ekonometri literatürüne sansürlü veri kavramının girmesi ve bu kavramın öneminin giderek anlaşılması ile panel verideki sansürü dikkate alarak robust sonuçlar üreten sansürlü panel regresyon modelleri geliştirilmiştir. Sansürlü sabit etkili panel regresyon modelleri James J. Heckman ve Thomas E. MaCurdy tarafından gerçekleştirilen 1980 yılındaki çalışmada ele alınırken sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelleri Jerry A. Hausman ve David A. Wise tarafından gerçekleştirilen 1979 yılındaki çalışmada öne sürülmüştür. Sansürlü yatay kesit ve sansürlü panel veriler üzerine öncü çalışmalar olan bu çalışmalarda geliştirilen yöntemler bilindiği gibi ortalamaya dayanmakta ve tek bir regresyon eğrisi tahmin etmektedir.

Roger Koenker ve Gilbert Bassett tarafından 1978 yılında yayımlanan çalışma regresyon modellerini ortalamanın ötesine taşıyan ekonometri literatüründe en öncü çalışmalardan biri olarak kabul edilmektedir. Bu çalışmada, ortalamaya dayanan regresyon modelleri kantil regresyon çerçevesinde tahmin edilmektedir. Ancak, bu çalışmada yatay kesit verideki sansür kavramı dikkate alınmamaktadır. Koenker ve Bassett (1978) çalışmasının yayımlanmasından 6-8 yıl sonra James L. Powell tarafından

yayımlanan çalışmalarda ise kantil regresyon modelleri sansürlü yatay kesit verileri dikkate alacak şekilde geliştirilmiştir.

Bu yıllara kadar yapılan çalışmalar, ortalamaya dayanan sansürlü yatay kesit ve panel regresyon modellerini ve sansürlü ve sansürlü yatay kesit verileri için geliştirilen kantil regresyon modellerini ele almaktadır. 2000'li yıllara gelindiğinde ise panel verinin derlenmesinin giderek yaygınlaşması ile kantil regresyon metodolojisi panel veri çerçevesinde geliştirilerek panel verilerin kantil regresyon yöntemi ile tahmini ele alınmaya başlanmıştır. Yatay kesit verisi için geliştirilen kantil regresyonda olduğu gibi bu modeller ilk olarak sansürü dikkate almayacak şekilde geliştirilmiştir.

Güncel literatüre bakıldığında ise panel kantil regresyon modellerini sansürü dikkate alacak şekilde geliştiren çalışmaların 2009 ve 2013 yılında gerçekleştirildiği tespit edilmiştir. Sansürlü tesadüfi etkili panel kantil regresyon modeli Huixia Judy Wang ve Mendel Fyngenson tarafından geliştirilirken sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli Antonio F. Galvao, Carlos Lamarche ve Luiz Renato Lima tarafından ele alınmıştır.

Şekil 9'da yer alan çalışmalar, bahsedilen modelleri literatürde ilk olarak ele alan çalışmaları içermektedir. İlgili modellere yönelik literatür diğer öncü çalışmalar tarafından ele alınarak modeller geliştirilmiştir. Doğrudan sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmini için mevcut literatürde toplam beş tahminci vardır. Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerini Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasından sonra ele alan diğer çalışma Tong Li ve Tatsushi Oka tarafından 2015 yılında gerçekleştirilirken son çalışma 2019 yılında Jin-young Choi ve Myoung-jae Lee tarafından gerçekleştirilmiştir. Bunun dışında, güncel literatürde doğrudan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için başka bir yöntem geliştirilmemiştir. Sansürlü tesadüfi etkili panel regresyon modelleri için ise Wang ve Fyngenson (2009) çalışmasından sonra L. Q. Xiao, B. Hou, Z. F. Wang ve Y. H. Wu tarafından 2015 yılında ele alınmış olup Wang ve Fyngenson (2009) çalışmasında önerilen tahminci üzerine geliştirme önerilmiştir. Sabit etkili modellerde olduğu gibi, mevcut literatürde tesadüfi etkili panel regresyon modellerinin tahmini için başka bir yöntem geliştirilmemiştir. Dolayısıyla, sansürlü panel kantil regresyon modeli gibi modellerde giderek karmaşılaşan verilerin ve kompleks ilişkilerin modellenmeye çalışılması nedeni ile literatür oldukça sınırlıdır²³.

Sansürlü panel kantil regresyon modelleri açıklanırken literatürde doğrudan sabit etkili modeller için Galvao, Lamarche ve Lima (2013), Li ve Oka (2015) ve Choi ve Lee (2019) olmak üzere üç, tesadüfi etkili modeller için ise Wang ve Fyngenson (2009) ve Xiao vd. (2014) olmak üzere iki çalışma gerçekleştirildiği gözlenmektedir. Sabit etkili modeller için geliştirilen yöntemlerden Li ve Oka (2015) ve Choi ve Lee (2019) çalışmalarında geliştirilen yöntemlerin önceki bölümlerde bahsedildiği üzere önemli kısıtları söz konusu olup yapı ve çıkarım olarak farklılık göstermektedir. Tesadüfi etkili

²³ Literatürde sansürlü panel kantil regresyon yöntemini farklı sorunlara çözüm bulma amacı ile geliştiren bazı çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmalar, ilgili yöntemi birimlerin analizden ayrılması ile panel veride veri düşmesi (dropping) meydana gelmesi (Lee 2010; Lee vd., 2018; Lee, Kong 2014), süre yapılarının modellenmesi (Harding, Lamarche 2012), dinamik ve çift yönlü Bayesyen modelleri (Kobayashi, Kozumi 2012; Lachos vd. 2015), ikili ilişkili (bivariate) bağımlı değişken (Smith vd. 2015), veride düzensiz takip (irregular follow-up) (Sun vd. 2016), tesadüfi ve bilgilendirici gözlenme zamanı (random and informative observing times) (Chen, Tang, Zhou 2016; Wang vd. 2018), ölçme hatası (Tian, Tang, Tian 2018) ve bileşik (composite) regresyon (Xiao, Wang, Wu 2018) gibi farklı alanlara uyarlamıştır. Bu çalışmalar, panel veride meydana gelen spesifik sorunlara çözüm bulma amacı ile sansürlü panel kantil regresyon yöntemi üzerinde değişikliklere giderek geliştirildiğinden bu tez kapsamında açıklanan genel yöntemler arasında ele alınmamıştır.

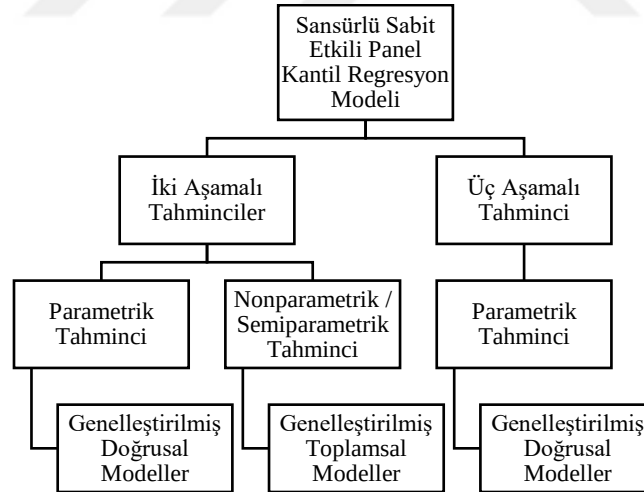
modeller için gerçekleştirilen Wang ve Fygenon (2009) ve Xiao vd. (2014) çalışmalarında önerilen yöntemlerin performanslarının ise oldukça benzer olduğu ispatlanmıştır. Dolayısıyla, tesadüfi etkili modeller için mevcut yöntemler üzerine simülasyon analizleri literatürde mevcuttur. Buna karşın, literatürde doğrudan sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için mevcut tek çalışma olan Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında önerilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin bazı panel veri setlerinin analizinde yetersiz kalabileceği tespit edilmiştir.

5.2. Tahmin Prosedürü

Açıklamaları takiben bu aşamada, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamaları için model önerisi geliştirilerek alternatif bir tahmin prosedürü önerilecektir.

5.2.1. İki ve Üç Aşamalı Tahminciler

Önceki bölümlerde detaylı olarak bahsedildiği üzere, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında iki ve üç aşamalı tahminciler geliştirilmiştir. Bu tahmincilerin ilk aşaması, panel verideki gözlemlerin sansürlenme durumunu ifade eden iki durumlu bağımlı değişkeninin (δ_{it}) modellenmesi ve sansürlenme olasılığının açıklayıcı değişkenler ile tahmin edilmesine dayanmaktadır. Bu sayede, panel verideki gözlemlerin sansürlenme olasılıkları tahmin edilerek sansürlenmeyen gözlemlerden oluşan bilgilendirici alt grup belirlenmektedir. İzleyen aşamalarda ise birinci aşamada tahmin edilen bilgilendirici alt grup için panel kantil tahmincileri uygulanarak tahmin sonuçları elde edilmektedir. Böylece, sansürlenmeye karşı robust sonuçlar elde edilmektedir. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin sınıflandırılması Şekil 10'daki gibidir.



Şekil 10: İki ve Üç Aşamalı Tahmincilerin Sınıflandırılması

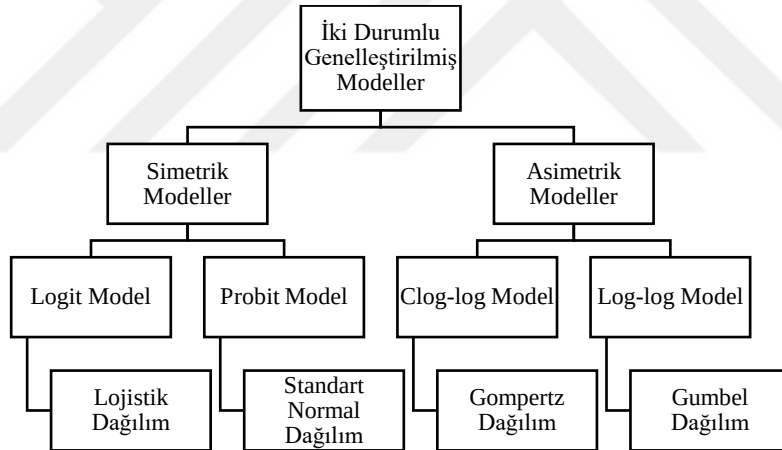
Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

İki aşamalı tahminciler, birinci aşamada tahmin edilen iki durumlu modelin yapısına göre parametrik ve nonparametrik/semiparametrik olarak iki gruba ayrılmaktadır. Parametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşamasında sansürlenme olasılığının tahmin edilmesi için GDM oluşturulurken nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşamasında GTM oluşturulmaktadır. Üç aşamalı tahmincinin ise birinci aşaması parametrik olup GDM tahmin edilmektedir.

Oluşturulan iki durumlu genelleştirilmiş modellerde (GDM ve GTM) bağımlı değişken, panel verideki gözlemin sansürlenmesi durumunda 0, sansürlenmemesi durumunda 1 olmak üzere iki değer almaktadır. Bu modellerde, bağımlı değişkenin tanımlanan gözlemleri hangi sıklıkta aldığı önem kazanmaktadır. Bazı araştırmalarda, bağımlı değişkenin 1 değerini alma sıklığı, 0 değerini alma sıklığına yakın olmakla birlikte bazı araştırmalarda bu sıklık farklı olabilir. Başka bir deyişle, analiz edilen verinin sansürlenme olasılığının ve bu olasılığın dağılımının değişim göstermesi muhtemeldir. İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamaları için ise panel veride yüksek veya düşük oranda sansürlenme meydana gelmesi durumunda iki durumlu bağımlı değişkenin 0 ve 1 kategorilerindeki sıklıkta değişime neden olacaktır. Bu durumda, genelleştirilmiş modellerin tahmini esnasında belirlenen bağlantı fonksiyonlarından hareketle varsayılan olasılık dağılımlarının simetri ve asimetrisi önem kazanmaktadır. Bu nedenle, genelleştirilmiş modeller dayandığı bağlantı fonksiyonlarının dağılımının yapısına göre simetrik ve asimetrik olarak sınıflandırılmaktadır.

5.2.2. Simetrik ve Asimetrik Genelleştirilmiş Modeller

Simetrik genelleştirilmiş modeller lojistik ve standart normal dağılım gibi simetrik dağılımlara dayanan logit ve probit modellerini içerirken, asimetrik genelleştirilmiş modeller Gumbel ve Gompertz gibi asimetrik dağılımlara dayanan log-log ve clog-log modellerini içermektedir. Genelleştirilmiş modellerin simetri ve asimetrik dağılım durumlarına göre detaylı sınıflandırması ve bağlantı fonksiyonları Şekil 11’de yer almaktadır.



Şekil 11: Genelleştirilmiş Modellerin Sınıflandırılması

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Genelleştirilmiş modeller, dağılımın simetrik ve asimetrik olmasına bağlı olarak simetrik ve asimetrik durumlu genelleştirilmiş modeller olarak sınıflandırılabilir. Simetrik genelleştirilmiş modellere logit ve probit modelleri örnek gösterilebilirken, asimetrik iki durumlu genelleştirilmiş modellere log-log ve clog-log modelleri örnek gösterilebilir. Şekil 11’de, bu modellerin altında hangi dağılımlardan faydalandıkları belirtilmiştir. Simetrik ve asimetrik genelleştirilmiş modelleri birbirinden ayıran fark, bağlantı fonksiyonlarında varsayılan dağılımların simetrik veya asimetrik yapıda olmasından kaynaklanmaktadır.

Bağımlı değişkenin 0 ve 1 değerlerini benzer sıklıkta aldığı ve olasılık dağılımlarının simetrik olduğu gözleniyorsa simetrik dağılımdan söz edilebilir. Buna karşın, bağımlı değişken 0 ve 1 değerlerini farklı sıklıkta alıyorsa ve olasılık dağılımları asimetrik ise asimetrik dağılım söz konusudur. Dolayısıyla,

bağımlı değişkenin 0 ile 1 değerlerini alma sıklıklarının birbirine yakın olması ve olasılık dağılımlarının simetrik olması durumunda simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan modeller ilişkiyi daha doğru modelleyebilirken sıklıkların eşitlikten uzaklaşması ve olasılık dağılımlarının asimetrik olması durumunda asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan modeller ilişkiyi daha doğru modelleyebilir. Bu durumda, bağımlı değişkenin gözlemleri 0 ve 1 değerleri arasında simetrik bir şekilde dağılıyorsa simetrik genelleştirilmiş modellerin, 0 ve 1 arasında asimetrik bir şekilde dağılıyorsa asimetrik genelleştirilmiş modellerin tercih edilmesi önem kazanmaktadır.

Genelleştirilmiş logit, probit, log-log ve clog-log modelleri için bağlantı fonksiyonları için sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\text{Logit: } g(\pi) = \ln\left\{\frac{\pi}{1-\pi}\right\} \quad (5.1)$$

$$\text{Probit: } \phi(\pi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(-\frac{1}{2}\pi^2\right)} \Rightarrow g(\pi) = \Phi^{-1}(\pi) \quad (5.2)$$

$$\text{Log-log: } g(\pi) = -\ln\{-\ln(\pi)\} \quad (5.3)$$

$$\text{Clog-log: } g(\pi) = \ln\{-\ln(1-\pi)\} \quad (5.4)$$

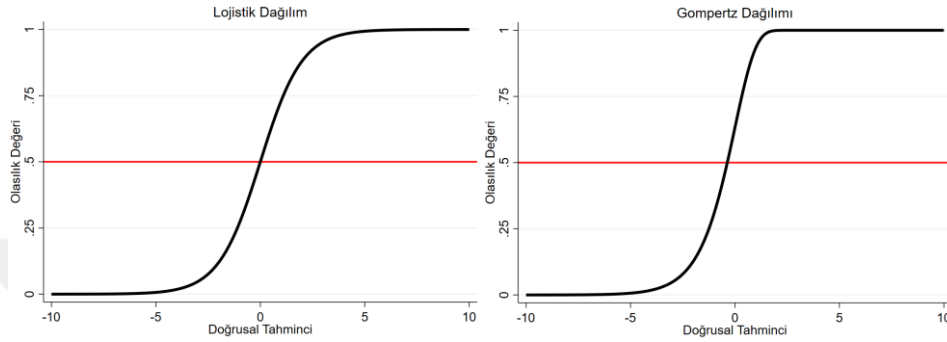
Simetrik (logit ve probit) genelleştirilmiş modeller bağlantı fonksiyonu olarak lojistik ve standart normal dağılım fonksiyonundan yararlanarak bağımlı değişkene dönüşüm uygulamaktadır. Buna karşın, asimetrik (log-log ve clog-log) genelleştirilmiş modeller bağımlı değişkeni bağlantı fonksiyonu olarak aşırı değer dağılımı (extreme value distribution) ailesine ait olan Gumbel ve Gompertz dağılımlarından hareketle dönüşüme tabii tutmaktadır. Simetrik ve asimetrik modellerde, yapılan dönüşüm sayesinde, olasılık değeri 0 ile 1 arasında değer alırken, doğrusal tahminci $\pm\infty$ arasında herhangi bir reel sayı değeri alabilmektedir. Ancak, simetrik dönüşümlerin aksine, asimetrik dönüşümlerde ortalama olasılık değeri 0,5 civarında simetrik değildir (Collett 1991: 55).

Simetrik modellerde, simetrik dağılımlara dayanmaları nedeni ile $probit(1-y) = -probit(y)$ ve $logit(1-y) = -logit(y)$ eşitlikleri söz konusudur ve bu modeller genellikle birbirine benzer sonuçlar vermektedir. Asimetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan log-log ve clog-log modelleri ise birbirinin tamamlayıcısı olarak bilinmektedir. Asimetrik dağılımlarda tamamlayıcı olma ile ifade edilen asimetri nedeni ile $loglog(1-y) = cloglog(y)$ eşitliği geçerlidir. Başka bir deyişle, Y bağımlı değişkeni Gompertz dağılımına uygunluk gösteriyorsa, $1-Y$ Gumbel dağılımına uygunluk gösterecektir.

Bağımlı değişkenin 0 ve 1 kategorilerindeki sıklığı eşit veya eşite yakın olarak simetrik dağılıyor ise logit bağlantı fonksiyonuna dayanan logit modeli veya probit bağlantı fonksiyonuna dayanan probit modelinin olasılık dağılımını daha doğru modelleyecektir. Buna karşın, bağımlı değişkenin kategorilerindeki sıklık eşitlikten uzak olarak asimetrik dağılıyor ve bağımlı değişkenin 0 kategorisindeki sıklığı daha fazla ise Gumbel dağılımına ve log-log bağlantı fonksiyonuna dayanan log-log modeli daha doğru sonuç vermesi beklenir. Bağımlı değişkenin 1 kategorisindeki sıklığı daha fazla ise Gompertz dağılımına ve clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan clog-log modeli daha iyi performans gösterecektir (Kömüryakan, Çağlayan-Akay 2022: 786). Dolayısıyla, ele alınan iki ve üç aşamalı tahminciler için matematiksel olarak panel veride sansürlenmenin yüksek olması durumunda

log-log modelinin daha iyi performans göstermesi beklenirken sansürlenmenin düşük olması durumunda clog-log modelinin daha iyi sonuç vermesi beklenir.

Bu tez kapsamında simetrik genelleştirilmiş modellerde literatürde sıklıkla kullanılan logit bağlantı fonksiyonu ve asimetrik dağılımlardan olup log-log bağlantı fonksiyonunun tamamlayıcısı olan clog-log bağlantı fonksiyonları ele alınacaktır. Nitekim, logit ve probit modelleri birbirine benzer sonuçlar sağlarken, log-log ve clog-log modelleri birbirinin ters durumlar için aynı sonuçları sağlamaktadır. Şekil 12’de, logit modelinin simetrik lojistik ve clog-log modelinin asimetrik Gompertz dağılımı yer almaktadır.



Şekil 12: Simetrik ve Asimetrik Dağılımlar

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 12’nin sol paneli logit modelinin tahmininde kullanılan simetrik lojistik dağılımını temsil ederken sağ paneli clog-log modelinin tahmininde kullanılan asimetrik Gompertz dağılımını temsil etmektedir. Şekil 12’nin dikey eksenleri olasılık değerlerini, yatay eksen ise -10 ile +10 arasında simüle edilmiş doğrusal tahmincinin değerlerini ifade etmektedir. Lojistik dağılımın şeklinden gözlemlendiği gibi, lojistik dağılım simetrik yapıdadır. Başka bir deyişle, bir doğrusal tahmincinin kırmızı çizgi ile ifade edilen 0,5 olasılığının aşağısında ve üzerinde değer olma olasılıkları simetriktir.

Gompertz dağılımının şekline göre ise clog-log modelinde olasılık değeri 1 değerine yaklaştığı hızda 0 değerine yaklaşmamaktadır. Başka bir deyişle, clog-log modelinde olasılık değeri 1 değerine hızlı ve keskin bir şekilde yaklaşmakla birlikte 0 değerine daha yavaş yaklaşmaktadır. Bu durumda, 0,5 olasılık değerinde yer alan referans çizgisine göre, doğrusal tahmincinin bu değer altında ve üstünde değer alma olasılıkları simetrik değildir. Dolayısıyla, Gompertz dağılımında asimetrik yapı söz konusu olup 0 ve 1 olasılık değerlerine yaklaşma hızı farklılık göstermektedir. Başka bir deyişle, doğrusal tahmincinin 0 değerini alma sıklığı daha yüksek iken 1 değerini alma sıklığı aynı olmayabilir.

5.2.3. Literatürdeki Yaklaşım ve Sınırlılıklar

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında sansürlenme olasılığının tahmini esnasında simetrik dağılıma ve bağlantı fonksiyonuna dayanan genelleştirilmiş modeller oluşturulmaktadır. Çalışmada, tahmincilerin birinci aşamalarında tahmin edilen iki durumlu genelleştirilmiş modeller için literatürde sıklıkla kullanılan ve simetrik olasılık dağılımı olan lojistik dağılıma dayanan logit bağlantı fonksiyondan hareketle analizler gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla, analizlerde panel veride yalnızca %50 civarında simetrik sansürlenme durumu dikkate alınmıştır.

Literatürde Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışması dışında parametrik iki aşamalı tahminciyi uygulamalı olarak ele alan tek çalışma olan Fell ve Kaffine (2018) çalışmasında ise benzer olarak simetrik dağılıma dayanan probit modeli tercih edilmiştir. Dolayısıyla, literatürdeki mevcut çalışmaların iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında sansürlenme durumunu ifade eden bağımlı değişkenin olasılık dağılımının simetrisine değinmediği, yalnızca simetrik oranda sansürlenmiş panel verileri dikkate aldığı ve sık kullanılan ve simetrik dağılımlara dayanan logit ve probit modellerini tercih ettiği belirlenmiştir. Bu nedenle, bu çalışmalarda dolaylı olarak panel verideki sansürlenme olasılığının dağılımın simetrik yani %50 civarında olduğu varsayılmakta ve sansürlenme olasılık dağılımının asimetrik ve %50'den uzak olduğu durum ele alınmamaktadır.

Genelleştirilmiş modellerin temelini oluşturan dağılımın ve bağlantı fonksiyonunun belirlenmesi model tahmin sürecinin en önemli adımlarını oluşturmaktadır. Teorik olarak bir bağlantı fonksiyonu, sütunları açıklayıcı değişken matrisini satırları katsayıların bağımlı değişkenin şartlı koşullu ortalamasını ifade eden tasarım matrisinde belirtilen modeli bağlayan fonksiyondur. Bağlantı fonksiyonları, belirlenen kümülatif dağılımdan hareketle model tahmini yapar. Bu nedenle, bağlantı fonksiyonunun doğru belirlenmesi genelleştirilmiş doğrusal regresyon modellerin tahmininde kritik önem taşımaktadır. Bağlantı fonksiyonu belirlenirken, dağılımın simetri ve asimetrik durumunun analiz edilmesi gerekmektedir.

Genelleştirilmiş modellerde, bağımlı değişkenin dağılımının simetrik olması durumunda, Y bağımlı değişkeninin açıklayıcı değişkenlere şartlı olarak 1 değerini alma olasılığı 0,5 ($\pi \cong 0,5$) olacaktır. Buna karşılık, olasılık değerinin (π) 0,5'ten küçük olması durumunda dağılım sağa çarpık, 0,5'ten büyük olması durumunda sola çarpık dağılım özelliği gösterecektir (Collett 1991: 20). Dolayısıyla, π olasılık değerinin 0,5'ten çok farklı bir değer alması durumunda dağılım simetrik olma özelliğini kaybedecektir. Bağlantı fonksiyonunun dağılıma uygun belirlenmemesi durumunda ise tahminciler sapmalı olacak ve parametre tahminlerinde ortalama hata kare değeri artış gösterecektir (Czado, Santner 1992: 230). Dolayısıyla, simetrik modellerdeki dağılımın simetrik olması varsayımı ihlal edildiğinde simetrik genelleştirilmiş modeller uygun olmayacaktır (Agresti 2002: 248).

Simetrik modellerin simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanması nedeniyle gözlemlerin 0 veya 1 değerinde daha fazla yığılma göstererek asimetrik bir dağılım göstermesi durumunda bu modeller dağılımın simetrik olduğunu varsaydığı için ilişkiyi doğru yakalayamayabilir. Dolayısıyla, iki durumlu bağımlı değişken açıklayıcı değişkenlerin bir fonksiyonu olarak, 1 değerine yaklaşmasından farklı bir oranda 0'a yaklaşıyor (ve tersi) ise simetrik bağlantı fonksiyonları bu model tahmini için uygun olmayacaktır (Chen, Dey, Shao 1999: 1172). Bu aşamada, asimetrik genelleştirilmiş modellere ihtiyaç duyulacaktır. Buna göre, 0 ile 1 gözlemleri arasında önemli bir eşitsizlik olduğunda asimetrik genelleştirilmiş modeller nadir sonuçları içeren bu bağımlı değişkenin modellenmesi için daha uygun olacaktır (Hardin, Hilbe 2018: 236).

Simetrik genelleştirilmiş modellere literatürde sıklıkla rastlanılmaktadır. Bu modeller, genelleştirilmiş modeller ailesinin iki durumlu modeller dalına aittir. Asimetrik modeller de aynı aileye ait olmakla birlikte, literatürde simetrik modeli kadar sık kullanılmamaktadır. Buna karşın, bu modellerin literatürde daha sık kullanılması asimetrik dağılım söz konusu olduğunda bir gerekliliktir. Simetrik ve

asimetrik modellerden hangisinin analiz edilen veri yapısına daha uygun olduğuna yapılan önsel değerlendirmeden ve bilgi kriterlerinden hareketle karar verilebilir²⁴.

Bilindiği gibi, analiz edilen veri setlerindeki sansürlenme oranları analiz edilen araştırma konularına göre oldukça farklılık göstermektedir. Bazı çalışmalarda sansürlenme oranının %50'nin altında olarak düşük (weak censoring) olduğu belirlenirken bazı çalışmalarda ise sansürlenme oranının yüksek yani %50'nin üzerinde olduğu tespit edilmektedir. Dolayısıyla, farklı konulara ait panel veri setlerinin analiz edildiği modellerde sansürlenme olasılığını ifade eden bağımlı değişkenin 0 ve 1 olarak tanımlanan değerleri alma sıklığının her zaman benzer olduğunun ve sansürlenme olasılık dağılımlarının simetrik olduğunun varsayılması gerçekçi olmayabilir. Ancak, simetri ve asimetri kavramı dikkate alınmadan gerçek olasılık dağılıma uzak olarak varsayılan bir dağılımdan hareketle model tahminlerinin gerçekleştirilmesi tahmin sonuçlarının geçerliliği ve güvenilirliğini etkileyebilir. Başka bir deyişle, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında tahmin edilen ve sansürlenme durumunu ifade eden iki durumlu bağımlı değişkenin 0 ve 1 kategorilerindeki sıklığının benzer ve panel verideki sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik olduğunun varsayılması gerçek veriler için kısıtlayıcı olabilir. Bağımlı değişkenin 0 ve 1 kategorilerindeki sıklığının farklılaşması ve panel verideki sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik yapı göstermesi durumunda simetrik bağlantı fonksiyonlarından hareketle tahmin yapılması ise tahmincilerin performanslarını etkileyecektir.

5.2.4. Önerilen Model ve Tahminci

Bu tez kapsamında, literatürdeki bu yaklaşım ve sınırlılıktan yola çıkarak literatürde ilk kez iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamasında tahmin edilecek modelde sansürlenme olasılıklarının dağılımlarının simetri ve asimetri durumlarını dikkate almanın önemi vurgulanmaktadır. Başka bir deyişle, analiz edilen panel veri setinde sansürlenme durumunun sıklığının %50'den uzaklaşması ve sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik yapı göstermesi durumunda iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamasında asimetrik geliştirilmiş modellerin tahmin edilmesi önerilmektedir. Bu sayede, asimetrik olarak sansürlenmiş panel veriler için performansı daha yüksek bir tahminci önerilerek literatüre katkı sağlanması amaçlanmaktadır.

Parametrik iki aşamalı ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşaması için önerilen GDM ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin birinci aşaması için önerilen GTM sırasıyla aşağıdaki denklemlerde yer almaktadır.

$$g(\delta_{it}) = z_{it}'\alpha + x_{it}'\gamma \quad (5.5)$$

$$g(\delta_{it}) = z_{it}'\alpha + f(x_{it}|\gamma) \quad (5.6)$$

Oluşturulan geliştirilmiş modeller için literatürdeki çalışmalarda kullanılan logit bağlantı fonksiyonu ve ters bağlantı fonksiyonu tanımlamaları π sansürlenme durumunu ifade eden δ_{it} bağımlı değişkeni için şartlı olasılığı temsil etmek üzere aşağıdaki gibidir.

$$g(\pi) = \eta = \ln \left\{ \frac{\pi}{(1 - \pi)} \right\} \quad (5.7)$$

²⁴ Bağlantı fonksiyonları ve karşılaştırma kriterleri hakkında detaylı bilgi için bkz. Kömüryakan ve Çağlayan-Akay (2022).

$$\pi = g^{-1}(\eta) = \frac{e^{\eta}}{(1 + e^{\eta})} \quad (5.8)$$

Bu tez çalışmasında, asimetrik olarak sansürlenmiş panel veriler için önerilen clog-log bağlantı ve ters bağlantı fonksiyonu tanımlamaları ise

$$g(\pi) = \eta = \ln\{-\ln(1 - \mu)\} \quad (5.9)$$

$$\pi = g^{-1}(\eta) = 1 - e^{[-e^{\eta}]} \quad (5.10)$$

şeklinde. Bu bağlamda, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamasında sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik olması durumunda simetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki durumlu genelleştirilmiş modellerin, sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olması durumunda ise asimetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki durumlu genelleştirilmiş modellerin oluşturulması önerilmektedir. Bu sayede, sansürlenme olasılığındaki simetri veya asimetri kavramları dikkate alınmış olması ile belirlenen dağılımlardan hareketle daha doğru sonuçların elde edilmesi ve tahmincilerin gücünün artırılması beklenmektedir.

Bu tez çalışmasında, farklı sansürlenme olasılıklarına sahip panel verilere yönelik alternatif ve daha güçlü bir tahmin prosedürünün önerilmesi ile güncel literatüre katkı sağlanması hedeflenmektedir. Bu sayede, sansürlenme olasılığının uygun dağılım ve bağlantı fonksiyonundan hareketle tahmin edilerek olasılıklarının daha doğru belirlenmesi ile sansürlenme alanının hesabının daha doğru tespit edileceği düşünülmektedir. Böylece, panel verideki sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olması durumunda bu asimetriyi dikkate alan bağlantı fonksiyonlarının kullanılmasının tahmincinin gücünü artırması beklenmektedir. Bu sayede, araştırmacılara sansürlü panel verileri kantil regresyon çerçevesinde modelleme esnasında sansürlenme olasılığının dağılımına karar verme aşamasında simetri ve asimetri kavramlarını dikkate alma noktasında araştırmacılara rehberlik edilmesi amaçlanmaktadır.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında iki ve üç aşamalı tahmincilere yönelik asimptotik çıkarımlar gerçekleştirilirken sansür değerinin ve birinci aşamalardaki eğilim puanı fonksiyonlarının belirlenmesi esnasında Chernozhukov ve Hong (2002) ve Tang vd. (2012) çalışmalarındaki yapılar benimsenmiştir. İki ve üç aşamalı tahminciler için asimptotik çıkarımlar birinci aşamada tahmin edilen genelleştirilmiş modellerin yapısından bağımsız olarak belirlenmektedir. Ek olarak, çalışma kapsamında tahmincilerin ilk aşamalarında farklı yapıda modellerin de kullanılabileceği vurgulanmaktadır (bkz. Galvao, Lamarche, Lima 2013: 1077). Buna istinaden, literatürde ilk aşamalarda farklı yapıda modellerin kullanıldığına da rastlanılmıştır (bkz. Fell, Kaffine 2018). Bu nedenle, bu tez kapsamında önerilen birinci aşamada tahmin edilen genelleştirilmiş modeller için asimetrik bağlantı fonksiyonlarının kullanılması durumu için Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında gerçekleştirilen asimptotik çıkarımların geçerli olacağı belirlenmiştir.

5.3. Simülasyon Tasarımı

Bu tez kapsamında, literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında geliştirilen iki ve üç aşamalı tahminciler için gerçekleştirilecek olan simülasyon analizlerinde literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak beş durum ele alınacaktır. Bu durumlar,

- Tahmincilerin ilk aşamasında simetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan genelleştirilmiş modellerin yanı sıra asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan genelleştirilmiş modellerin tahmin edilmesi,
- Sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik olduğu panel verinin yanı sıra sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olduğu zayıf sansürlenmiş panel verinin oluşturulması,
- Yüksek birim sayısına sahip panel verinin oluşturulması,
- Zaman boyutunun kısa, orta ve uzun olduğu panel verinin belirlenmesi,
- Kantillerin sağ ve sol kuyrukta uç değerlerinin eklenmesi

şeklinde özetlenebilir. Simülasyon analizleri boyunca bu durumların ele alınabilmesi için çeşitli senaryolar oluşturulmuştur.

Önceki bölümlerde detaylı açıklandığı gibi, sabit etkili sansürlü panel kantil regresyon modellerinin tahmini için üç aşamalı, parametrik iki aşamalı ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminci olmak üzere üç tahminci mevcuttur. İki aşamalı ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarında, panel veride mevcut olan sansür dikkate alınarak sansürlenme olasılığı tahmin edilmektedir. İki ve üç aşamalı tahmincilerin panel veri kapsamında geliştirildiği Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında panel verinin -0,95 ve -1,45 değerlerinde yaklaşık %40-50 oranında sansürlendiği senaryolar için iki aşamalı tahmincilerin ilk aşamasında simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM ve GTM tahmin edilirken üç aşamalı tahmincinin ilk aşamasında simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM tahmin edilmektedir. Bu tez kapsamında ise panel veride sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik yapıda olması durumunda simetrik bir dağılım olan lojistik dağılımının tahmincilerin ikinci adımda tahmin edilecek bilgilendirici alt grubu doğru belirleyemeyebileceği ifade edilmektedir. Bu nedenle, tahmincilerin ilk aşamasında asimetrik dağılıma uygunluk gösteren yapıların dikkate alınması önerilmektedir. Buna uygun olarak simülasyon analizlerinde, sansürlenmenin %50 oranında simetrik olarak dağıldığı senaryonun yanı sıra sansür değeri -10'a çekilerek sansürlenmenin %20 oranında asimetrik olarak dağıldığı senaryo oluşturularak simülasyon analizleri gerçekleştirilecek ve tahmincilerin performansları karşılaştırılacaktır.

Simülasyon çalışmaları boyunca toplam altı senaryo ele alınacaktır. İlk üç senaryoda yaklaşık %50 oranında simetrik sansürlenmenin söz konusu olduğu kısa, orta ve uzun zaman boyutuna sahip panel veriler için simülasyonlar gerçekleştirilirken son üç senaryoda kısa, orta ve uzun zaman boyutuna sahip panel verideki sansürlenmenin yaklaşık %20 oranında olup zayıf asimetrik sansürlenme durumu dikkate alınmaktadır. Bu sayede, literatürde ilk kez uygulamalı araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan zayıf sansürlenmiş panel veriler için geliştirilen ve önerilen tahmincilerin performansı üzerine bulgular değerlendirilecektir.

Panel verinin zaman boyutunun büyüklüğü kantil regresyon prosedürlerinde oldukça önemlidir. Buna istinaden, bu tez kapsamında sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik ve asimetrik yapısının yanı sıra farklı zaman boyutlarına sahip panel veriler için model seçim prosedürü önerilmek amaçlanmaktadır. İki ve üç aşamalı tahmincilerin geliştirildiği Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında gerçekleştirilen simülasyon analizlerinde panel verinin birim boyutunun 100, zaman boyutlarının ise 15 ve 50 olduğu senaryoların oluşturulduğu gözlenmektedir. Bu tez kapsamında ise panel verinin zaman boyutunun kısa ($T = 5$), orta ($T = 15$) ve uzun ($T = 50$) olduğu durumlar ayrı ayrı ele alınacaktır. Oluşturulan tüm senaryolar panel verinin birim boyutunun büyük ($N = 300$) olduğu durumlar için değerlendirilecektir.

Bu tez kapsamında, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasından farklı olarak panel verinin birim boyutunun yüksek tutularak zaman boyutunun kısa, orta ve uzun olduğu senaryolarının oluşturulmasının nedeni mikro panel verilerde genellikle birim sayısının fazla, zaman boyutunun ise kısa olduğu yapıda panel veriler olmalarıdır. Buna karşın, bilindiği gibi, klasik ve sansürlü panel kantil regresyon modelleri panel verinin zaman boyutunun uzunluğuna karşı oldukça duyarlıdır. Bu nedenle, tahmincilerin asimptotik çıkarımları genellikle zaman boyutunun uzun olduğu durumlar için yapılmaktadır. Bu tez kapsamında ise mevcut ve önerilen tahmincilerin kısa, orta ve uzun zaman boyutuna sahip panel verilerdeki performanslarının karşılaştırılması amacı ile panel verinin üç farklı yapıdaki zaman boyutu için simülasyonlar gerçekleştirilecektir. Bu sayede, literatürde ilk kez kısa zaman boyutuna sahip panel verilerde sansürlü panel kantil regresyon modelinin gücü tartışılacaktır.

Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasının simülasyon analizlerinde 25. ve 50. kantiller dikkate alınmaktadır. Bu tezde gerçekleştirilecek olan simülasyon analizlerinde ise 25. ve 50. kantillerin yanı sıra daha düşük ve yüksek kantiller de dikkate alınacaktır. Simülasyonlar, 10., 25., 50., 75. ve 90. kantiller için gerçekleştirilecektir. Bu kantiller sırasıyla Q10, Q25, Q50, Q75 ve Q90 olarak isimlendirilmektedir. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasından farklı olarak Q10, Q75 ve Q90 kantillerinin analiz edilmesi ve daha geniş bir kantil aralığı için simülasyon bulgularının değerlendirilmesi ile literatüre katkı sağlanması amaçlanmaktadır. Son olarak, tüm simülasyonlar 500 tekrar (iterasyon) ile gerçekleştirilecektir.

Simülasyonlar gerçekleştirilirken karşılaştırma yapabilmek amacı ile çoğunlukla Galvao, Lamarche ve Lima (2013: 1079) çalışmasında önerilen simülasyon tasarımı benimsenmekle beraber, sansürlenme olasılığının asimetrik olması durumu için simülasyon tasarımında değişiklikler yapılacak ve geliştirilen tahminciler eklenecektir. Simülasyon analizlerinde analiz edilecek gizil değişken için model,

$$y_{it}^* = \alpha_i + \beta_1 x_{1,it} + \beta_2 x_{2,it} + [1 + (x_{1,it} + x_{2,it} + x_{1,it}^2 + x_{2,it}^2)\sigma]\varepsilon_{it} \quad (5.11)$$

$$\varepsilon_{it} \sim iidN(0,1)$$

şeklinde oluşturulmaktadır. Modelde, α_i birim etkileri, $x_{1,it}$ ve $x_{2,it}$ açıklayıcı değişkenleri, β_1 ve β_2 açıklayıcı değişkenlerin katsayılarını, ε_{it} panel hata terimini ve σ , hata terimindeki değişen varyansın derecesini temsil etmektedir. Simülasyon analizlerinde, değişen varyansın derecesi 0,05 olarak tanımlanmaktadır. Dolayısıyla, değişen varyansa sahip bir ekonometrik model dikkate alınacaktır. Açıklayıcı değişkenler için β_1 ve β_2 katsayıları ise sırasıyla 10 ve -2 olarak belirlenmiştir. x_{it} açıklayıcı değişkenleri $\|x_{it}\|_\infty < 2$ olarak tanımlanan budanmış standart normal dağılımlardan hareketle oluşturulmuştur²⁵. Gizil değişken için oluşturulan sabit etkili panel regresyon modelinde birim sabit etkiler açıklayıcı değişkenlerin zaman boyutunun toplamının 0 ortalama ve 1 varyans ile normal dağılan bir sabitin toplamı olmak üzere aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\alpha_i = v_i + \varphi \sum_{t=1}^T (x_{1,it} + x_{2,it}) \quad (5.12)$$

$$v_i \sim N(0,1)$$

²⁵ Açıklayıcı değişkenler için tanımlanan $\|x_{it}\|$, Öklid normunu tanımlamaktadır. Öklid normu temel olarak, açıklayıcı değişkenlerin uzaydaki koordinatlarının karelerinin toplamının karekökünü ifade etmektedir.

Simülasyon analizlerinde sansür noktasının sabit olduğu varsayılmaktadır. Soldan sansürlenene y_{it} gözlenemeyen sansürlü değişken aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$y_{it} = \max(y_{it}^*, c_1) \quad (5.13)$$

Burada, c_1 soldan sansür değerinin tanımlanmasından hareketle panel verideki sansürlenme oranı belirlenebilmektedir. Buna göre, yaklaşık %50 oranında sansürlü panel veriler için simülasyon analizleri gerçekleştirilirken soldan sansür değeri -0,95 olarak tanımlanmaktadır. Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, $\delta_{it} = 1(y_{it}^* > c)$ olarak tanımlanan ve sansürlenene ve sansürlenmeyen gözlemlerin frekanslarını ifade eden bu değişken iki durumlu bir değişkendir. Simülasyon analizlerinde, $\delta_{it} = 1(y_{it}^* > -0,95)$ olması durumlarında veride yaklaşık %50 oranında sansürlenme meydana gelmektedir. %50'den daha uzak bir oranda sansürlü panel veriler için simülasyon analizleri gerçekleştirilirken ise soldan sansür değeri -10 olarak tanımlanmaktadır. $\delta_{it} = 1(y_{it}^* > -10)$ olması durumunda veride yaklaşık %20 oranında sansürlenme meydana gelmektedir.

Tez boyunca, panel verinin yaklaşık %50 oranında sansürlenmesi ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının simetrik dağılıma uygunluk göstermesi durumu *simetrik sansürlenme* olarak ifade edilirken panel verinin yaklaşık %20 oranında sansürlenme ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının asimetrik dağılıma uygunluk göstermesi durumu ise *asimetrik sansürlenme* durumu olarak ifade edilecektir.

Simülasyon analizleri için oluşturulan modeller toplamda sekiz tahminci ile tahmin edilecektir. Bu tahminciler sırasıyla, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonlarına dayanan simetrik ve asimetrik parametrik üç aşamalı tahminciler, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonlarına dayanan simetrik ve asimetrik parametrik iki aşamalı tahminciler, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonlarına dayanan simetrik ve asimetrik nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler, Omniscient tahmincisi ve Naive tahminci olarak sıralanmaktadır²⁶. Simülasyon analizlerinde clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan iki ve üç tahmincilerin literatürde ilk kez analiz edilmesi ile literatüre katkı sağlanması beklenmektedir. Simülasyon analizlerinde, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasını takiben, iki aşamalı tahminciler için Denklem 4.60'ta tanımlanan c_N , $c_N = \frac{q}{\sqrt[5]{N * T}}$ olmak üzere kantil değerinin gözlem sayısının beşinci kareköküne bölünmesi şeklinde tanımlanmaktadır. Üç aşamalı tahminci için ise Denklem 4.60'ta yer alan d ise $(0, q)$ arasında değer alacak şekilde tanımlanmaktadır.

Teorik açıklamalardan farklı olarak karşılaştırma amacı ile eklenen tahminciler Omniscient ve Naive tahmincileridir²⁷. Simülasyon analizlerine dahil edilen diğer tahminciler olan Omniscient ve Naive

²⁶ Teorik açıklamalarda bahsedilen simetrik genelleştirilmiş modeller için probit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminci yakınsamayı sağlayamadığı için simülasyon analizlerine dahil edilmemiştir. Nitekim, probit modelinin sonuçlarının logit modelinin sonuçları ile benzer olacağı düşünülmektedir. Asimetrik genelleştirilmiş modeller için log-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminci ise clog-log modeli ile tümleyen yapıda olduğu için simülasyon analizlerinde yer almamaktadır. Tümleyen yapı sayesinde $\log\log(1 - y) = \log\log(y)$ eşitliğinden hareketle clog-log modeli ile log-log modeli için analizler gerçekleştirilebilir. Dolayısıyla, sansürlenmenin %50'den yüksek olduğu senaryoda matematiksel olarak clog-log modelinin tamamlayıcısı olan log-log modelinin uygun sonuç vermesi beklenmektedir.

²⁷ Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında, logit bağlantı fonksiyonuna dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin yanı sıra Omniscient, Naive ve Powell (1984; 1986) tahmincileri genel simülasyon analizlerine dahil edilmiştir. Bu tez kapsamında ise Powell (1984; 1986) tahmincisinin tahmincisi bahsedilen kısıtlamaları ve panel veri yapısını dikkate almaması sebebi ile simülasyon analizlerine dahil edilmemiştir. Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında ek olarak, yüksek birim sayısı için logit modeli ile doğrusal olasılık modelinin sonuçları karşılaştırılmıştır. Ancak, bu modelin modelde değişen varyans sorununun olması, hata terimlerinin dağılımının Binom dağılımına uygunluk göstermesi nedeni ile merkezi limit teoreminin geçerli

tahmincileri daha önce Wang ve Fygenon (2009) ve Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmalarında karşılaştırma amacı ile simülasyon analizlerine dahil edilmektedir. Omniscient tahmincisi gizil değişkenin (y_{it}^*) bilgisine sahip olunduğunun varsayıldığı ideal tahminci olarak ifade edilebilir. Bu tahminci için gizil değişkenin bilgisinin mevcut olduğu varsayıldığından gözlenen değişken (y_{it}) için oluşturulan model yerine doğrudan Denklem 5.11'deki model tahmin edilmektedir. Bu nedenle, gerçek verilerde uygulanamayacak olan en güçlü tahminci olarak ifade edilebilir. Bu tahmincinin karşıt bir alternatifi olarak ise Naive tahminci ele alınabilir. Bu tahminci, panel verideki sansürü dikkate almayan ve gözlemlerin sansürlenmediğini varsayan bir tahminci olarak ifade edilebilir. Bu nedenle, ideal olmayan ve sapmanın en büyük olmasının beklediği tahmincidir. Bu tahminci ile gözlenen değişken sansür bilgi dahil edilmeden doğrudan tahmin edilmektedir. Naive tahmincisinin simülasyon analizlerine dahil edilmesi ile sansürlenmenin dikkate alınmaması durumunda sonuçlarda meydana gelecek sapma belirlenebilmektedir.

5.4. Karşılaştırma Kriterleri

Simülasyon analizlerinde, simülasyona dahil edilen tahmincilerin performanslarını karşılaştırmak ve oluşturulan simülasyon senaryolarına göre en iyi performansa sahip tahmincinin belirlenmesi için bazı kriterler hesaplanmaktadır. Bilgi kriterleri olarak isimlendirilen bu kriterler, tahmin edilen ekonometrik modelin verilere ne kadar iyi uyduğunu temsil eden bir ölçülerdir.

Bilindiği gibi, iki aşamalı tahminciler parametrik ve nonparametrik/semiparametrik olarak iki gruba ayrılmakta ve bu tahmincilerin ilk aşamalarında sırasıyla GDM ve GTM tahmin edilmektedir. Üç aşamalı tahmincinin ilk aşamasında ise GDM tahmin edilmektedir. Simülasyon analizlerinde ilk olarak iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarında tahmin edilen GDM ve GTM için bazı bilgi kriterleri paylaşılarak literatürde ilk kez sansürlenme olasılıklarının modellenme performansları karşılaştırılacaktır. Ardından, tahmin edilecek iki ve üç aşamalı, Omniscient ve Naive tahmincileri için tüm aşamaların sonunda bazı bilgi kriterleri hesaplanarak tahmincilerin performansları karşılaştırılacaktır.

5.4.1. Genelleştirilmiş Modellerin Karşılaştırma Kriterleri

Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler ve üç aşamalı tahminci için GDM ve GTM tahmin edilmektedir. Bu tez kapsamında önerildiği üzere, sansürlenme olasılıklarının modellendiği bu aşamalarda sansürlenmenin asimetric yapı göstermesi durumunda asimetric bağlantı fonksiyonlarına dayanan GDM ve GTM tahmincilerinin daha iyi sonuç vermesi beklenmektedir.

olmaması, belirlilik katsayısının geçerli bir ölçü olmaması ve en önemlisi bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenlere koşullu olarak hesaplanan olasılık değerlerinin açıklayıcı değişkenlerin etkisinin baştan sona sabit dolayısıyla doğrusal kabul edilmesi nedeni ile her zaman 0 ve 1 aralığında değer almaması gibi bazı kısıtları söz konusudur (Güriş, Çağlayan-Akay 2018: 665). Bu nedenle, doğrusal olasılık modeli bu tez kapsamında simülasyon analizlerine dahil edilmemiştir. Son olarak, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında iki ve üç aşamalı tahmincilerin son aşamasında cezalandırılmış tahmincinin de kullanılabileceği ifade edilmektedir. Ancak, önceki bölümlerde ele alındığı gibi, cezalandırılmış tahmincinin ayar parametresinin seçimi üzerine resmi bir prosedürün olmaması, hata terimlerinin normal dağıldığının varsayılması ve birim etkilerin konum kaydırma etkisine sahip olarak kantiller boyunca etkisinin aynı kaldığının varsayılması gibi bazı sınırlılıkları söz konusudur. Bu nedenle, cezalandırılmış tahminci simülasyon analizleri kapsamına dahil edilmemiştir. Bu tahminciler yerine simülasyon analizlerinde Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasından farklı olarak asimetric bağlantı fonksiyonuna dayanan iki ve üç aşamalı tahminciler yer almaktadır.

Tahmin edilen bu modellerin performanslarının karşılaştırılması ve simetrik ve asimetrik yapılarda modellerin güçlerinin analiz edilebilmesi için bazı karşılaştırma kriterleri hesaplanmaktadır.

Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler ve üç aşamalı tahminci için hesaplanan karşılaştırma kriteri sapma olarak da tanımlanabilen uygunsuzluk (deviance) kriteridir. Bu kriter tahmin edilen modellerin uyumunu ölçen bir ölçüdür. Bu ölçü ile tahmin edilen model ile tam olarak belirlenmiş model arasındaki fark ölçülmektedir. Tam olarak belirlenmiş model, tam uygunluk sağlayan veya ideal model olarak tanımlanmaktadır²⁸. L logaritmik benzerlik fonksiyonunu ve f ve i indisleri sırasıyla tahmin edilen ve ideal modeli temsil etmek üzere uygunsuzluk istatistiği aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$\Delta = D = -2 \log \left(\frac{\hat{L}_f}{\hat{L}_m} \right) = -2 [\log \hat{L}_f - \log \hat{L}_m] \quad (5.14)$$

Uygunsuzluk ölçüsü hesaplanırken, iki benzerlik fonksiyonunun karşılaştırılması için maksimize edilmiş benzerlik fonksiyonlarının oranını çıkarıp -2 ile çarpılmaktadır. Denklemden yer alan formül, geliştirilmiş model tahmin edilirken belirlenen dağılım ve bağlantı fonksiyonlarından hareketle güncellenerek EÇB fonksiyonundan hareketle hesaplanmaktadır (Hardin, Hilbe 2018: 85). Tanımlanan uygunsuzluk ölçüsü, tahmin edilen model ile tam olarak belirlenmiş model arasındaki farkı ölçerek belirlenen modelin verilere tam uygunluk sağlayan ideal modelden ne kadar uzaklaştığını ölçmektedir. Dolayısıyla, tahmin edilen modellerin uygunsuzluk ölçüleri karşılaştırılarak ideal modelden uzaklaşma ölçüsü en düşük olan model belirlenebilir. Bu modelin, diğer modellerden daha iyi sonuç vermesi beklenmektedir.

Parametrik iki aşamalı ve üç aşamalı tahminciler arasında performans karşılaştırması yapabilmek için ek olarak Akaike (1973) çalışmasında geliştirilen ve AIC kriteri olarak isimlendirilen kriter hesaplanabilir. AIC, tahmin edilen modelin parametre sayısı ve logaritmik benzerlik fonksiyonundan hareketle hesaplanarak modelin uyumunu analiz etmektedir. Bu kriter, L logaritmik benzerlik fonksiyonunu, k tahmin edilen parametre sayısını ve f indisi tahmin edilen modeli temsil etmek üzere aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$AIC = -2k - \ln(\hat{L}_f) \quad (5.15)$$

AIC bilgi kriteri, model seçimlerinde kullanılan en yaygın bilgi kriterlerinden biridir ve hesaplanan AIC kriterlerinden en düşük kritere sahip olan model tahmin edilen modeller arasında veriyi daha iyi modelleyen modeli ifade etmektedir.

5.4.2. Tahmincilerin Karşılaştırma Kriterleri

Simülasyon tasarımı kapsamında tahmin edilecek tüm tahminciler için tüm aşamaların sonunda literatürdeki Wang ve Fygenon (2009) ve Galvao, Lamarche ve Lima (2013) gibi temel çalışmalar

²⁸ Tam olarak belirlenmiş model, panel verideki her bir gözlem için ayrı bir parametre içeren modeldir. Dolayısıyla, gözlem sayısı kadar açıklayıcı değişkene sahiptir. Bu model tahmin edilen diğer modellerin uyumunun analizi için bir temel oluşturmaktadır.

takip edilerek sapma (bias) ve ortalama hata karelerinin karekökü (root mean square error: RMSE) kriterleri hesaplanarak tahmincilerin performansları karşılaştırılacaktır.

Tahmincilerin performanslarının karşılaştırılması için hesaplanan sapma değeri, simülasyon çalışmalarında önceden tanımlanan katsayı değerleri ile simülasyon analizleri sonucunda tahmincilerden hareketle hesaplanan tahmini katsayı değerleri arasındaki mutlak farkı temsil etmektedir. Bu fark aşağıdaki eşitlikte ifade edilmektedir.

$$Sapma = |\beta - \hat{\beta}| \quad (5.16)$$

Gerçek verilerle gerçekleştirilen uygulamalı araştırmalarda β parametresinin gerçek değeri bilinmemektedir. Ancak, simülasyon analizlerinde β parametresinin gerçek değeri önceden tespit edildiğinden simülasyon analizleri sonucunda tahmin edilen $\hat{\beta}$ parametresi ile β parametresinin gerçek değeri arasındaki farktan hareketle tahmincinin performansına yönelik bilgi edinilebilir. Buna göre, simülasyon sonuçlarından elde edilen $\hat{\beta}_1$ ve $\hat{\beta}_2$ katsayıları 10 ve -2 olarak tanımlanan β_1 ve β_2 katsayıları ile karşılaştırılıp ortalama alınarak mutlak ortalama sapma değeri hesaplanabilir²⁹.

Diğer karşılaştırma kriteri olan RMSE ise tahmin sonuçlarından elde edilen artık karelerinin toplamının karekökünün hesaplanması ile elde edilen istatistiktir. Bu hesaplama aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\hat{y}_{it} - y_{it})^2}{N * T}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (e_{it})^2}{N * T}} \quad (5.17)$$

Eşitlikte, N panel verideki birim sayısını, T panel verideki zaman boyutunu, y_{it} gözlenen bağımlı değişkeni, $\hat{y}_{it}$ gözlenen bağımlı değişkenin tahmini değerini, e_{it} ise artıkları temsil etmektedir. Buna göre, gözlenen bağımlı değişkenin tahmini değeri ile gözlenen bağımlı değişkenin değerleri arasındaki farklılığı ifade eden artıkların kareleri toplamının karekökünün alınması ile RMSE kriteri hesaplanmaktadır. Bu kriterin en düşük hesaplandığı tahmincilerin daha başarılı olduğu ifade edilmektedir.

Sonuç olarak, iki ve üç aşamalı tahminciler için hesaplanan uygunsuzluk ve AIC kriterlerinden hareketle ilk aşamadaki sansürlenme olasılığının modellenmesinin performansı değerlendirilirken, sapma ve RMSE kriterlerinin hesaplanması ile iki ve üç aşamalı, Omniscient ve Naive tahmincilerinin performansları karşılaştırılabilmektedir.

5.5. Simülasyon Bulguları

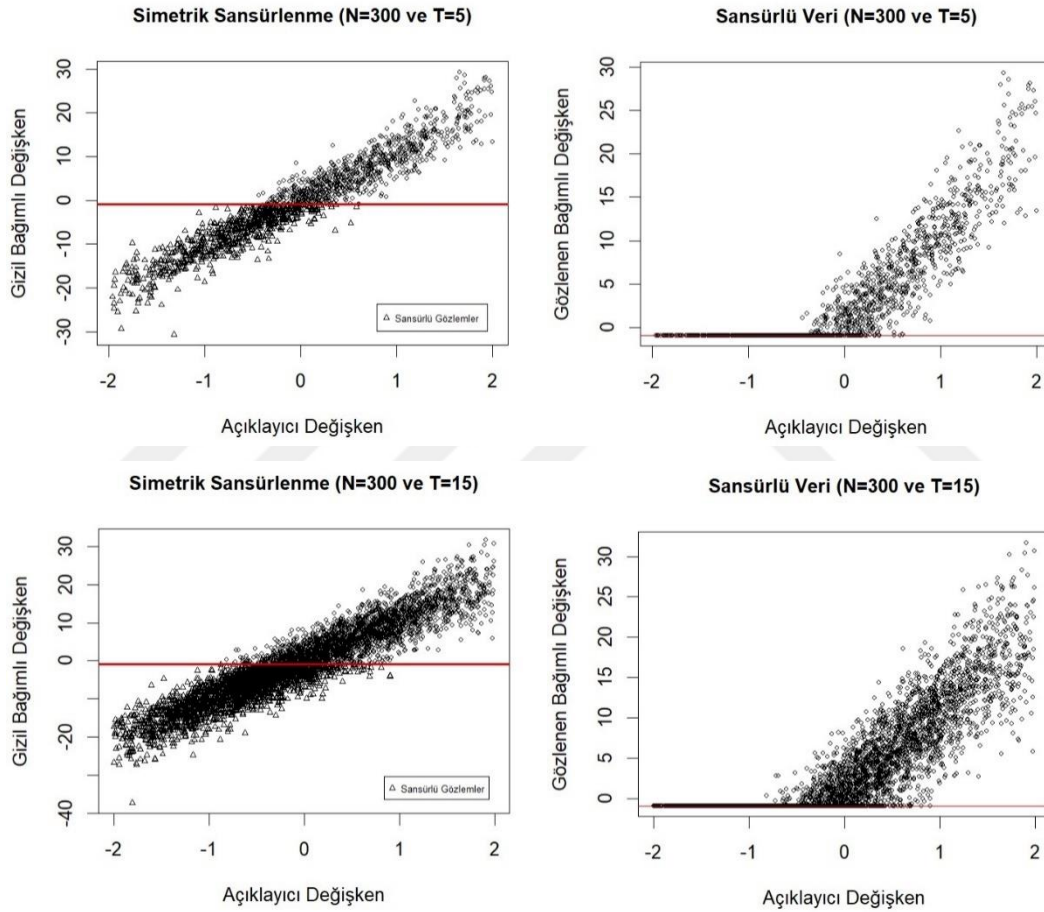
Bu aşamada, önceki bölümde açıklanan simülasyon tasarımlarından hareketle gerçekleştirilen Monte Carlo simülasyon analizlerinin bulgularına yer verilecektir. İlk olarak simülasyon tasarımından hareketle tesadüfi olarak oluşturulan gizil, gözlenen ve sansürlenme olasılığını ifade eden bağımlı değişkenlere yer verilecektir. Devamında, iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarında tahmin edilen GDM ve GTM için hesaplanan karşılaştırma kriterleri paylaşılacaktır. Bağımlı değişkenlerin dağılım ve serpilme diyagramları ve iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamaları için elde edilen

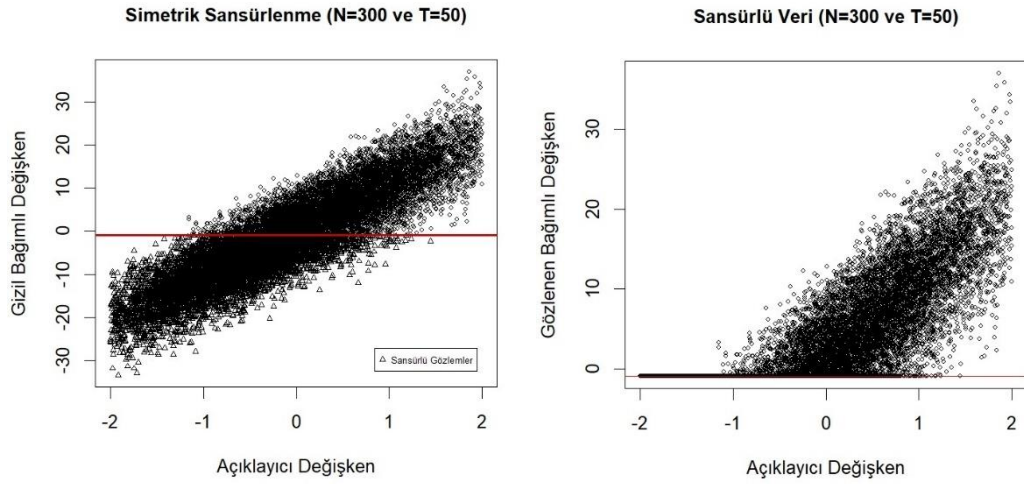
²⁹ Simülasyon analizlerinde 10 olarak tanımlanan β_1 ve -2 olarak tanımlanan β_2 katsayıları için sapma $\frac{|10 - \hat{\beta}_1| + |-2 - \hat{\beta}_2|}{2}$ şeklinde hesaplanmaktadır.

karşılaştırma kriterleri simetrik ve asimetrik senaryo ve farklı örneklem büyüklükleri için ayrı ayrı değerlendirilecektir. Ardından, tüm tahminçiler için hesaplanan karşılaştırma kriterleri, simetrik ve asimetrik senaryolar için farklı örneklem büyüklükleri için dağılım boyunca farklı kantil değerleri için analiz edilecektir.

5.5.1. Bağımlı Değişkenlerin Simülasyon Bulguları

Bu bölümde, simetrik ve asimetrik olarak sansürlenmiş panel veriler için oluşturulan modellerin gizil (y_{it}^*) ve gözlenen (y_{it}) bağımlı serpilme diyagramlarına ve iki ve üç aşamalı tahminçilerin ilk aşamasında modellenen sansürlenme olasılıklarının (δ_{it}) dağılımlarına yer verilecektir. Sansür değerlerinin -0,95 tanımlandığı %50 oranında simetrik sansürlenme durumu için açıklanan veri üretme süreci ile tesadüfi olarak oluşturulan örneklemelerin serpilme diyagramları Şekil 13'te yer almaktadır.

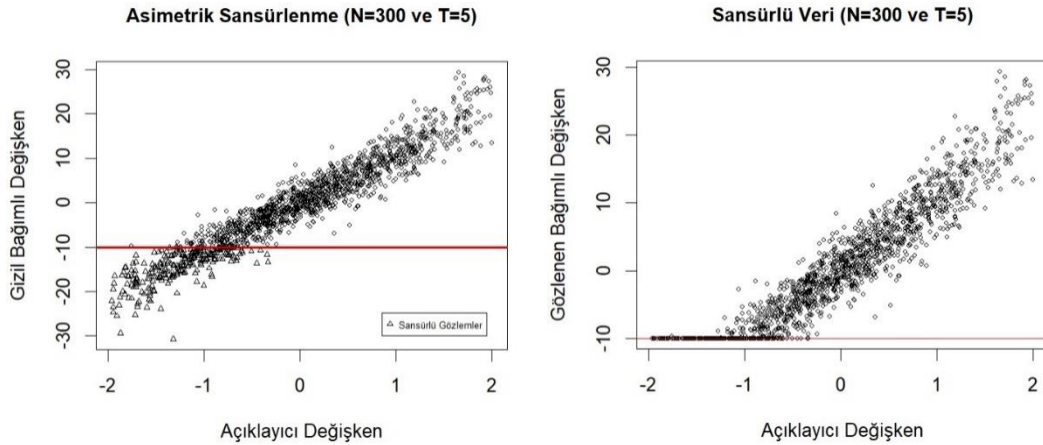


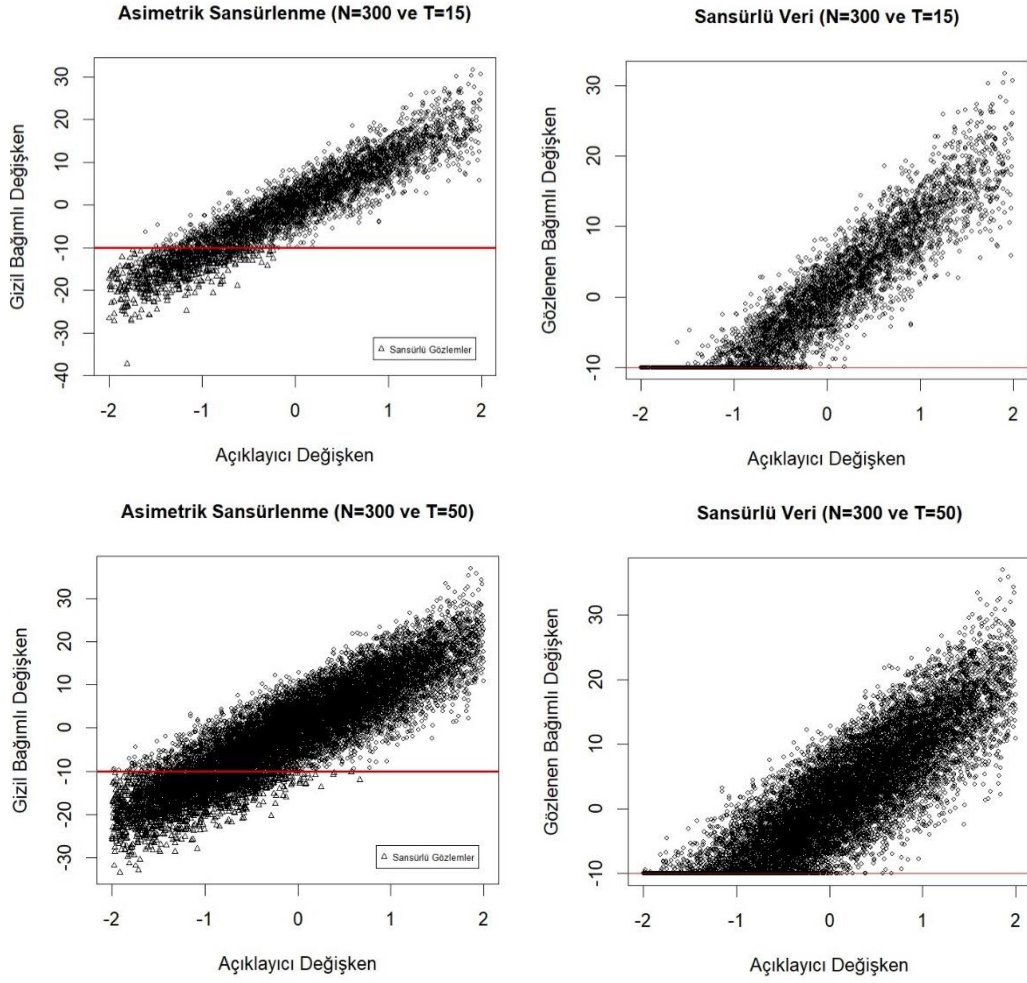


Şekil 13: Simetrik Sansürlenme Durumunda Gizil ve Gözlenen Bağımlı Değişkenlerin Dağılımı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 13'ün sol paneli Denklem 5.11'de y_{it}^* olarak tanımlanan gizil bağımlı değişkenin x_1 açıklayıcı değişkenine göre serpilme diyagramını temsil ederken sağ paneli Denklem 5.13'te y_{it} olarak tanımlanan gözlenen bağımlı değişkenin x_1 açıklayıcı değişkenine göre serpilme diyagramını temsil etmektedir. Serpilme diyagramları kısa, orta ve uzun panel veri örneklemeleri için ayrı satırlarda sunulmuştur. Şekil 13'te yer alan serpilme diyagramları, kısa, orta ve uzun zaman dönemine sahip panel veri için gizil ve gözlenen bağımlı değişkenleri göstermektedir. Sol panelde yer alan serpilme diyagramlarındaki üçgen objeler sansürlenmiş ve gerçek değeri gözlenemeyen gözlemleri temsil etmektedir. Buna göre, bağımlı değişken -0,95 değerinde sansürlendiğinde sağ paneldeki gözlenen bağımlı değişken elde edilmektedir. Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, sansürlenme nedeni ile gözlem sayısında bir eksiklik olmamakla birlikte sansür noktası -0,95 değerinden küçük değer alan gözlemlerin değeri -0,95'e eşitlenerek sansürlenmektedir. Oluşturulan bağımlı değişkenlerde verinin yaklaşık %50'sinin sansürlendiği gözlenmektedir. Bu, uygulamalı araştırmalarda her zaman mümkün olmayabilir. Sansür değerlerinin -10 tanımlandığı %20 oranında sansürlenme durumu için oluşturulan serpilme diyagramları ise Şekil 14'te yer almaktadır.



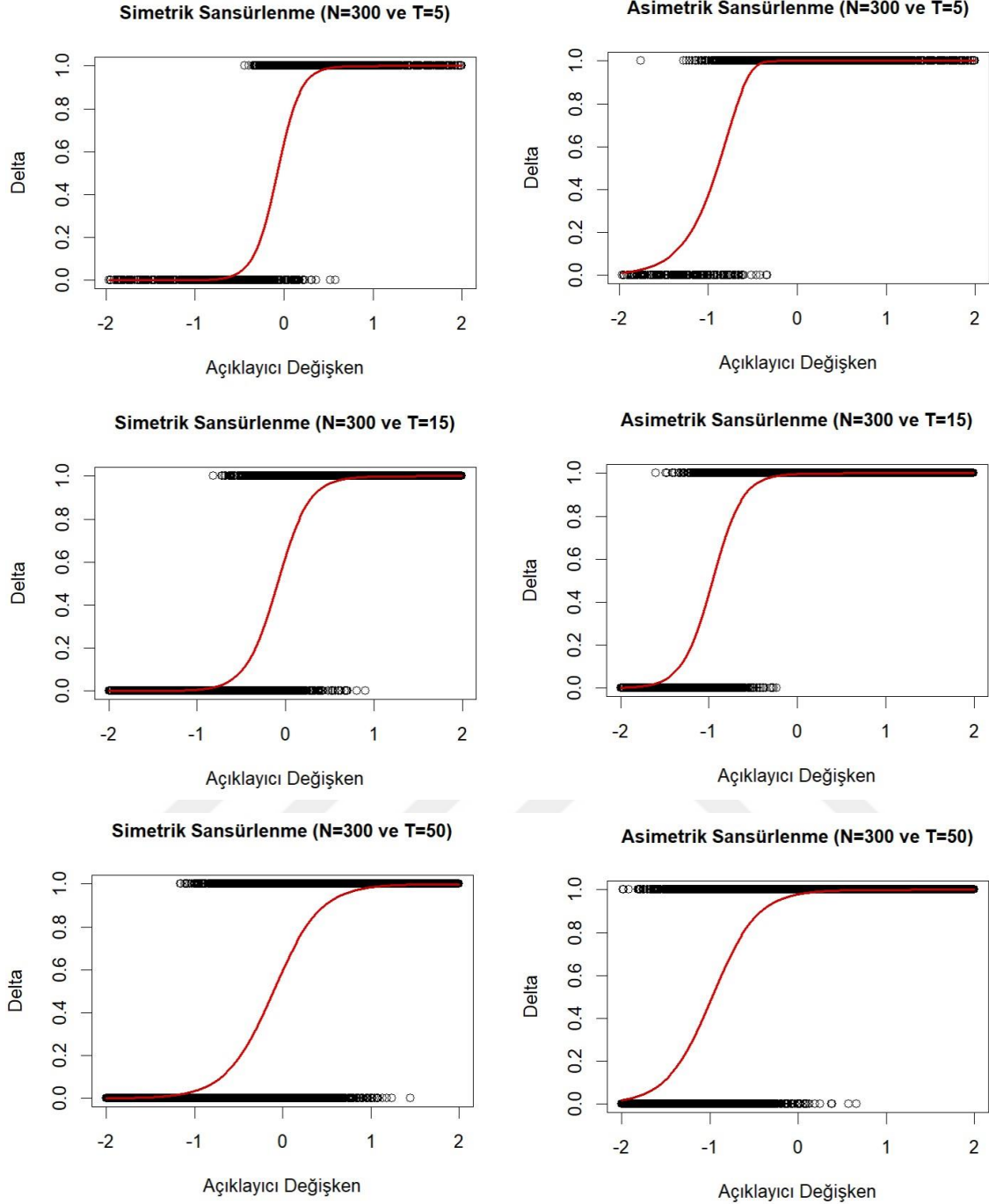


Şekil 14: Asimetrik Sansürleme Durumunda Gizil ve Gözlenen Bağımlı Değişkenlerin Dağılımı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 14'e göre, veriler -10 değerinde sansürlendiğinde sansür değeri -10'dan küçük değer alan gözlemlerin değeri -10'a eşitlenerek sansürlenmektedir. Oluşturulan bağımlı değişkenlerde verinin yaklaşık %20'sinin sansürlendiği gözlenmektedir. Şekil 14'ün Şekil 13'ten farkı, sansürleme oranında meydana gelmektedir. Şekil 13'te sunulan bağımlı değişkenin neredeyse yarısı sansürlenirken, Şekil 14'te sunulan bağımlı değişkenin yarısından daha azı sansürlenmektedir. Sansürlü verilere uygulamalı araştırmalarda sıklıkla rastlandığından verilerdeki sansürleme oranının değişim gösterebileceği düşünülmektedir. Buna göre, tüm uygulamalı araştırmalarda sansürleme olasılığının %50 oranında simetrik olarak dağıldığının varsayılması tahmincilerin performansını düşürebilir. Nitekim, uygulamalı analizlerde zayıf veya yüksek sansürlenmiş panel verilere rastlanmaktadır. Oluşturulan bu örneklem sayesinde, zayıf sansürlenmiş panel verilere örnek sağlanmış olup gerçek verilere yaklaşıldığı düşünülmektedir.

Bahsedildiği gibi, tahmincilerin ilk aşamalarında modellenen iki durumlu δ_{it} değişkeni panel veride sansürlenmiş gözlemler için 0, sansürlenmeyen gözlemler için 1 değerini almaktadır. Şekil 13 ve 14'te sunulan ve simetrik ve asimetrik oranlarda sansürlenmeye sahip olan örneklem için δ_{it} bağımlı değişkeninin x_1 açıklayıcı değişkenine göre olasılık diyagramları Şekil 15'te yer almaktadır.



Şekil 15: Sansürlenme Olasılıklarının Dağılımı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 15'in sol paneli yaklaşık %50 oranında sansürlenme meydana gelen ve Şekil 13'te sunulan kısa, orta ve uzun zaman dönemine sahip panel veri için sansürlenme olasılığını göstermektedir. Sağ panel ise yaklaşık %20 oranında sansürlenme meydana gelen ve Şekil 14'te sunulan panel veriler için sansürlenme olasılığını göstermektedir. Şekil 15'in sol panelinden, panel veride yaklaşık %50 oranında sansürlenme meydana gelmesi durumunda sansürlenme olasılığının dağılımının Şekil 12'de sunulan simetrik lojistik dağılıma olan benzerlik ortaya çıkmaktadır. Buna göre, sansürlenme olasılığının yaklaşık %50 oranında simetrik dağılması olması durumunda iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamasında logit modeline dayanan tahminlerin bilgilendirici alt grubu belirleme konusunda daha

başarılı olacağı düşünülmektedir. Ancak, zaman boyutunun kısa olduğu panel veride simetrik sansürlenme olması durumunda dağılımın simetrik yapıdan az da olsa uzaklaşarak asimetrik yapıya yaklaştığı da göz ardı edilmemelidir.

Şekil 15'in sağ panelinden ise panel veride yaklaşık %20 oranında sansürlenme meydana gelmesi ve sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olması durumunda Şekil 12'de sunulan asimetrik Gompertz dağılıma olan benzerlik gözlenmektedir. Buna göre, sansürlenme oranının yaklaşık %20 oranında olması ve sansürlenme olasılığının asimetrik dağılması durumunda iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamasında clog-log modeline dayanan tahminlerin bilgilendirici alt grubu belirleme konusunda daha başarılı olacağı düşünülmektedir. Yine Şekil 15'e göre simetrik ve asimetrik sansürlenme durumlarındaki olasılıklar incelendiğinde, panel verinin zaman boyutunun uzaması ile birlikte olasılıklar arasındaki farkın azalarak simetrik yapıya yaklaştığı da gözlenmektedir.

Sansürlü panel verilerin modellenmesi esnasında gizil ve gözlenen bağımlı değişkenlerin serpilme diyagramlarının ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının şekiller üzerinden analizi gerekli ve yararlı olmakla birlikte yeterli değildir. Tahmincilerin farklı senaryolardaki performanslarının karşılaştırılması için birinci ve son aşamalardan sonra elde edilen karşılaştırma kriterlerinin analiz edilmesi gerekmektedir.

5.5.2. Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları

Bu bölümde, parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı ve üç aşamalı tahminciler için hesaplanan GDM ve GTM tahminlerine ait uygunsuzluk ve AIC karşılaştırma kriterlerinden hareketle simetrik ve asimetrik yapılar için tahmincilerin performansları karşılaştırılacaktır. Son alt bölümde ise elde edilen simülasyon bulgularından hareketle tahminci seçim prosedürü önerilecektir.

Karşılaştırmalar yapılırken simetrik ve asimetrik yapılar bulguların analizini kolaylaştırmak adına ayrı bölümlerde değerlendirilecektir. İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarından elde edilen tahmin sonuçları kantil değerlerine göre ağırlıklandırma yapılmadan elde edildiğinden tüm kantil değerleri için aynı sonuç elde edilmektedir.

5.5.2.1. Simetrik Sansürlenme

Bu bölümde, simülasyon tasarımına göre oluşturulan farklı zaman boyutlarına sahip panel verilerde sansür noktasının -0,95 değerine eşit olması ile yaklaşık %50 oranında sansürlenme meydana gelmesi durumunda simüle edilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarının bilgi kriterlerine yer verilecektir. Hesaplanan bilgi kriterleri, Tablo 2'de yer almaktadır.

Tablo 2: Simetrik Sansürlenme Durumunda Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları

	<i>N</i> = 300 ve <i>T</i> = 5		<i>N</i> = 300 ve <i>T</i> = 15		<i>N</i> = 300 ve <i>T</i> = 50	
	D	AIC	D	AIC	D	AIC
3 Aşamalı (GDM)						
<i>Logit</i>	113,14	721,14	701,98	1.309,98	2.764,58	3.372,58
<i>Clog-log</i>	101,64	709,64	766,96	1.374,96	2.871,41	3.479,41
2 Aşamalı (GDM)						
<i>Logit</i>	114,82	718,82	728,2	1.332,2	2.840,23	3.444,3
<i>Clog-log</i>	103,95	707,95	2.342,08	2.946,08	6.354,17	6.958,17
2 Aşamalı (GTM)						
<i>Logit</i>	102,86		697,93		2.761,94	

<i>Clog-log</i>	95,21	1.248,13	2.839,79
U_0	2.070,77	6.221,87	20.674,2

Not: U_0 , sıfır hipotezi altında hesaplanan uygunsuzluk değeri ifade etmektedir. Bu değer ile bağımlı değişkenin sadece sabit terim ile tahmin edildiği modelin performansı ölçülmektedir.

Tablo 2’de yer alan bilgi kriterleri, panel verinin zaman boyutlarına göre tahminciler için ayrı ayrı değerlendirilecektir. İlk aşaması parametrik GDM’nin tahminine dayanan üç aşamalı tahminci için elde edilen uygunsuzluk ve AIC kriterleri incelendiğinde kısa zaman boyutuna ($T = 5$) sahip panel veride sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan modelin 11,5 gibi bir fark ile daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Zaman boyutunun orta olduğu ($T = 15$) veri seti için hesaplanan bilgi kriterleri ise logit bağlantı fonksiyonunun clog-log bağlantı fonksiyonuna göre 64,98 gibi bir farkla daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir. Zaman boyutunun uzun olduğu ($T = 50$) veri seti için ise logit modelinin performansının 106,83 gibi büyüyen bir fark ile daha düşük uygunsuzluk ve AIC bilgi kriterlerine sahip olduğu gözlenmektedir.

İlk aşamada parametrik iki durumlu GDM’nin logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları ile tahmin edildiği iki aşamalı tahmincide zaman boyutunun kısa olduğu panel veri setinde sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda uygunsuzluk ve AIC kriterlerine göre clog-log bağlantı fonksiyonu 10,87 gibi küçük bir farkla daha iyi performans göstermektedir. Zaman boyutunun orta olduğu panel veri seti için hesaplanan bilgi kriterleri ise logit bağlantı fonksiyonunun clog-log bağlantı fonksiyonuna göre 1.613,88 gibi önemli bir farkla daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir. Zaman boyutunun uzun olduğu veri seti için ise logit modelinin performansının 3.513,94 gibi büyüyen bir fark ile daha iyi olduğu gözlenmektedir.

Sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda ilk aşamada nonparametrik/semiparametrik GTM’nin logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları ile tahmin edildiği iki aşamalı tahmincilerin performansları karşılaştırıldığında, zaman boyutunun kısa olduğu veri setinde 7,65 gibi bir farkla clog-log bağlantı fonksiyonunun daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Buna karşın, zaman boyutunun büyümesi ile sırasıyla orta ve büyük zaman boyutlarında 550,2 ve 77,85 gibi farklarla logit bağlantı fonksiyonunun clog-log bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi performans göstermektedir. Bu yapının, ilk aşamada parametrik olan GDM’nin tahminlerinden elde edilen sonuçlara benzer olduğu tespit edilmiştir.

Buna göre, sansürlenme yapısı simetrik olsa dahi zaman boyutunun kısa olduğu panel veri setlerinde iki ve üç aşamalı tahmincilerde clog-log asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM ve GTM sansürlenme olasılığını küçük bir farkla da olsa daha iyi yakalamaktadır. Bu sonuç, Şekil 13’te yer alan kısa zaman boyutuna sahip panel veride simetrik sansürlenme olması durumunda meydana gelen dağılımın simetrik yapıdan uzaklaşarak asimetrik yapıya yaklaşması ile ilişkilidir. Dolayısıyla, beklendiği gibi, sansürlenmenin simetrik olmasının yanı sıra panel verinin zaman boyutunun büyüklüğü de bağlantı fonksiyonlarının seçiminde önemli bir rol oynamaktadır. Buna karşın, iki ve üç aşamalı tahminciler için zaman boyutu büyüdükçe simetrik sansürlenme durumunda ilk aşamada logit simetrik bağlantı fonksiyonundan hareketle elde edilen sonuçların performansı clog-log modeline göre oldukça iyidir.

5.5.2.2. Asimetrik Sansürlenme

Bu bölümde, farklı zaman boyutlarına sahip panel verilerde sansür noktasının -10 değerine eşitlenmesi ile yaklaşık %20 oranında zayıf sansürlenme meydana gelmesi durumunda simüle edilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarının bilgi kriterlerine yer verilecektir. Hesaplanan bilgi kriterleri, Tablo 3'te yer almaktadır

Tablo 3: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Genelleştirilmiş Modellerin Simülasyon Bulguları

	$N = 300$ ve $T = 5$		$N = 300$ ve $T = 15$		$N = 300$ ve $T = 50$	
	D	AIC	D	AIC	D	AIC
3 Aşamalı (GDM)						
Logit	1.585,92	2.193,92	290,65	898,65	1.755,64	2.363,64
Clog-log	1.658,01	2.266,01	309,77	917,77	1.802,78	2.410,78
2 Aşamalı (GDM)						
Logit	7.136,64	7.740,64	298,32	902,32	1.756,74	2.360,74
Clog-log	33,61	637,61	284	888	1.908,41	2.512,41
2 Aşamalı (GTM)						
Logit	28.01		281,34		1.740,73	
Clog-log	27.89		271,48		1.774,85	
U_0	1.319,01		3.986,74		13.597	

Not: U_0 , sıfır hipotezi altında hesaplanan uygunsuzluk değeri ifade etmektedir.

Üç aşamalı tahmincinin ilk aşaması için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, sansürlenme olasılığının asimetrik dağılımı durumunda, zaman boyutunun kısa olduğu veri setinde beklenenin aksine 72,09 gibi bir fark ile logit modelinin bilgi kriterleri daha düşük hesaplandığı gözlenmiştir. Zaman boyutunun orta olduğu tasarımda logit bağlantı fonksiyonu 19,12 gibi azalan bir farkla daha iyi sonuç vermeye devam etmektedir. Zaman boyutunun uzun olduğu tasarımda ise 47,14 gibi fark ile logit modeli daha iyi performans göstermektedir.

Sansürlenme olasılığının asimetrik dağılımı durumunda parametrik iki aşamalı tahminci için zaman boyutunun kısa olduğu veri setinde simetrik sansürlenme durumuna benzer olarak clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM daha iyi sonuç vermektedir. Asimetrik yapı için elde edilen sonuçların, simetrik yapı için elde edilen sonuçlardan farkı, clog-log bağlantı fonksiyonu 7.103,03 gibi önemli bir fark ile logit bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi performans göstermesidir. Zaman boyutunun orta olduğu tasarımda clog-log bağlantı fonksiyonu 14,32 gibi bir farkla daha iyi sonuç vermektedir. Zaman boyutunun uzun olduğu tasarımda ise beklenenin aksine 151,67 fark ile logit modeli daha iyi performans göstermektedir.

Nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincide sansürlenme olasılığının asimetrik dağılımı durumunda kısa zaman boyutuna sahip verinin GTM ile tahmininden elde edilen sonuçlar, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları arasında 0,12 gibi küçük bir farkla clog-log modelinin daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir. Zaman boyutunun büyümesi ile birlikte sırasıyla orta zaman boyutuna sahip verilerde ise clog-log bağlantı fonksiyonu 9,86 fark ile logit bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi sonuç vermektedir. Zaman boyutunun uzun olduğu panel veri için elde edilen sonuçlara göre beklenenin aksine küçük bir fark ile logit modelinin performansı clog-log modeline göre daha iyidir.

Buna göre, iki aşamalı tahminciler için sansürlenme olasılığının asimetrik dağıldığı durumlarda panel verinin zaman boyutunun büyümesi ile logit ile clog-log bağlantı fonksiyonları arasındaki performans farkı azalsa da clog-log bağlantı fonksiyonunun bilgi kriterleri daha iyi sonuç vermektedir. Özellikle, zaman boyutunun küçük olduğu veri setlerinde clog-log ile logit bağlantı fonksiyonları arasındaki

performans gücü farkı artmakta ve clog-log daha iyi performans göstermektedir. Zaman boyutunun uzaması ile logit ve clog-log modelleri arasındaki performans farkı azalmakta ve zaman boyutunun 50 olması durumunda logit modelinin clog-log modeline göre az bir fark ile daha iyi sonuç vermektedir. Üç aşamalı tahmincinin ilk aşaması için ise asimetrik sansürlenme olması durumunda logit modelinin daha iyi sonuç verdiği gözlenmektedir. Ancak, logit ve clog-log modelleri arasındaki farkın diğer farklılara göre düşük olduğu belirlenmiştir.

5.5.2.3. Genelleştirilmiş Modeller Arasından Seçim Prosedürü

Bulgular, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında iki durumlu parametrik ve nonparametrik/semiparametrik modellerin oluşturulması esnasında bağlantı fonksiyonunun simetrik ve asimetrik yapısının önem kazandığını ifade etmektedir. Buna göre, ilk aşamalarda GDM ve GTM oluşturulurken panel verideki sansürlenme olasılığı asimetrik dağılıyor ise zaman boyutunun orta ve uzun olduğu panel verilerde simetrik lojistik dağılıma dayanan logit bağlantı fonksiyonu sansürlenmeyi daha iyi modellemektedir. Zaman boyutunun kısa olduğu panel verilerde ise sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik olmasına karşın asimetrik Gompertz dağılıma dayanan clog-log bağlantı fonksiyonu küçük bir farkla daha iyi performans gösterebilir.

Sansürlenme olasılığının asimetrik dağılıma sahip olduğu panel verilerde ise iki aşamalı tahmincilerde clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM ve GTM'nin performansları logit bağlantı fonksiyonuna dayanan modellere göre çok daha iyidir. Model performansları arasındaki fark panel verinin zaman boyutunun büyümesi ile azalmaktadır. Zaman boyutunun uzun olduğu verilerde ise logit modelinin clog-log modeline göre daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Sonuçlara göre, sansürlenme olasılığının asimetrik dağılıma sahip olması durumunda üç aşamalı tahmincinin ilk aşamasında beklenenin aksine logit bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM'nin bilgi kriterlerinin daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Ancak, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonlarına ait bilgi kriterleri arasındaki fark düşüktür. Buna göre, iki aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarında panel verideki sansürün olasılık dağılımının simetri ve asimetrisi dikkate alınması gerektiğinin yanı sıra panel verinin zaman boyutunun da analizler üzerinde önemli bir etkisi olduğu tespit edilmiştir.

Bulgulara göre, sansürlenme olasılığının simetrik dağılıma sahip olması durumunda zaman boyutunun orta veya uzun olması durumunda logit modeli tercih edilebilirken zaman boyutunun kısa olması durumunda clog-log modeli tercih edilmesi daha uygun olabilir. Sansürlenme olasılığının asimetrik dağılıma sahip olması durumunda ise kısa ve orta zaman boyutuna sahip panel verilerde clog-log modeli genel olarak daha iyi sonuç vermesi nedeni ile tercih edilebilir. Zaman boyutunun uzaması durumunda ise logit modeli ile clog-log modelinin performansları benzer olduğundan ikinci ve üçüncü aşamalarda elde edilecek sonuçlara göre karar verilebilir.

İlk aşamada tahmin edilen modellerin karşılaştırma kriterlerinin analizi gerekli olmakla birlikte yeterli değildir. Tahmincilerin farklı senaryolardaki performanslarının karşılaştırılması için ikinci ve üçüncü aşamalardan sonra elde edilen karşılaştırma kriterlerinin analiz edilmesi gerekmektedir.

5.5.3. Tahmincilerin Simülasyon Bulguları

Bu bölümde, üç aşamalı, parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı, Omniscient ve Naive tahmincileri için hesaplanan sapma ve RMSE karşılaştırma kriterlerinden elde edilen bulgular farklı senaryolar için sunulacaktır. Genelleştirilmiş modellere benzer olarak bulgular simetrik ve

asimetrik senaryolar için ayrı ayrı değerlendirilecektir. Son alt bölümde ise elde edilen simülasyon bulgularından hareketle seçim prosedürü önerilecektir.

5.5.3.1. Simetrik Sansürlenme

Bu bölümde, %50 oranında simetrik sansürlenme durumunda elde edilen bulgular dağılım boyunca belirlenen kantiller ve farklı zaman boyutlarına göre değerlendirilecektir. Takibi kolaylaştırmak adına bulgular, panel verinin zaman boyutlarına göre ayrı ayrı değerlendirilecektir. Kısa zaman boyutuna sahip panel veri için elde edilen bulgular Tablo 4'te yer almaktadır.

Tablo 4: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 5$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
Logit	0,4949	2,593	0,5436	2,32	0,4494	1,9894	0,6996	2,3351	0,82	2,91
Clog-log	0,5826	2,5972	0,5005	2,274	0,4358	1,964	0,6996	2,35	0,82	2,91
2 aşamalı (GDM)										
Logit	0,2402	2,8019	0,1958	2,4408	0,2025	2,0221	0,5	2,419	0,57	2,9232
Clog-log	0,2319	2,7854	0,2310	2,4144	0,2025	2,0339	0,5	2,3666	0,57	2,916
2 aşamalı (GTM)										
Logit	0,2402	2,79	0,2309	2,45	0,2025	2,03	0,5	2,4278	0,5667	2,9242
Clog-log	0,2637	2,79	0,2402	2,421	0,1735	2,03	0,5	2,4126	0,5667	2,9243
Omniscient	0,3663	3,0195	0,3074	2,1809	0,1179	1,8596	0,2773	2,1385	0,3474	3,0495
Naive	3,0069	2,94	2,9643	2,0872	2,8135	1,8173	2,6088	2,1038	2,5361	2,9569

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Tablo 4'te gözlenen bulgulara göre zaman boyutunun kısa olduğu panel veride üç aşamalı tahmincinin sapma ve RMSE sonuçları incelendiğinde az bir fark ile clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan üç aşamalı tahmincinin daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. Bu sonuç, ilk aşamada tahmin edilen GDM için hesaplanan uygunsuzluk ve AIC karşılaştırma kriterlerinin sonuçları ile tutarlıdır. Nitekim, birinci aşama için elde edilen kriterler arasındaki farkın düşük olmasına benzer olarak üçüncü aşama sonucunda elde edilen kriterlere göre logit ve clog-log modellerinin performansları arasındaki farkın az olduğu belirlenmiştir.

Parametrik iki aşamalı ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerin bulguları incelendiğinde clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan iki aşamalı tahmincilerin logit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilere göre daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Sansürlenme oranının simetrik olmasına karşın clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan iki aşamalı tahmincilerin logit bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki aşamalı tahmincilere göre daha iyi sonuç vermesi ilk aşamada elde edilen bilgi kriterleri ile uyumludur. Yine bilgi kriterleri ile uyumlu olarak, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları arasındaki fark ise azdır.

Kısa boyutlu panel verilerde, iki ve üç aşamalı tahmincilerin performansları karşılaştırıldığında az bir fark ile iki aşamalı tahmincilerin üç aşamalı tahminciye göre daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında ise kısa zaman boyutuna sahip panel veride simetrik sansürlenme olması durumunda logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları için ağırlıklı olarak parametrik iki aşamalı tahmincinin daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Orta zaman boyutuna sahip panel veriler için elde edilen bulgular Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 15$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
Logit	0,5477	3,652	0,3693	2,64	0,2183	2,23	0,5245	2,64	0,78	3,5163
Clog-log	0,5743	3,632	0,3928	2,64	0,2226	2,23	0,5298	2,64	0,78	3,5412
2 aşamalı (GDM)										
Logit	0,7497	3,8693	0,5268	2,6914	0,1343	2,2639	0,4034	2,67	0,6918	3,7094
Clog-log	0,8017	3,8132	0,5766	2,7292	0,1243	2,328	0,4044	2,67	0,6817	3,8825
2 aşamalı (GTM)										
Logit	0,7923	3,8688	0,5177	2,6648	0,1328	2,26	0,4189	2,6835	0,7121	3,7304
Clog-log	0,8127	3,7501	0,5575	2,6892	0,1186	2,29	0,4711	2,7129	0,7121	3,7325
Omniscient	0,5674	3,2708	0,2896	2,4595	0,175	2,0475	0,3658	2,5202	0,6549	3,2675
Naive	3,5328	3,5948	3,2213	2,7105	2,8205	2,2249	2,6108	2,7591	2,4334	3,553

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Zaman boyutunun orta olduğu panel veride üç aşamalı, parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler için sapma ve RMSE değerlerinin logit modelinde daha düşük hesaplandığı tespit edilmiştir. Buna göre, zaman boyutunun orta ve sansürlenmenin simetrik olduğu panel verilerde genel olarak logit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilerin daha iyi performans göstermekte ve simetrik sansürlenmeyi daha iyi yakalamaktadır. Elde edilen bu sonuç, birinci aşamada hesaplanan karşılaştırma kriterlerinden elde edilen zaman boyutunun uzaması ile logit modelinin simetrik sansürleme durumunda clog-log modeline göre daha iyi performans göstermesi sonucu ile tutarlıdır.

Bulgulardan hareketle iki ve üç aşamalı tahmincilerin performansları karşılaştırıldığında üç aşamalı tahmincinin iki aşamalı tahmincilere göre genel olarak daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. İki aşamalı tahminciler karşılaştırıldığında ise logit bağlantı fonksiyonu için parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin performanslarının benzer olduğu belirlenirken clog-log bağlantı fonksiyonları için ağırlıklı olarak nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin sapma ve RMSE değerlerinin daha düşük olduğu gözlenmiştir. Uzun zaman boyutuna sahip panel veriler için simülasyon bulguları Tablo 6'da yer almaktadır.

Tablo 6: Simetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 50$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
Logit	0,7852	3,5051	0,4207	2,57	0,0382	2,1134	0,4547	2,48	0,7497	3,21
Clog-log	0,79	3,5181	0,4268	2,57	0,0368	2,1141	0,4614	2,48	0,7158	3,21
2 aşamalı (GDM)										
Logit	0,8726	3,5733	0,4515	2,57	0,0951	2,1298	0,4	2,4927	0,6607	3,2692
Clog-log	0,8524	3,5159	0,4515	2,57	0,0853	2,1363	0,4	2,5025	0,6542	3,2921
2 aşamalı (GTM)										
Logit	0,8812	3,5438	0,4491	2,56	0,1027	2,1281	0,4096	2,4957	0,6776	3,259
Clog-log	0,8597	3,5227	0,4503	2,56	0,092	2,1314	0,4186	2,5019	0,6942	3,2733
Omniscient	0,6283	3,1552	0,3412	2,3698	0,0067	1,9515	0,3262	2,3684	0,6001	3,1969
Naive	3,4706	4,1947	3,1003	3,0746	2,8752	2,464	2,7166	3,089	2,4475	3,9704

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Zaman boyutunun uzun olduğu panel veride zaman boyutunun uzaması ile birlikte iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarında tahmin edilen simetrik logit ve asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonları

arasındaki fark azalmaktadır. Bunun yanı sıra, logit bağlantı fonksiyonu clog-log bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi performans göstermektedir. Elde edilen bu bulgu, tahminciler için birinci aşamada hesaplanan bilgi kriterlerinden hareketle elde edilen bulgular ile tutarlıdır.

Zaman boyutunun uzaması ile parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler ile üç aşamalı tahminci arasındaki farkın azaldığı ancak üç aşamalı tahmincinin iki aşamalı tahmincilere göre daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler arasında ise logit bağlantı fonksiyonu için parametrik iki aşamalı tahminci daha iyi performans gösterirken clog-log bağlantı fonksiyonu için parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminci benzer sonuç vermektedir.

Tablo 4, 5 ve 6’da sunulan Omniscient tahmincisinin sonuçlarına göre panel verinin tüm zaman boyutları için genel olarak diğer tahmincilere göre daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Naive tahmincisi ise beklendiği üzere çoğu durumunda en kötü performansı gösteren tahmincidir.

Tablo 4, 5 ve 6’da sunulan Q25 ve Q50 kantillerdeki logit modeline yönelik simülasyon bulguları, birim sayısının 100, zaman boyutunun 15 ve 50 olarak belirlendiği, logit modeline dayanan GDM ve GTM’nin tahmin edildiği ve Q25 ve Q50 kantillerinin belirlendiği Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasının simülasyon bulguları ile karşılaştırılabilir. Karşılaştırma sonuçlarına göre Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasının ve bu tez kapsamında gerçekleştirilen logit modeline yönelik simülasyon bulguları arasında sapma ve RMSE değerleri açısından düşük düzeyde bir farklılık olduğu belirlenmiştir. Buna göre, Tablo 4, 5 ve 6’da logit modeline yönelik sunulan sapma ve RMSE değerleri Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasının değerlerine göre daha büyük elde edilmiştir. Bunun nedeni, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında birim sayısının düşük, zaman boyutlarının ise orta ve uzun olarak belirlenmesi olduğu düşünülmektedir. Panel veride birim sayısının büyümesi ve zaman boyutunun kısalması ile sapma ve RMSE değerleri büyümektedir. Nitekim, bu tez kapsamında gerçekleştirilen simülasyon analizlerinde panel verinin zaman boyutunun büyümesi ile Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasındaki sonuçlara yaklaşılmıştır. Aralarındaki küçük farklılık ise birim sayısının 100 ve 300 olarak belirlenmesinden kaynaklanmaktadır. İki ve üç aşamalı tahmincileri için Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında veya literatürde diğer bir çalışmada panel verinin zaman boyutunun kısa olduğu durumlar ele alınarak simülasyon analizleri gerçekleştirilmediğinden karşılaştırma yapılması mümkün değildir.

5.5.3.2. Asimetrik Sansürlenme

Bu bölümde, yaklaşık %20 oranında zayıf asimetrik sansürlenme durumunda elde edilen bulgular, simetrik sansürlenme bulgularına benzer olarak dağılım boyunca belirlenen kantiller ve farklı zaman boyutlarına göre değerlendirilecektir. Kısa zaman boyutuna sahip panel veri için elde edilen bulgular Tablo 7’de yer almaktadır.

Tablo 7: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 5$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
Logit	0,2672	2,7974	0,2617	2,1655	0,1223	1,86	0,3101	2,1484	0,3233	3,0294
Clog-log	0,2761	2,7956	0,2761	2,1282	0,1343	1,86	0,3074	2,1632	0,3074	3,0272
2 aşamalı (GDM)										

<i>Logit</i>	0,4341	2,9191	0,3854	2,1912	0,1772	1,9377	0,1353	2,18	0,1215	3,2232
<i>Clog-log</i>	0,3753	2,8574	0,354	2,1798	0,0326	1,89	0,2092	2,19	0,2373	3,0496
2 aşamalı (GTM)										
<i>Logit</i>	0,3754	2,857	0,3428	2,1907	0,03	1,8893	0,215	2,1907	0,2212	3,0518
<i>Clog-log</i>	0,3754	2,856	0,354	2,1741	0,03	1,8884	0,21	2,1841	0,2364	3,0499
Omniscient	0,3663	3,0195	0,3428	2,1809	0,1179	1,8596	0,2773	2,1385	0,3474	3,0495
Naive	0,7342	3,0886	0,354	2,1437	0,6994	1,88	0,6978	2,2106	0,6867	3,0805

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Zaman boyutunun kısa olduğu panel veride üç aşamalı tahmincinin sapma ve RMSE sonuçları incelendiğinde az bir fark ile clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan üç aşamalı tahmincinin daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. Bu sonuç, üç aşamalı tahmincinin ilk aşaması için elde edilen uygunsuzluk ve AIC kriterlerinden elde edilen logit modelinin daha iyi performans gösterdiği sonucundan farklılık göstermektedir. Uygunsuzluk ve AIC karşılaştırma kriterlerinin bulguları, logit modelinin daha iyi performans gösterdiğini ifade etse de ikinci ve üçüncü aşamaların ardından hesaplanan kriterlerine göre bu sonucun değişim gösterdiği ve clog-log modelinin daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. Ancak, logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları arasındaki farkın ilk ve son aşamalarda oldukça düşük olması, ilk aşamada bilgi kriterlerinden elde edilen sonuç ile tutarlıdır. Bunun nedeninin, birinci aşamada logit ve clog-log modeli için hesaplanan kriterler arasındaki farkın oldukça düşük olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir.

Parametrik iki aşamalı tahmincinin sonuçları ise özellikle medyan ve aşağısında olan kantillerde clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincinin daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir. Parametrik iki aşamalı tahminciye benzer olarak, nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin clog-log bağlantı fonksiyonu ile sapma ve RMSE değerlerinin daha düşük hesaplandığı belirlenmiştir. İki aşamalı tahminci için elde edilen bulgular, ilk aşamada uygunsuzluk ve AIC karşılaştırma kriterlerinin bulguları ile tutarlıdır. Sonuçlar genel olarak incelendiğinde, zaman boyutunun kısa olduğu panel verilerde asimetrik sansürlenme olması durumunda ilk aşamasında asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonu tahmin edilen iki ve üç aşamalı tahmincilerin simetrik logit bağlantı fonksiyonu tahmin edilen tahmincilere göre sapma ve RMSE değerlerinin daha düşük hesaplandığı belirlenmiştir.

Bulgulara göre iki ve üç aşamalı tahmincilerin performansları karşılaştırıldığında, özellikle düşük kantillerde üç aşamalı tahmincinin parametrik ve nonparametrik/semiparametrik tahmincilere göre genel olarak daha iyi performans gösterdiği gözlenmektedir. Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında ise logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları için ağırlıklı olarak nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Zaman boyutu orta olan panel veri için simülasyon bulguları Tablo 8’de sunulmaktadır.

Tablo 8: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 15$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
<i>Logit</i>	0,5694	3,1184	0,3038	2,3806	0,0356	2,0261	0,3339	2,3142	0,6461	3,1529
<i>Clog-log</i>	0,5565	3,1009	0,3036	2,3799	0,0349	2,0251	0,3339	2,3135	0,6432	3,1506
2 aşamalı (GDM)										
<i>Logit</i>	0,6003	3,1302	0,3418	2,3967	0,1196	2,04	0,2952	2,3258	0,573	3,19

<i>Clog-log</i>	0,6126	3,127	0,3408	2,3941	0,1118	2,04	0,2915	2,3258	0,5711	3,19
2 aşamalı (GTM)										
<i>Logit</i>	0,61	3,1358	0,34	2,3983	0,1205	2,0454	0,2861	2,325	0,586	3,2
<i>Clog-log</i>	0,61	3,1305	0,34	2,3923	0,1095	2,0438	0,2839	2,3227	0,586	3,2
Omniscient	0,5674	3,2708	0,2896	2,4595	0,0414	2,003	0,3304	2,4244	0,6549	3,2675
Naive	0,8098	3,555	0,6243	2,7079	0,6883	2,2135	0,7124	2,7653	0,6727	3,6238

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Tablo 8'e göre üç aşamalı, parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler için genel olarak clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilerin daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Sapma ve RMSE değerleri açısından logit ve clog-log bağlantı fonksiyonları arasındaki fark düşük olsa da sapmalarının ve RMSE değerlerinin clog-log modelinde daha düşük hesaplandığı tespit edilmiştir. Elde edilen bu bulgu, iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamalarından elde edilen bulgular ile tutarlıdır.

İki ve üç aşamalı tahminciler için hesaplanan kriterler karşılaştırıldığında, iki ve üç aşamalı tahminci arasındaki farkın azaldığı tespit edilmiştir. Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler karşılaştırıldığında ise logit bağlantı fonksiyonu için ağırlıklı olarak parametrik, clog-log bağlantı fonksiyonu için ise nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin sapma ve RMSE değerlerinin daha düşük olduğu gözlenmiştir. Zaman boyutu uzun olan panel veri için simülasyon bulguları Tablo 9'da sunulmaktadır.

Tablo 9: Asimetrik Sansürlenme Durumunda Tahmincilerin Simülasyon Bulguları
($N = 300$ ve $T = 50$)

	Q10		Q25		Q50		Q75		Q90	
	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE	S	RMSE
3 aşamalı (GDM)										
<i>Logit</i>	0,6513	3,1302	0,33	2,3	0,0045	1,9654	0,3434	2,28	0,606	3,06
<i>Clog-log</i>	0,6505	3,1276	0,33	2,3	0,003	1,965	0,3433	2,28	0,604	3,06
2 aşamalı (GDM)										
<i>Logit</i>	0,6735	3,1348	0,35	2,31	0,0372	1,97	0,3108	2,289	0,5578	3,0708
<i>Clog-log</i>	0,6645	3,1122	0,35	2,31	0,0323	1,97	0,3107	2,289	0,5314	3,0657
2 aşamalı (GTM)										
<i>Logit</i>	0,6785	3,1375	0,35	2,31	0,037	1,97	0,31	2,29	0,5576	3,0696
<i>Clog-log</i>	0,6747	3,1222	0,35	2,31	0,036	1,96	0,31	2,29	0,5480	3,0687
Omniscient	0,6283	3,1552	0,3412	2,3698	0,0067	1,9515	0,3262	2,3684	0,6001	3,1969
Naive	0,8187	3,8378	0,5851	2,9072	0,724	2,3365	0,85	2,8486	0,8674	3,8465

Not: S, sapma değerini göstermektedir. Parantez içerisindeki kısaltmalar tahmincilerin ilk aşamasında tahmin edilen modeli ifade etmektedir.

Zaman boyutunun uzun olduğu panel veride zaman boyutunun orta olduğu panel veri sonuçları ile benzer olarak üç aşamalı, parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler için genel olarak clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilerin daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Ancak, panel verinin zaman boyutunun büyümesi ile logit ve clog-log bağlantı fonksiyonlarının aynı sonuç verdiği durumlar artmıştır. Bu sonuç, ilk aşamada elde edilen bilgi kriterleri ile uyumludur.

İki aşamalı ve üç aşamalı tahminciler karşılaştırıldığında, üç aşamalı tahmincinin genel olarak daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir. Ancak, üç aşamalı tahminci logit bağlantı fonksiyonu ile tahmin edildiğinde iki aşamalı tahmincilere göre daha iyi performans gösterse de clog-log bağlantı fonksiyonu ile tahmin edildiğinde performansı clog-log bağlantı fonksiyonuna sahip iki aşamalı tahminciler ile oldukça benzerdir. Parametrik ve nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciler

karşılaştırıldığında ise zaman boyutunun 50'ye uzaması ile parametrik ve nonparametrik/semiparametrik tahmincilerin performansları birbirine oldukça yaklaşıp da nonparametrik/semiparametrik tahminci ağırlıklı olarak daha iyi performans göstermektedir.

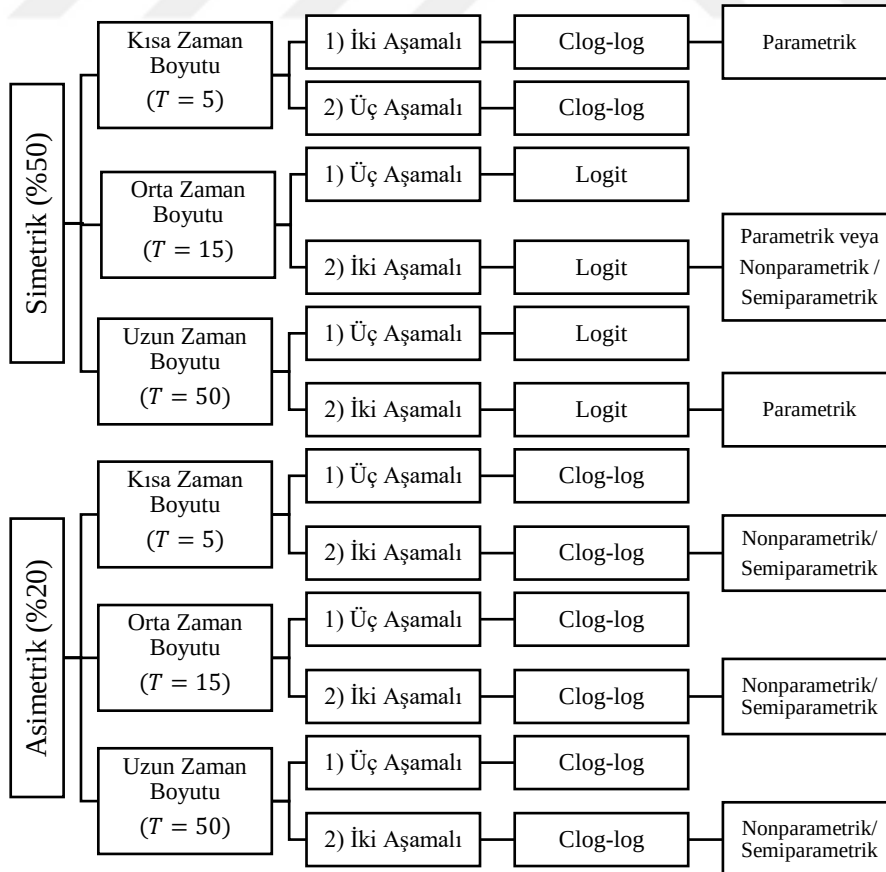
Tablo 7, 8 ve 9'da sunulan Omniscient tahmincisinin sonuçlarına göre panel verinin tüm zaman boyutları için genel olarak üç aşamalı tahminci ile daha benzer olduğu belirlenmiştir. Naive tahmincisi ise beklendiği üzere çoğu durumunda en kötü performansı gösteren tahmincidir.

İki ve üç aşamalı tahmincileri için Tablo 7, 8 ve 9'da asimetrik sansürlenme oranı için sunulan bulguların karşılaştırması, Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında veya literatürde diğer bir çalışmada asimetrik modellerin dikkate alınarak simülasyon analizleri gerçekleştirilmemesi nedeni ile mümkün değildir.

5.5.3.3. Tahminciler Arasından Seçim Prosedürü

Bu bölümde, önceki bölümlerde değerlendirilen simülasyon bulgularından hareketle sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için farklı yapıdaki panel veriler için ayrı ayrı tahminciler arasından seçim prosedürü önerilecektir. İlgili modellerin tahmini esnasında panel veriyi en iyi modelleyen ve sansürlenmeden en az etkilenen tahmincinin seçimi için önerilen prosedür ile literatüre katkı sağlanması amaçlanmaktadır.

Sansürlenmenin olasılık dağılımının simetrik dağılıma yakın ve sansürlenme oranının yaklaşık %50 olduğu panel veri için ve sansürlenmenin olasılık dağılımının asimetrik dağılıma yakın ve sansürlenme oranının yaklaşık %20 olduğu panel veri için farklı zaman boyutlarına göre seçim prosedürleri Şekil 16'da yer almaktadır.



Şekil 16: Tahminciler Arasından Seçim Prosedürü

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 16’da yer alan prosedürün üçüncü aşamasında 1 ve 2 olarak sıralanan iki ve üç aşamalı tahminciler arasında ilk sırada yer alan tahminci analiz edilen panel veri yapısı için simülasyon bulgularına göre en uygun tahmincidir.

Simülasyon tasarımlarına göre oluşturulan senaryolardan hareketle gerçekleştirilen Monte Carlo simülasyonu bulguları, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmininde panel verideki sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının önem kazandığını ifade etmektedir. Bu, sansürlenme oranlarının ve sansürlenme olasılıklarının dağılımlarının simetrik veya asimetrik olması durumlarının dikkate alınması gerekliliğini ortaya çıkarmaktadır. Dolayısıyla, simetrik dağılımlara dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin performansı sansürlenme olasılıklarının asimetrik dağılması durumunda azalmaktadır. Bu nedenle, bu tez kapsamında sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımı asimetrik olan panel veriyi daha iyi modellemek için asimetrik model tahminlerine dayanan iki ve üç aşamalı tahminciler önerilmiştir. Simülasyon bulguları, önerilen tahmincilerin sansürlenme oranının ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının asimetrik olması durumunda simetrik yaklaşımlara göre daha iyi performans gösterdiğini doğrulamaktadır.

Simülasyon bulgularına göre, analiz edilen birim boyutu büyük panel veride yaklaşık %50 oranında simetrik sansürlenme meydana gelmesi durumunda panel verinin 5 gibi kısa bir zaman boyutuna sahip olması durumunda, asimetrik bir dağılım olan Gompertz dağılımına dayanan asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonu ile uygulanan tahminciler simetrik lojistik dağılıma dayanan simetrik logit bağlantı fonksiyonu ile uygulanan tahmincilerden daha iyi performans göstermektedir. Bu sonuç, sansürlemenin simetrisinin yanı sıra panel verinin zaman boyutunun da tahmincilerin seçim prosedüründe önemli bir durum olduğunu ortaya koymaktadır. Asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminciler uygulanırken iki aşamalı tahmincilerin üç aşamalı tahminciye göre daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. İki aşamalı tahminciler arasından da parametrik GDM tahminine dayanan tahminci en iyi performansı göstermektedir. Dolayısıyla, araştırmacının kısa zaman boyutuna sahip bir panel veri analiz etmesi durumunda parametrik iki aşamalı tahminciyi tercih etmesi uygun olabilir.

Sansürlenme oranının yaklaşık %50 ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının simetrik olduğu panel veride zaman boyutunun orta seviyede olması durumunda ise simetrik lojistik dağılıma dayanan simetrik logit bağlantı fonksiyonu ile uygulanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin performansı asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilerden daha iyidir. Bu panel veri yapısında ise kısa zaman boyutuna sahip panel verilerden farklı olarak üç aşamalı tahminciler daha iyi performans göstermektedir. Buna göre, orta boyutta zamana sahip simetrik oranda sansürlenmiş bir panel veriyi analiz eden araştırmacının simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan üç aşamalı tahminciyi tercih etmesi uygun olabilir. Eğer, araştırmacı iki aşamalı tahminciyi tercih etmek ister ise bu durumda performansları oldukça benzer olduğundan parametrik veya nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerden birini tercih edebilir.

Zaman boyutu uzun olan panel verilerde sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda, orta zaman boyutlu panel verilere benzer olarak, simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminciler asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilere göre daha iyi performans göstermektedir. Benzer şekilde, üç aşamalı tahminciler iki aşamalı tahmincilere göre daha iyi sonuç

vermektedir. Buna karşın, araştırmacı iki aşamalı tahmincilerden birini tahmin etmek isterse parametrik tahminci daha iyi performans göstermektedir.

Analiz edilen panel veride sansürlenme oranı yaklaşık %20 ve sansürlenme olasılıklarının dağılımı asimetrik olduğunda, panel verinin zaman boyutundan bağımsız olarak asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminciler simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahmincilere göre tüm örneklemelerde daha iyi sonuç vermektedir. Bu tahminciler arasından üç aşamalı tahmincilerin daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Ancak, araştırmacının iki aşamalı tahminciyi tercih etmesi durumunda nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincilerin daha iyi sonuç verdiği dikkate alınmalıdır. Zaman boyutunun büyümesi ile bu tahminciler arasındaki farkın azaldığı da gözlenmektedir.

Sonuç olarak, önceki bölümde teorik olarak açıklanan iki ve üç aşamalı tahminciler için birinci aşamalarda asimetrik dağılımlara dayanan genelleştirilmiş modellerin önerilmesi ve farklı zaman boyutlarının dikkate alınması ile bu bölümde simülasyon analizleri gerçekleştirilmiştir. Simülasyon analizlerinin bulguları, panel verinin zaman boyutu ve panel verideki sansürlenmenin simetrik veya asimetrik olarak dağılmasına bağlı olarak uygun tahmincilerin seçilmesi durumunda tahmincilerin performanslarının artarak veriyi daha iyi modellediğini doğrulamaktadır. Bulgulardan yola çıkılarak ileride gerçekleştirilecek olan araştırmalar için seçim prosedürü de oluşturulmuştur.

ALTINCI BÖLÜM

6. UYGULAMA: TÜRKİYE’DE MADDİ YOKSUNLUK İNDEKSİNİN ANALİZİ

Bu bölümde, literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen sansürlü regresyon yöntemlerinin uygulanabilirliğini gösterme ve bu tez kapsamında öne sürülen yaklaşımın geçerliliğini gerçek verilerden hareketle sınaama amaçları ile uygulama yapılacaktır. Analizler, gözlenemeyen heterojenliği, katsayı heterojenliğini ve bağımlı değişkendirdeki sansürü dikkate almama durumlarından kaynaklanan sapmaları da kontrol edecek şekilde genişletilecektir. Elde edilen kapsamlı sonuçlar, karşılaştırmalı olarak analiz edilecektir. Bu sayede, sansürlü panel kantil regresyon modellerin iktisadi analizlerde uygulamalı olarak kullanımı üzerine bilgiler sağlanarak panel veride sansür olması durumunda kantil regresyon çerçevesinde oldukça robust olan bu yöntemden hareketle diğer yöntemlerde yaşanan sapmalar analiz edilecektir.

Bahsedilen amaç kapsamında bu bölümde, Türkiye’de 2018-2021 dönemleri arasında kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunlukları analiz edilecektir. Hanelerin maddi yoksunluklarını analiz edebilmek için maddi yoksunluk indeksi hesaplanacaktır. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi sıfır noktasında soldan sansürlendiğinden bağımlı değişkendirdeki sansürü tahmin prosedüründe dikkate alan sansürlü regresyon modelleri tahmin edilecektir. Analiz kapsamında, maddi yoksunluk indeksini etkileyen sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörleri analiz edilirken ilgili faktörlerin maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisi, maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca incelenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaca ulaşmak için kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksleri sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile analiz edilecektir.

İzleyen alt bölümde, maddi yoksunluk analizleri için literatür araştırması yapılacaktır. İkinci alt bölümde, bu tez kapsamında yürütülecek olan araştırmanın amacı ve özgün değerinden bahsedilecektir. İzleyen alt bölümde, araştırmanın metodolojisi açıklanacaktır. Son alt bölümde ise analiz bulgularına yer verilerek bulgular karşılaştırmalı olarak analiz edilecek ve en uygun tahminci belirlenecektir. Belirlenen en uygun tahmincinin bulguları literatür ile karşılaştırmalı olarak yorumlanarak iktisadi çıkarımlar yapılacaktır.

6.1. Literatür Araştırması

Literatür araştırması, beş ayrı alt bölüm olarak planlanmıştır. İzleyen alt bölümde, yoksulluk ve maddi yoksunluk kavramları açıklanacaktır. Devamında, uluslararası literatürde maddi yoksunluk analizlerine dayanan çalışmalar kullandıkları yöntem açısından karşılaştırmalı olarak analiz edilecektir. Üçüncü alt bölümde ise literatürde Türkiye’de maddi yoksunluk üzerine yürütülmüş araştırmalara yer verilecektir. Dördüncü alt bölümde, bu tez kapsamındaki araştırmanın temelini oluşturan tek ebeveynli haneleri ele alan çalışmaların bulguları değerlendirilecektir. Son alt bölümde ise önceki bölümlerde gerçekleştirilen literatür araştırmasından hareketle literatürde tespit edilen sınırlılıklara değinilecektir.

6.1.1. Yoksulluk ve Maddi Yoksunluk Kavramları

Bu bölümde ilk olarak yoksulluk tanımlanarak yoksulluğun bileşenleri açıklanacaktır. Devamında, yoksulluğun ölçümünde parasal ve parasal olmayan yöntemlere değinilecektir. Ardından, sosyal ve maddi yoksunluk sınıflandırması yapılarak maddi yoksunluk açıklanacaktır.

Yoksulluk ve yoksulluğun bileşenleri

Literatürde yoksulluğun tanımlanması üzerine birçok tartışma yürütülse de genel anlamda yoksulluk, makul bir yaşam standardına ulaşamama durumu olarak tanımlanmaktadır. Yoksulluğun tanımı, genellikle gelire dayalı olan mutlak (absolute) yoksulluk, toplumdaki diğer bireylere göre ölçülen göreceli (relative) yoksulluk ve bireyin şahsi olarak kendini ne kadar yoksul hissettiği ile ölçülen öznel (subjective) yoksulluk kavramlarını açığa çıkarmaktadır. Gözle açıkça görülen ve genellikle yiyecek, konaklama ve giysi gibi temel ihtiyaçları karşılama üzerinden ölçülen mutlak yoksulluk minimum yaşam standardını ifade etmektedir. Toplumun bazı kesimlerinin göreceli olarak daha kötü durumda olmasından kaynaklanan yoksulluk ise göreceli yoksulluktur (Desai, Shah 1988: 505). Bireylerin, toplumda kendilerini sosyal ve refah açısından nasıl konumlandığı ise öznel yoksulluk ile açıklanmaktadır. Bu bağlamda yoksulluk, birden fazla bileşene sahip bir olgu olarak kabul edilmektedir.

Yoksulluğun ilk bileşeni düşük bir yaşam standardı anlamına gelir ve mutlak yoksulluk ile ifade edilir. Yoksulluğun diğer bileşenleri ise bireyin kendini toplumdaki diğer insanların nasıl yaşadığı ile karşılaştırarak ifade etmesine dayanır ve göreceli ve öznel yoksulluk ile açıklanır. Bu, ünlü iktisatçı Adam Smith'in gereksinimleri "yalnızca yaşamı sürdürmek için vazgeçilmez bir şekilde gerekli olan ürünlerin gerekliliği değil, aynı zamanda toplumun geleneklerinde bireyler sahip olmadığında onları toplumda uygunsuz kılan her ne varsa alt tabakadan bireyler de dahil olmak üzere o ürünlere olan gerekliliği" içerecek şekilde ele alınmasına yönelik açıklaması ile ilişkilidir (Whelan, Layte, Maître 2002: 32). Bu bakımdan yoksulluk, kısmen bireysel, kısmen de toplum tarafından belirlenen bir olgu olarak kabul edilmektedir (Ringgen 1985: 104). Yoksulluğun bu tanımlaması literatürde geniş anlamda kabul görmektedir (Callan, Nolan, Whelan 1993: 141-142). Bu açıdan yoksulluk, sosyal olarak algılanan ihtiyaçların zorunlu olarak eksikliği olarak ele alınmaktadır (Mack, Lansley 1985: 39). Bu nedenle, yoksulluk araştırmaları iktisat literatüründe toplumdaki refahın dağılımını araştıran alanda refah (wealth) araştırmaları altında ele alınmaktadır.

Yoksulluğun ölçümü

Yoksulluğun bileşenlerinde yeterli görülen ve ihtiyaç olarak algılanan durumlar toplumlar arasında farklılık göstermekte ve zamanla değişmektedir. Bu nedenle, yoksulluk analizlerinde araştırmacıların karşılaştığı ilk problem ölçüm problemidir. Yoksulluğun iktisadi ölçümüne yönelik yapılan araştırmalar parasal (monetary) ve parasal olmayan (nonmonetary) araştırmalar olarak sınıflandırılmaktadır. Genellikle gelir araştırmalarına dayanan mutlak yoksulluk ölçümleri, parasal ölçümler üzerinden yapılmaktadır. Buna karşın, göreceli ve öznel yoksulluk ölçümleri parasal ve parasal olmayan ölçümler ile yapılabilir. Araştırmalarda, göreceli yoksulluğun genellikle gelişmiş ülkelerde ölçüldüğü tespit edilirken, gelişmekte olan ülkelerde mutlak yoksulluğun ölçüldüğü ifade edilmektedir (Karadağ, 2013: 2). Yoksulluğun ölçümünde parasal ve parasal olmayan ölçümlere dayanan yaklaşımlar karşılaştırıldığında, birinci yaklaşımda bireyin yoksulluğu bireyin fiziksel olarak neye sahip olduğu ile

belirlenirken parasal olmayan ölçümlere dayanan ikinci yaklaşımda bireyin nasıl yaşadığı ile belirlenmektedir (Ringen 1985: 102).

Parasal ölçüm

Literatürde yoksulluğun ölçümü üzerine geliştirilen ve parasal ölçümlere dayanan önemli ve ilk çalışma olan Rowntree (1901) çalışmasında yoksulluk, asgari geçim üzerinden ölçülmektedir ve mutlak yoksulluk dikkate alınmaktadır. Başka bir deyişle, bu yaklaşımda yoksulluk yalnızca fiziksel verimliliğin asgari gereklilikleri dikkate alınarak ölçülmektedir. Bu yaklaşımda önerilen yoksulluk ölçüm yöntemi, yoksulluk sınırı (poverty line) olarak belirlenmiştir. Bu sınır, minimum fiziksel gereklilikleri karşılamak için gereken gelire sahip olma olarak tanımlanmaktadır (Ringen 1985: 100). Bu tanımlı takiben, yoksulluğun parasal ölçümüne yönelik mutlak, göreceli ve öznel yoksulluk ölçümleri için diğer ölçümler de geliştirilmiştir. Bu ölçümlere örnek olarak gelir yoksulluğu oranı (income poverty rate), Gini katsayısı gibi ölçümlere dayanan gelir eşitsizliği analizleri, açlık sınırı ve çocuk yoksulluğu ölçümleri gösterilebilir. Yoksulluğun parasal ölçümlerinde toplumdaki bireylerin gelirlerinden hareketle yoksullukları analiz edilmektedir. Bu ölçümlerde, finansal ve ekonomik durumlar dikkate alındığından, girdiye (input) dayalı yaklaşımlar olarak kabul edilirler.

Parasal olmayan ölçüm

Yoksulluğun, parasal olarak genellikle gelir üzerinden ölçümüne dayanan yaklaşımlar, yoksulluk hakkında yüzeysel ve yalnızca ekonomik bilgiler vermektedir. Buna karşın, yoksulluğun boyutlarının daha geniş olduğu düşünülmektedir. Bu nedenle, 1960'lı yıllarda, asgari geçimin, yoksulluğun ölçümü için oldukça sınırlı olduğu ifade edilerek yoksunluk (deprivation) ölçümleri geliştirilmeye başlanmıştır (Ringen 1985: 100). Yoksunluk, bir bireyin, ailenin veya grubun ait olduğu daha geniş toplum veya ulusa göre gözlemlenebilir ve kanıtlanabilir bir dezavantajlılık durumu olarak tanımlanmaktadır (Townsend 1987: 125). Yoksunluğun, kaynaklardan ziyade koşullara odaklanan bu yaklaşımı yoksunluğun yoksulluktan ayırt edilebilir olmasını sağlamaktadır. Yoksunluk ölçümleri, parasal olmayan ölçümlere dayanan yoksulluk ölçümleri altında sınıflandırılmaktadır ve göreceli ile öznel yoksulluğun analizinde kullanılmaktadır. Dolayısıyla, Rowntree (1901) çalışmasının yoksulluğu fiziksel gerekliliklerden hareketle tanımlamasına karşın daha güncel olan yoksunluk ölçümüne dayanan yaklaşımda sosyal etkinlik dikkate alınmaktadır (Ringen 1985: 100). Bu nedenle, günümüzde daha yaygın olarak kullanılan yoksulluğun parasal olmayan ölçümlerinde bireyin kendi koşullarına ilişkin öz değerlendirmesinden, tüketim mallarını karşılayabilmelerinden ve yaşam standartlarından hareketle ölçümler yapılmakta ve yoksunlukları analiz edilmektedir (Boarini, d'Ercole 2006: 6). Bu ölçümlerde, bireylerin mevcut durumdan nasıl etkilendiklerine odaklandığından çıktı (output) odaklı yaklaşımlar olarak kabul edilirler.

Parasal olmayan ölçümlerde yoksunluğun ölçümünde gerekliliklerin belirlenmesi, parasal ölçümlere göre daha komplekstir. Bu yaklaşımda, toplumdaki bir birey gelirinden bağımsız olarak toplumun geneline yakın bir yaşam standardını sürdüremiyorsa yine de yoksul olarak tanımlanabilir (Ringen 1985: 100). Dolayısıyla, yoksunluk, yoksulluk kavramını göreceli yoksunluk olarak ele alan bir yaklaşımı ortaya çıkarır (Desai, Shah 1988: 505). Göreceli yoksunluk, toplumdaki diğer bireylerin refahından hareketle belirlenen yoksunluğu ifade etmektedir. Bu durum, bir toplumda bireylerin kaynaklara erişim eksikliği nedeni ile toplumun genelinde yaygın olan veya kabul gören bir tüketimden vazgeçmek zorunda kalmaları durumunu ifade etmektedir (Townsend 1979: 31). Bu açıdan ele alındığında,

kaynakların yokluğunun bireyleri toplum içinde onurlu bir şekilde yaşayamayacakları bir duruma sokması nedeni ile görelî ve öznel yoksulluk kavramının özünün utanç duygusunda bulunacağı ifade edilmektedir (Sen 1983: 167). Dolayısıyla genel olarak yoksulluk, temel ihtiyaçları karşılayamama durumunu ifade ederken yoksunluk mahrumiyet durumunu ifade etmektedir.

Sosyal ve maddi yoksunluk

Görelî yoksunluk kavramının yoksulluk ile olan ilişkisi önemlidir. Ancak, yoksulluk kavramının her türlü yoksunluğu kapsayacak şekilde tanımlanmaması gerekir. Yoksulluk araştırmalarında ele alınan görelî yoksunluk, yoksulluk ile alakalı olan yoksunluk durumu ile ilişkilidir. Buna karşın, kötü sağlık veya sosyal izolasyon gibi yoksulluktan bağımsız olarak ortaya çıkabilen yoksunluklar da söz konusudur. Genel olarak görelî yoksunluk, maddi ve sosyal olarak sınıflandırılabilir. Maddi yoksunluk, genel tanımı ile toplumdaki diğer bireylere göre daha fazla temel ihtiyaçlara ulaşım eksikliği olarak ifade edilmektedir. Sosyal yoksunluk ise sıradan sosyal geleneklere, faaliyetlere ve ilişkilere erişememe durumudur (Townsend 1987: 127). Buna göre, maddi yoksunluk, yoksunluğun daha genel bir tanımını sağlamaktadır. Ek olarak, sosyal yoksunluğun belirlenmesi ve ölçülmesi maddi yoksunluğa göre daha karmaşık ve özeldir. Bu nedenle literatürde, maddi yoksunluk ölçümleri sosyal yoksunluk ölçümlerine göre çok daha fazla araştırılmış ve önerilmiştir. Nitekim, 2009 yılında 27 AB ülkesinin tamamı Avrupa Komisyonu (European Commission) tarafından belirlenen ortak bir yoksunluk ölçümü olan maddi yoksunluk üzerinde anlaşma sağlanmıştır (Acar, Anil, Gursel 2017: 831). Bu bağlamda, bu tez kapsamında görelî maddi yoksunluk (material deprivation) kavramı dikkate alınacaktır.

Maddi yoksunluk

Ekonomik kaynak yetersizliği nedeni ile tüketime ulaşamama durumunu ifade eden maddi yoksunluk, yoksulluğun temel nedenlerinden biridir. Maddi yoksunluk, mal ve hizmetlere sahip olamama ve/veya toplumda sıradan olan veya sosyal olarak ihtiyaç olarak algılanan faaliyetlerde bulunamama olarak tanımlanmaktadır (Fusco, Guio, Marlier 2010: 134). Maddi yoksunluğun ölçümü, bireylerin tercihleri ve bu ürünleri karşılayabilme kapasiteleri ne olursa olsun, makul bir yaşam standardı sağlamak için hangi öğelerin daha önemli olduğuna ilişkin ortak yargılara dayanmaktadır. Bu ölçüm yapılırken, bireylerin imkan olursa karşılayabileceği ancak güncel durumda maddi olarak karşılayamadığı ölçümler dikkate alınmaktadır. Bu bağlamda, maddi yoksunluk ölçümleri, geleneksel gelire dayalı mutlak yoksulluk ölçümlerinin sağladığı bilgilere önemli bilgiler ekleyerek yoksulluğun daha kapsamlı bir perspektiften değerlendirilmesine olanak tanımaktadır (Boarini, d'Ercole 2006: 6).

6.1.2. Maddi Yoksunluk Araştırmaları

Bu bölümde, önceki bölümde tanımlanan maddi yoksunluk için uluslararası literatürde yürütülen araştırmalar ele alınacaktır. Bu çalışmalar, kullandıkları metodoloji bakımından sınıflandırılarak analiz edilecektir. Çalışmalar analiz edilirken, çalışmanın amacı, analiz ettiği veri seti, mevcut ise çalışmada oluşturulan ekonometrik modelin bağımlı ve açıklayıcı değişkenleri ve kullanılan tahmin yöntemine değinilecektir.

İlk olarak, maddi yoksunluk indeksi hesaplayan ve hesaplanan indeksteki sansürü dikkate alan yöntemler kullanan çalışmalar ele alınacaktır. Maddi yoksunluk araştırmalarında sansürlü regresyon modellerinden yararlanan ilk çalışma olan Halleröd (1998) çalışmasında, İsveç ve İngiltere’de maddi yoksunluk araştırılmaktadır. Analizlerde, İsveç Yaşam Standardı (Standard of Living Survey) ile

İngiltere Breadline (British Breadline Britain Survey) anket verileri analiz edilmektedir. Modelin bağımlı değişkeni, maddi yoksunluk indeksidir. Bu indeks, gelir, işsizlik, yardımlar, hanehalkı yapısı, yaş grupları ve cinsiyet gibi açıklayıcı değişkenler ile modellenmektedir. Oluşturulan bağımlı değişken sıfır noktasında soldan sansürlenmektedir. Bu sansürü tahmin yönteminde dikkate alabilmek için oluşturulan maddi yoksunluk modeli, standart Tobit regresyon ile tahmin edilmektedir. Maddi yoksunluk araştırmalarındaki sansürü dikkate alan bir diğer önemli çalışma olan Muffels ve Fouarge (2004) çalışmasında ise kaynak yoksunluğun analizine sosyal dışlanma açısından yaklaşılarak 11 AB ülkesindeki refah rejimlerinin sosyal dışlanma ile nasıl başa çıktığı analiz edilmektedir. Analizlerde, 1994-1996 dönemine ait Avrupa Topluluğu Hanehalkı Panel (European Community Household Panel) verisinin üçüncü dalgası kullanılmaktadır. Bağımlı değişken, 21 öğeden hareketle hesaplanan sürekli maddi yoksunluk indeksi olarak belirlenmiştir. Maddi yoksunluk indeksi, kişisel karakteristikler, ihtiyaç değişkenleri ve hanehalkı oluşumu, sosyo-ekonomik statü, uzun süreli çalışma durumu, geçmiş gelir ve yoksulluk statüsü, ülkeleri temsil eden iki durumlu değişkenler ve rejim çeşitlerini ifade eden iki durumlu değişkenler ile modellenmektedir. Tahmin edilecek olan modelin bağımlı değişkeni yaklaşık %35 oranında sıfır noktasında soldan sansürlendiğinden standart panel Tobit modeli tahmin edilmektedir.

Halleröd vd. (2006) çalışmasında, İngiltere, Finlandiya ve İsveç'te maddi yoksunluk karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir. Analizlerde, 1998 yılı İngiltere Yoksulluk ve Sosyal Dışlanma Araştırması (Poverty and Social Exclusion Survey of Britain), 1999 yılı İsveç Yaşam Koşulları (Living Conditions) verisi ve 2000 yılı Finlandiya Turku Üniversitesi tarafından posta ile derlenen veriler analiz edilmektedir. Bağımlı değişken, tüketim ürünlerine dayanan ve maddi yoksunluk indeksidir. Maddi yoksunluk indeksini açıklayan değişkenler olarak cinsiyet, yaş, hanehalkı tipi, çocuk sayısı, sosyal sınıf, işgücü bilgileri, eşin işgücü bilgileri ve gelir değişkenleri kullanılmıştır. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, sıfır noktasında önemli ölçüde soldan sansürlendiği için standart Tobit regresyon modeli tahmin edilmektedir. 11 AB ülkesinde yoksunluk, gelir ve diğer birime ait boyutlar arasındaki ilişkinin analiz edildiği Figari (2012) çalışmasında, 1994-2001 döneminde Avrupa Topluluğu Hanehalkı Panel verisi analiz edilmektedir. Analiz kapsamında bağımlı değişken, maddi yoksunluk indeksi olarak belirlenmiştir. Açıklayıcı değişkenler, hanehalkı sorumlusunun cinsiyeti, hanehalkının güncel ve geçmişteki geliri, işgücü durumu, sağlık durumu, çalışan kişi oranı, hanehalkı tipi, hanedeki yetişkin, çocuk ve yaşlı sayısı, konut mülkiyeti özellikleri, sosyal yardımları ve yıl bilgilerini temsil etmektedir. Analizlerde ilk olarak, yoksulluğun belirleyicileri her ülke için ayrı ayrı sabit etkili panel regresyon yöntemi kullanılarak analiz edilmektedir. Devamında, ülkeler arasındaki yoksunluk farkı ayrıştırılmaktadır. Bu çalışmada, genel analizlerde sansürü dikkate almayan modeller tahmin edilse de maddi yoksunluk indeksinde mevcut olan sıfır değerinde soldan sansürlenme duyarlılık (robustness) analizlerinde alınarak standart panel Tobit modeli tahmin edilmektedir.

Sevä ve Larsson (2015) çalışmasında, İsveç'te kendi hesabına ve düzenli çalışan bireylerin maddi yoksunluk durumları ile gelirleri arasındaki ilişki analiz edilmektedir. Analizlerde, 2011 yılında posta ile derlenen veriler kullanılmaktadır. Modelin bağımlı değişkeni, 29 tüketim maddesinden hareketle hesaplanan maddi yoksunluk indeksidir. Modelin açıklayıcı değişkenleri ise cinsiyet, yaş grupları, eğitim, doğum yeri, çalışma saati ve endüstri bilgisini temsil eden değişkenlerdir. Maddi yoksunluk indeksi olarak belirlenen bağımlı değişkenin dağılımının büyük ölçüde sola çarpık olduğu ve çoğu birimin sıfır değerini aldığı gözlenmektedir. Buradan hareketle, bağımlı değişken normal dağılmadığı için standart yöntemlerin kullanılamayacağı belirlenmektedir. Bu sorunun üstesinden gelmek için göreceli

maddi yoksunluk indeksinin gözlenemeyen bir normal dağılımın parçası olduğu düşünülerek model standart Tobit modeli tahmin edilmektedir.

Literatür araştırmasının bu aşamasında, maddi yoksunluk durumunu sayma değişkeni olarak ele alan ve bu değişkendeki sansürü dikkate alan yöntemler kullanan çalışmalar analiz edilecektir. Ajwad vd. (2013) çalışmasında, istihdam ve eğitim koşullarının iyileştirilmesinin yoksulluk ve sosyal dışlanma göstergeleri üzerindeki etkisine ışık tutma amacı ile maddi yoksunluk analiz edilmektedir. 10 AB ülkesinin 2005-2009 dönemine ait Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) verisinin analiz edildiği çalışmada, maddi yoksunluğun ölçümü için Avrupa İstatistik Ofisi (Eurostat) tanımlamasını takiben ev kirasının, faizli borç geri ödemesinin veya konut kredisinin planlandığı gibi ödenememe, evin ısınma ihtiyacının yeterince karşılanabilme, beklenmedik harcamaların karşılanabilme, istenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman en az üç gün et, tavuk veya balık içeren yemeği karşılayabilme, istenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman tüm hanehalkı fertleri ile birlikte evden uzakta bir haftalık tatili karşılayabilme, hanehalkının renkli televizyona, otomatik çamaşır makinesine, otomobile (iş amaçlılar hariç) ve cep telefonuna maddi yoksunluk nedeni ile sahip olamama öğelerinden hareketle belirlenmektedir. 9 öğeden oluşan bu maddelerden hareketle maddi yoksunluk durumu belirlenmektedir. Belirlenen bağımlı değişken, 0 ile 9 arasında değer alan sayma değişkenidir. İlgili bağımlı değişken, yaş, medeni durum, göçmenlik durumu, hanehalkı büyüklüğü, hanehalkı tipi, işgücü durumu, sektör bilgisi, sosyal yardımlar gibi açıklayıcı değişkenler ile modellenmektedir. Çalışmada, bağımlı değişkenin gözlemlerinin önemli bir bölümünün sıfır değerinde soldan sansürlendiği ifade edildiğinden Tobit modeli tahmin edilmektedir. Daha güncel bir çalışma olan Bedük (2018) çalışmasında, maddi yoksunluk ölçümlerinde yer alan sıfır gözlemleri detaylı olarak incelenerek 25 AB ülkesinin 2009 yılına ait GYKA verileri analiz edilmektedir. Analizler için oluşturulan maddi yoksunluk bağımlı değişkeni 0 ile 9 arasında değer alan sayma değişkendir. Bu değişken, sosyal sınıf, hanehalkı sorumlusunun eğitimi, cinsiyeti, işsizlik durumu, medeni durumu, hanehalkı tipi, hanedeki çocuk sayısı, hanedeki sağlık problemleri ve engellilik durumu, hanehalkının geliri ve konut mülkiyeti gibi değişkenler ile modellenmektedir. Modelin bağımlı değişkeni sayma değişken özelliği gösterdiğinden analizler sayma regresyon yöntemleri üzerinden yürütülmektedir. Bu yapılırken sıfır gözlemlerindeki sansür kavramı dikkate alınarak bu tez kapsamında iki parçalı modeller olarak isimlendirilen sayma Hurdle modelleri tahmin edilmektedir. Analiz sonucunda, bağımlı değişkendeki sıfır gözlemlerinin özel durumunu dikkate alan iki parçalı modellerin performanslarının sıfır gözlemlerini tahmin prosedüründe dikkate almayan geleneksel yöntemlere göre daha iyi olduğu ifade edilmektedir. Spesifik olarak, geleneksel modellerin maddi yoksunluk ile açıklayıcı değişkenler arasındaki istatistiksel ilişkiyi yakalayamadığı, anlamlı olması gereken katsayıları anlamsız belirlediği ve sıfırların uygun bir şekilde tahmine dahil edilmemesi nedeni ile aşırı tahmin (overestimate) yaptığı belirlenmiştir.

Literatürde, sürekli ve sayma yapısında olan maddi yoksunluk bağımlı değişkenindeki sansürü dikkate alan çalışmaların yanı sıra, maddi yoksunluk indeksindeki veya sayma yapısında olan maddi yoksunluk bağımlı değişkenlerindeki sansürü dikkate almayan çalışmalar da yürütülmüştür. Bu çalışmalardan biri olan Fusco (2010) çalışmasında, Lüksemburg'da gelir ile maddi yoksunluk arasındaki ilişki analiz edilmektedir. Çalışma kapsamında 2003-2009 dönemi için Lüksemburg Panel Sosyo-Ekonomik verileri analiz edilmektedir. Modelin bağımlı değişkeni, maddi yoksunluk indeksidir. Açıklayıcı değişkenler ise gelir, hanehalkı sorumlusunun yaşı, cinsiyeti, vatandaşlık, eğitim, medeni durum, çalışma durumu gibi özelliklerini, hanehalkındaki çocuk sayısı, yetişkin sayısı, çalışan kişi sayısı, konut özellikleri ve

konut mülkiyetine yönelik bilgileri ve yıl etkilerini ifade etmektedir. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, sıfır noktasında soldan sansürlendiği için maddi yoksunluk indeksinin standart panel Tobit modeli ile tahmin edilebileceği ifade edilse de çalışma kapsamında sabit etkili panel regresyon modeli tahmin edilerek sansürlü yöntemlerin ileriki çalışmalarda ele alınacağı açıklanmıştır. Whelan ve Maître (2012) çalışmasında, 28 AB ülkesi için yoksunluk kalıplarının karşılaştırmalı bir analizi gerçekleştirilmektedir. Çalışma kapsamında, 2009 yılına ait GYKA verileri analiz edilmektedir. Bağımlı değişken, 6 başlık altında sınıflandırılmış olan maddi yoksunluk öğelerinden hareketle hesaplanan maddi yoksunluk indeksidir. Maddi yoksunluk indeksi, gelir, sosyal sınıf, eğitim, medeni durum, cinsiyet, vatandaşlık, yaş, çocuk sayısı, hanehalkı tipi, kiracı olma durumu, çalışma durumu ve ülkelere özel makro değişkenler ile modellenmektedir. Oluşturulan model, sansür dikkate alınmadan hiyerarşik modeller ile tahmin edilmektedir. Notten ve Guio (2016) çalışmasında, Almanya, İngiltere, Polonya ve Yunanistan'da 2008 ve 2013 yıllarına ait GYKA verileri karşılaştırılarak 2008 krizinde sosyal yardımların yoksulluk ve maddi yoksunluk üzerindeki etkisi araştırılmaktadır. Bağımlı değişken, maddi yoksunluk durumunu ifade eden sayma değişkenidir. İlgili değişken, hanehalkının geliri, borcu, hane giderleri, konut mülkiyeti, sağlık harcamaları, hanehalkı tipi, hanedeki çocuk, yetişkin ve yaşlı sayısı, eğitim durumu, hane tarafından belirtilen ekonomik durum ve vatandaşlık gibi değişkenler ile modellenmektedir. Model tahmin edilirken sansür dikkate alınmadan EKK ve negatif binom regresyon yöntemleri kullanılmaktadır. Verbunt ve Guio (2019) çalışmasında 31 Avrupa ülkesi için 2012 yılına ait GYKA verileri analiz edilerek yoksulluk ve şiddetli (severe) maddi yoksunluk analiz edilmektedir. Bağımlı değişken, Ajwad vd. (2013) çalışmasına benzer olarak 9 maddi yoksunluk ögesi olarak belirlenmekte ve iş yoğunluğu, hanehalkı sorumlusunun eğitim ve sağlık durumu, konut mülkiyeti, hanehalkı tipi, hanehalkı sorumlusunun yaşı, cinsiyeti ve göçmenlik durumu gibi değişkenler ile modellenmektedir. Oluşturulan model, çoklu (multinomial) logit yöntemi ile tahmin edilmektedir.

Literatürde, sürekli ve sayma yapısında olan maddi yoksunluk bağımlı değişkenlerinin yanı sıra, öğelerin karşılanma durumları için belirlenen eşik değerinden hareketle hesaplanan iki durumlu maddi yoksunluk bağımlı değişkenlerini analiz eden çalışmalar da mevcuttur. Bu çalışmalardan biri olan Whelan, Layte ve Maître (2002) çalışmasında, 1994-1996 dönemleri arasında 11 AB ülkesinin Avrupa Topluluğu Hanehalkı Panel verileri analiz edilerek kalıcı gelir yoksulluğu ile kalıcı maddi yoksunluk analiz edilmektedir. Analizlerde tahmin edilecek modelin bağımlı değişkeni, 12 öğeden hareketle hesaplanan maddi yoksunluk indeksinden hareketle tespit edilen kalıcı maddi yoksunluk durumudur. Çoklu ilişkili logit yöntemi ile tahmin edilen modelin açıklayıcı değişkenleri, kalıcı gelir yoksulluğu, güvensizlik derecesi, eğitim, çalışma durumu, medeni durum, hanehalkı tipi ve çocuk sayısını ifade eden değişkenlerdir. Bu çalışmalardan bir diğeri olan Bárcena-Martín vd. (2014) çalışmasında makro ve mikro açılardan maddi yoksunluk analiz edilmektedir. Analizlerde, 28 AB ülkesinin 2007 yılına ait GYKA verisi analiz edilmektedir. Verilerden hareketle oluşturulan bağımlı değişken, maddi yoksunluk indeksinden hareketle hesaplanan ve şiddetli yoksunluk durumunu temsil eden iki durumlu değişkendir. Bu değişken, hanehalkı sorumlusunun cinsiyeti, yaşı, eğitimi, çalışma durumu, hanehalkının konut mülkiyeti, harcanabilir geliri, hanehalkı tipi ve ülkelere özel makro büyüklükler ile modellenmektedir. Şiddetli maddi yoksunluk durumu, logit modeli ile tahmin edilmektedir.

Bu çalışmalardan bir diğeri, Israel ve Spannagel (2019) çalışmasıdır. Bu çalışmanın amacı, Avrupa'daki yoksunluk seviyelerine yönelik uygulanan politikaların etkinliğini araştırmaktadır. Çalışma kapsamında, 29 AB ülkesinin 2012-2013 yıllarına ait GYKA yatay kesit verileri analiz edilmektedir. Maddi yoksunluk, Ajwad vd. (2013) ve Verbunt ve Guio (2019) çalışmalarında kullanılan 9 öğeden

hareketle belirlenmektedir. Çalışmanın bağımlı değişkeni, bu 9 öğeden 3 veya daha fazlasını karşılayamayan haneler için 1 değerini alan ve maddi yoksunluk durumunu ifade eden iki durumlu değişkendir. Bu değişken, hanehalkı tipi, göçmen sayısı, sağlığı kötü olan birey sayısı, eğitim, gelir ve ülkeler bazında makro değişkenler ile modellenmektedir. Maddi yoksunluk durumu, çok seviyeli (multi-level) lojistik regresyon modeli ile tahmin edilmektedir. Daha güncel bir çalışma olan Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023) çalışmasında, İspanya’da bölgesel olarak maddi yoksunluk düzeyleri ve sağlanan yardımların etkisini analiz edilmektedir. Analiz kapsamında, 2014-2018 yıllarına ait GYKA yatay kesit verileri incelenmektedir. Bağımlı değişken, Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019) ve Verbunt ve Guio (2019) çalışmalarında da kullanılan 9 öğeden hareketle maddi yoksunluk düzeyleri olarak belirlenmiştir. Bağımlı değişken, yaş, cinsiyet, eğitim, konut mülkiyeti, hanehalkı tipi, hanehalkı büyüklüğü, yaşlı, engelli, çalışan, geçici çalışan kişi sayısı, iş yoğunluğu gelir, yaşanan bölgenin kalabalıklığını ifade eden değişkenler ile modellenmekte ve çoklu ilişkili (multivariate) logit modeli ile tahmin edilmektedir.

Literatürde, öğelerin karşılanma durumları için sıralı (ordered) modellerden hareketle maddi yoksunluk bağımlı değişkenini analiz eden çalışmalar da mevcuttur. Bu çalışmalardan biri olan Notten ve Guio (2020) çalışmasında, 32 AB ülkesinde maddi ve sosyal yoksunluk analiz edilerek sosyal yardımların maddi ve sosyal yoksunluk üzerindeki etkisine odaklanılmaktadır. Analizlerde, 2015 yılına ait GYKA verileri analiz edilmektedir. Maddi ve sosyal yoksunluğu ölçebilmek için belirlenen 13 öğeden hareketle sıralı yapıda bir bağımlı değişken oluşturulmaktadır. Oluşturulan bağımlı değişken, gelir, sağlık durumu, ekonomik kaygı, konut mülkiyeti, vatandaşlık durumu, hanedeki çocuk ve yetişkin sayısı, eğitim, işgücü durumu ve bölgeyi temsil eden açıklayıcı değişkenler ile modellenmektedir. Maddi yoksunluk durumu, sayma ve sıralı yapıda çeşitli modeller ile tahmin edilerek sıralı logit modelinden elde edilen bulgular yorumlanmaktadır.

6.1.3. Türkiye’de Maddi Yoksunluk Araştırmaları

Bu bölümde, literatürde Türkiye’de maddi yoksunluk üzerine yürütülen araştırmalar ele alınacaktır. Kronolojik olarak sıralanan çalışmaların amacı, kullandığı veri seti, mevcut ise çalışmada oluşturulan ekonometrik modelin bağımlı ve açıklayıcı değişkenleri, kullanılan tahmin yöntemine değinilecek ve çalışmadan elde edilen bulgular özetlenecektir.

Türkiye verilerini kullanarak maddi yoksunluk durumunu araştıran ilk çalışma olan Fahey (2007) çalışmasında, 25 AB ülkesi ve o dönemde AB’ye aday ülke konumunda olan Romanya, Bulgaristan ve Türkiye’de, gelir yoksulluğu ile maddi yoksunluk, konut kusurları, finansal sorunlar, öznel geçim sıkıntısı, yaşam memnuniyeti, küresel yaşam memnuniyeti göstergeleri arasındaki ilişki analiz edilmektedir. Çalışmada, 2003 yılına ait olan Avrupa Yaşam Kalitesi Anketi (European Quality of Life Survey) verilerinden yararlanılmaktadır. Çalışma kapsamında, maddi yoksunluk ölçümünde konutu yeterince sıcak tutamama, yılda bir kez tatile çıkamama, beyaz eşyaları yenileyememe, yeni giysiler alamama, iki günde bir kez et veya balık tüketememe, haftada bir kez arkadaş veya aileyi akşam yemeğine alamama öğeleri kullanılmaktadır. Bu öğelerden iki veya daha fazlasını maddi yoksunluk nedeni ile karşılayamayan haneler maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. İstatistiksel analizlere dayanan çalışmada, hanelerin gelirleri sınıflandırma değişkeni olarak kullanılmakta ve karşılaştırmalı olarak göstergeler analiz edilmektedir. Maddi yoksunluk özelinde elde edilen bulgular, maddi

yoksunluk düzeyinin, gelir düzeyi ile ilişkili olduğunu ifade etmektedir. Buna göre, hanelerin geliri azaldıkça maddi yoksunluk düzeyleri artmaktadır.

Ulusal literatürde Türkiye’de maddi yoksunluğa değinen ilk çalışma olan Bayram vd. (2010) çalışmasında, doğrudan maddi yoksunluğa odaklanılmasa da Türkiye’de yaşam tatmini ve sosyal dışlanma arasındaki ilişkinin analizinde sosyal dışlanma boyutunda maddi yoksunluk kavramını ele alınmaktadır. Çalışma kapsamında, Bursa ilinde araştırmacılar tarafından anket uygulanarak yaşam tatmini ölçeği oluşturulmaktadır. Oluşturulan ölçeğin üzerinde sosyal dışlanmanın etkisini analiz edebilmek için maddi yoksunluk, sosyal haklar, sosyal katılımcılık ve kültürel entegrasyon boyutları ile sosyal dışlanma ölçeği hesaplanmaktadır. Sosyal dışlanma ölçeğinin bir boyutu olan maddi yoksunluk ölçümünde zorunlu ödemelerde güçlük, maddi durum hakkında endişe, beslenme, giyim, barınma gibi temel gereksinimlerin karşılanmasında zorlanma öğeleri dikkate alınmaktadır. Yaşam tatmini ölçeğinin bağımlı değişken olduğu hiyerarşik regresyon modelinde, yaş, cinsiyet, eğitim durumu, sosyal güvence, toplam aylık gelir, ailedeki toplam kişi sayısı, kira durumu, maddi yoksunluk, sosyal haklar, sosyal katılımcılık ve kültürel entegrasyon açıklayıcı değişkenler olarak belirlenmektedir. Çalışmanın maddi yoksunluk özelindeki bulguları, maddi yoksunluk düzeyinin artması ile yaşam tatmininin azaldığı yönündedir. Ek olarak, maddi yoksunluk ile gelir ve eğitim arasında ters yönlü bir ilişki tespit edilirken maddi yoksunluk boyutunda kirada oturma durumunun sosyal dışlanmışlık hissini arttırdığı tespit edilmiştir.

Bayram vd. (2010) çalışmasına benzer olarak, doğrudan maddi yoksunluk analizine odaklanmayan ancak maddi yoksunluğu bir boyut olarak ele alan bir diğer çalışma Bayram, Bilgel ve Bilgel (2012) çalışmasıdır. Bu çalışmada, yaşam kalitesi ve sosyal dışlanma arasındaki etkileşim analiz edilmektedir. Analizler gerçekleştirilirken Bayram vd. (2010) çalışmasında derlenen verilerden yararlanılarak sosyal dışlanma ölçümünde maddi yoksunluk, sosyal haklar, sosyal katılımcılık ve kültürel entegrasyon boyutları dikkate alınmaktadır. Analizler, yapısal eşitlik modellemesi ile gerçekleştirilmektedir. Çalışmanın maddi yoksunluk boyutundaki bulguları, sosyal dışlanmanın maddi yoksunluk boyutunun yaşam kalitesinin çevre ve sosyal ilişkiler alanlarına doğrudan ve olumsuz etkisi olduğunu ifade etmektedir.

Karadağ (2013) çalışmasının amacı yoksulluk, mutlak yoksulluk ve maddi yoksunluk gibi kavramların resmi ulusal verilerden hareketle karşılaştırmalı analizini sunarak Türkiye’nin durumu hakkında bilgi vermektir. Bu amaçla, 2006-2012 dönemi için GYKA yatay kesit ve 2002-2009 dönemi için Hanehalkı Bütçe İstatistikleri verileri analiz edilmektedir. Çalışma kapsamında maddi yoksunluk, Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019) ve Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023) çalışmalarında da kullanılan 9 öğeden hareketle belirlenmektedir. Bu 9 öğeden en az 3’üne olumsuz yanıt veren birimler maddi yoksun olarak tanımlanırken 4 ve daha fazlasına olumsuz yanıt verenler şiddetli maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. Çalışmanın maddi yoksunluk özelinde bulguları, 2006-2012 dönemlerinde 27 AB ülkesinde %8-9 civarında seyreden şiddetli maddi yoksunluk oranlarına karşılık Türkiye’de bu oranların %59,2-65,1 arasında seyrettiğini ifade etmektedir. Bulgular, 2012 yılına doğru oranların %65,1’den %59,2’ye doğru düşüş gösterdiğini ifade etmektedir. Buna rağmen, AB ülkeleri ile mevcut fark Türkiye’de maddi yoksunluk oranlarının önemli derecede yüksek olduğuna işaret etmektedir.

Karadağ ve Saraçoğlu (2015) çalışmasının amacı, 2006-2012 dönemi için GYKA yatay kesit verilerinden hareketle çok boyutlu yoksulluk indeksi hesaplayarak Türkiye için elde edilen sonuçları AB ülkeleri ile karşılaştırmalı olarak analiz etmektir. Çalışma kapsamında, çok boyutlu maddi

yoksunluk indeksi hesaplanırken şiddetli maddi yoksunluk durumu çok boyutlu maddi yoksulluğun bir boyutu olarak ele alınmaktadır. Şiddetli maddi yoksunluk, Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019) ve Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023) çalışmalarında da kullanılan 9 öğeden hareketle belirlenmektedir. Bu 9 öğeden 4 ve daha fazlasına olumsuz yanıt verenler şiddetli maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. Hesaplanan indeksin istatistiksel analizine dayanan bulgular, Türkiye’de şiddetli maddi yoksunluk indeksinin, yıllar boyunca düşüş göstermesine karşın AB ülkelerine göre oldukça yüksek olduğunu ifade etmektedir. Bu bulgu, Karadağ (2013) çalışmasının bulguları ile benzerdir.

Yoksulluğun ölçümünde kullanılan parasal ve parasal olmayan ölçümlere göre farklı sonuçlara neden olan ölçümlerden kaynaklanan farkların giderilmesi ve yoksulların daha doğru tespit edilmesinin amaçlandığı Acar, Anil ve Gursel (2017) çalışmasında 2007-2011 dönemi için GYKA panel verisi analiz edilmektedir. Çalışmanın dört ayrı bağımlı değişkeni mevcuttur: (1) parasal ve parasal olmayan ölçüme göre yoksul olanlar (2) parasal ölçüme göre yoksul olanlar (3) parasal olmayan ölçüme göre yoksul olanlar (4) iki ölçüme göre de yoksul olmayanlar. Parasal ölçümlere dayanan yoksullukla göreceli yoksulluk hesaplanırken parasal olmayan yoksullukla maddi yoksunluk hesaplanmaktadır. Maddi yoksunluk durumu hesaplanırken, Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023), Karadağ (2013) ve Karadağ ve Saraçoğlu (2015) çalışmalarında benimsenen 9 öğe kullanılmaktadır. Bu 9 öğeden 4 veya daha fazlasını maddi yoksunluk nedeni ile karşılayamayan haneler, şiddetli maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. Oluşturulan bu dört ayrı iki durumlu bağımlı değişkenler, eğitim, hanedeki yetişkin kişiler arasında çalışan kişi oranı, hanedeki tarım çalışanlarının toplam çalışanlar içerisindeki oranı, hanedeki kayıt dışı çalışanların çalışan kişilere oranı, hanedeki emekli sayısı, hanedeki sağlık problemi yaşayan kişi sayısı, konut mülkiyeti ve yılları temsil eden değişkenler ile modellenmektedir. Bağımlı değişkenler, panel probit regresyon modeli ile tahmin edilmektedir. Bulgular, eğitim seviyesinin ve ev sahipliğinin, kullanılan ölçümden bağımsız olarak gelir yoksulu ve maddi yoksun olma olasılığını azalttığını ifade etmektedir.

Karcı ve Bayram Arlı (2018) çalışmasında, maddi yoksunluk olasılığını belirleyen faktörler analiz edilmektedir. Bu amaçla, 2016 yılına ait GYKA yatay kesit verisi incelenmektedir. Maddi yoksunluk durumları, Acar, Anil, Gursel (2017), Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023), Karadağ (2013) ve Karadağ ve Saraçoğlu (2015) çalışmalarında olduğu gibi 9 öğeden hareketle hesaplanmaktadır. Oluşturulacak olan modelin bağımlı değişkeni, bu öğelerin en az dördünü karşılayamayanlar için 1 değerini alan ve maddi yoksunluk durumunu ifade eden iki durumlu değişkendir. Bağımlı değişkeni açıklayan değişkenler ise bölge, eğitim, istihdam, yaş, sağlık durumu, konutun oda sayısı ve ısıtma sistemi olarak belirlenmektedir. Maddi yoksunluk durumu, logit modeli ile tahmin edilmektedir. Bulgular, çalışmada ve kötü sağlık durumlarının, maddi yoksun olma olasılığını arttırdığını ifade ederken, eğitimin ve yaşın artması ile maddi yoksun olma olasılığını azalttığını ifade etmektedir.

Ünver ve Alkan (2020) çalışmasının amacı ise maddi yoksunluk durumlarını etkileyen sosyo-demografik ve ekonomik faktörleri belirlemektir. Bu amaçla, 2017 ve 2018 yıllarına ait GYKA yatay kesit verileri incelenmektedir. Bağımlı değişken, yeni giysi alabilme, iki çift ayakkabıya sahiplik, ayda en az bir kere dışarıda aile ve arkadaşlarla bir araya gelerek bir şeyler yemek veya içmek, spor, sinema ve konser gibi boş zaman faaliyetlerine düzenli olarak katılabilme, çoğu hafta keyfi harcama yapabilme ve evde internete erişimine sahip olma durumlarını temsil eden 6 öğeden hareketle belirlenmektedir. Buna göre, çalışmanın bağımlı değişkeninin yaşam standardına odaklandığı ifade edilebilir. Açıklayıcı

değişkenler, medeni durum, eğitim, sağlık, meslek, gelir ve yıl bilgilerini kontrol etmektedir. Bağımlı değişken, çoklu ilişkili probit modeli ile tahmin edilmektedir. Çalışmanın bulguları, eğitim ve gelirdeki artışın maddi yoksunluk üzerinde azaltıcı bir etkisi olduğunu, sağlık durumunun kötü olmasının ve evli olmanın maddi yoksunluğu arttırdığını ifade etmektedir.

Kılınç (2020) tezinde ve daha sonra Özdamar, Kılınç ve Giovanis (2021) makalesinde, işsizliğin ve işsizlik yardım ve ödeneklerinin maddi yoksunluk üzerindeki etkisi araştırılmaktadır. Analizlerde 2013-2017 dönemine ait GYKA yatay kesit verileri incelenmektedir. Çalışma kapsamında bağımlı değişken olarak belirlenen maddi yoksunluk, yaşam standardı indeksi üzerinden değerlendirilmektedir. Yaşam standardı indeksi hesaplanırken, Ünver ve Alkan (2020) çalışmasında ele alınan 6 öge dikkate alınmaktadır. Açıklayıcı değişkenler, yaş, gelir, cinsiyet, istihdam durumu, eğitim ve medeni durum olarak belirlenmektedir. Oluşturulan model, EKK tahmin yöntemi ile tahmin edilmektedir. Bulgular, işsiz bireylerin daha fazla maddi yoksunluğa maruz kaldığını ifade etmektedir.

Turgut (2021) çalışmasında, GYKA verilerinden hareketle maddi yoksunluk ölçümleri için anket soruları incelenerek Türkiye'nin maddi yoksunluk durumu AB ülkeleri ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir. Analizlerde, 2010-2013 ve 2011-2013 dönemlerine ait GYKA yatay kesit ve panel verileri kullanılmaktadır. Maddi yoksunluk, Acar, Anil, Gursel (2017), Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023), Karadağ (2013), Karadağ ve Saraçoğlu (2015) ve Karcı ve Bayram Arlı (2018) çalışmalarında olduğu gibi 9 öğeden hareketle hesaplanmaktadır. Oluşturulacak olan modelin bağımlı değişkeni, bu öğelerin en az 4'ünü karşılayamayanlar için 1 değerini alan ve maddi yoksunluk durumunu ifade eden iki durumlu değişkendir. Açıklayıcı değişkenler, hanehalkı büyüklüğü, konut mülkiyeti, çocuk, çalışan kişi, 65 yaş ve üzeri kişi, kronik rahatsızlığı olan birey sayısı, yaş, eğitim, istihdam, medeni durum, cinsiyet olarak belirlenmektedir. Maddi yoksunluk durumu, probit modeli ile tahmin edilmektedir. Çalışmanın sonuçları, daha çok yoksulluğun ve maddi yoksunluğun ölçülmesinde kullanılan anket sorularının düzenlenmesi üzerine kurgulanmıştır.

Tekgüç ve Akbulut (2022) çalışmasında, Karadağ ve Saraçoğlu (2015) çalışmasına benzer olarak, 2006-2015 dönemi için GYKA yatay kesit verilerinden hareketle çok boyutlu yoksulluk indeksi cinsiyet bağlamında analiz edilmektedir. Çok boyutlu yoksulluk indeksinin bir boyutu olarak maddi yoksunluk dikkate alınmaktadır. Çalışmanın istatistiksel bulguları, çok boyutlu yoksulluk indeksinde cinsiyet farkı olduğunu ve bu farkın zamanla daraldığını ifade etmektedir.

Maddi yoksunluk üzerine odaklanan en güncel çalışmalardan olan Uğur (2023) çalışmasında, eşanlı olarak gelir yoksulluğu ve maddi yoksunluğu tecrübe eden, birini tecrübe ederken diğerini etmeyen ve her ikisini de tecrübe etmeyen bireylerin durumlarına etki eden faktörler incelenmektedir. Bu amaçla, 2018 yılına ait GYKA yatay kesit verisi analiz edilmektedir. Bağımlı değişken, (1) gelir yoksulu ve maddi yoksun (2) gelir yoksulu ama maddi yoksun değil (3) maddi yoksun ama gelir yoksunu değil (4) gelir yoksulu veya maddi yoksun değil durumlarını temsil eden çok değişkenli yapıdadır. Bağımlı değişkende maddi yoksunluk durumlarının analizi için, Acar, Anil, Gursel (2017), Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023), Karadağ (2013), Karadağ ve Saraçoğlu (2015), Karcı ve Bayram Arlı (2018) ve Turgut (2021) çalışmalarında benimsenen 9 öge ele alınmaktadır. Bu 9 öğeden en az 3'üne olumsuz yanıt veren birimler maddi yoksun, 4 veya daha fazlasına olumsuz yanıt verenler ise şiddetli maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. Bağımlı değişkenler, çoklu ilişkili probit modeli ile tahmin edilmektedir. Çalışmanın bulguları, eğitim

düzeyindeki artışın gelir yoksulluğu ve maddi yoksun olma olasılığını düşürdüğünü, işsizliği ise arttırdığını ifade etmektedir. Ek olarak, yaş, cinsiyet, medeni durum, sağlık ve hanehalkı tipi gelir yoksulluğu ve maddi yoksunluğu etkilemektedir.

Yukarıda kronolojik sırayla analiz edilen Türkiye üzerine yürütülen maddi yoksunluk araştırmaları, verilerden hareketle istatistiksel analiz yapan (Fahey 2007; Karadağ 2013), sosyal dışlanmanın bir boyutu olarak maddi yoksunluğu analiz eden (Bayram vd. 2010; Bayram, Bilgel ve Bilgel 2012), çok boyutlu yoksulluğun bir boyutu olarak maddi yoksunluğu analiz eden (Karadağ, Saraçoğlu 2015; Tekgüç, Akbulut 2022), iki durumlu maddi yoksunluk bağımlı değişkenini modelleyerek tahmin eden (Acar, Anil, Gursel 2017; Karcı, Bayram Arlı 2018; Turgut 2021; Uğur 2023) ve yaşam standardı indeksini modelleyen ve tahmin eden (Ünver, Alkan 2020; Kılınç 2020; Özdamar, Kılınç, Giovanis 2021) çalışmalar olarak sınıflandırılabilir. Çalışmalar arasında, panel veri analizi yapan tek çalışma ise Turgut (2021) çalışmasıdır.

6.1.4. Tek Ebeveynli Hanelerde Maddi Yoksunluk Araştırmaları

“Benim çocuklarım diğer çocukların aldığı gibi alamıyor. Bu kadar basit. Sadece alamıyorlar. Pek çok şeyi kaçırıyorlar. Yoksul olduğumu düşünüyorum ve diğer insanlara, çalışan insanlara baktığımda en altta olduğumu görüyorum.

[Yardımla yaşayan tek ebeveyn]”

Mack ve Lansley (1985: 41)

Bu bölümde ilk olarak, tek ebeveynli haneler tanımlanacaktır. Devamında, literatürde tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumları üzerine elde edilen bulguları değerlendirilecektir.

Tek ebeveynli (single-parent, lone-parent, single parenthood) hanelerin tanımı ulusal bağlamlarda farklılık gösterse de genel olarak tek ebeveynli haneler, bir ebeveynin eşi/partneri olmadan bakmakla yükümlü olduğu çocuk veya çocuklarıyla birlikte yaşadığı haneleri ifade etmektedir. Bir hanenin, tek ebeveynli olarak tanımlanmasının dört farklı sebebi olabilir. Bunlardan ilki, evli veya beraber olan çiftler arasında çeşitli sebepler ile ebeveynlerden birinin çocuk veya çocukları ve eşi ile bir hanede yaşayamamasından kaynaklanır. Bu duruma somut bir örnek olarak, çalışmak için ebeveynlerden birinin şehir veya ülke dışına yerleşmesi gösterilebilir. Bu sebepte, ebeveynler halen evli veya beraberdir. İkinci sebep ise ebeveynlerin boşanmış olması veya ayrı yaşaması nedeni ile çocukların ağırlıklı olarak ebeveynlerden biri ile yaşamasından kaynaklanabilir. Üçüncü sebep olarak, ebeveynlerden birinin vefat etmesi durumunda çocuk veya çocukların tek ebeveyn ile yaşaması durumu gösterilebilir. İkinci ve üçüncü sebeplerde, ebeveynler beraber değildir. Tek ebeveynli hanelerin, genellikle ebeveyn olan hanehalkı sorumlusunun kadın olması durumunda kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler, erkek olması durumunda erkek hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler söz konusu olmaktadır.

Sanayileşmiş ülkelerde son 50 yılda aile biçimindeki en çarpıcı değişikliklerden biri, çoğunluğu kadın tarafından yönetilen tek ebeveynli hanelerin sayısındaki artış olarak kabul edilmektedir (Chzhen, Bradshaw 2012: 487). Tek ebeveynli haneler, özellikle maddi yoksunluk araştırmalarında ilgi çekmektedir. Bunun nedeni, tek ebeveynli hanelerin bu özel durumunun tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk düzeyini diğer hanelere göre arttırmasıdır. Bu bağlamda, tüm ülkelerde tek ebeveynli hanelerin maddi yoksun olma olasılığının daha yüksek olduğu bildirilmektedir (Boarini, d’Ercole 2006:

38). Bu nedenle, özellikle yoksulluğu azaltma üzerine belirlenen hedeflerde, tek ebeveynli haneler özelinde geliştirilen yoksullukla mücadele politikalarının temel odak noktası olması beklenmektedir (Chzhen, Bradshaw 2012: 488).

Bu aşamada, tek ebeveynli hanelerde maddi yoksunluk araştırmaları yürüten çalışmalar analiz edilecektir. İlk olarak, maddi yoksunluk modellemelerinde hanehalkının tek ebeveynli olması durumunu iki durumlu açıklayıcı değişkenler ile analiz eden çalışmaların sonuçlarına yer verilecektir. Bu yapılırken, hanehalkı sorumlusunun cinsiyetinin maddi yoksunluk üzerindeki etkisi de analiz edilerek kadın ve erkek hanehalkı sorumlusuna sahip haneler arasındaki maddi yoksunluk düzeyleri karşılaştırılacaktır. Böylece, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumu için literatürden bilgi edinilmesi amaçlanmaktadır.

Bu çalışmalardan biri olan Muffels ve Fouarge (2004: 315-316) çalışmasının tek ebeveynli hanelere yönelik maddi yoksunluk bulguları, bu tür ailelerdeki bireylerin maddi yoksunluk yaşama olasılıklarının önemli ölçüde daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu bulgu, yoksulluğun kadınlaştırılmasına ilişkin genel olarak yapılan varsayımları destekleme eğiliminde olduğunu ifade etmektedir. Aynı çalışmanın cinsiyete yönelik elde edilen bulguları ise diğer koşullar eşit olduğunda kadın hanehalkı sorumlusuna sahip hanelerin erkek hanehalkı sorumlusuna sahip hanelere göre daha yüksek düzeyde maddi yoksun olduğunu ifade etmektedir. Buna göre, kadınların yaşamında meydana gelen sosyo-demografik değişimlerin onların yaşam koşulları üzerine erkeklere göre daha güçlü olumsuz etkilere sahip olduğu tespit edilmiştir. Halleröd vd. (2006: 339-340) çalışmasında, tek ebeveynli hanelerin, çocuksuz iki yetişkine sahip hanelerden oluşan referans grubuna göre daha yoksun olduğu tespit edilmiştir. Çalışmanın, kadın ve erkekler arasındaki maddi yoksunluk farkı üzerindeki bulguları kadınların, hanehalkı durumu, işgücü piyasasındaki konumu ve geliri ne olursa olsun, erkeklere göre daha yoksun olduğuna işaret etmektedir. Figari (2012: 413) çalışmasında analiz edilen ülkelerin çoğunda, tek ebeveynli hanelerin ve kadınların, daha yüksek maddi yoksunluk düzeyinde olduğu ifade edilmektedir.

Ajwad vd. (2013: 15, 25) çalışmasının tek ebeveynli hanelere yönelik bulguları, tek ebeveynli hanelerin dezavantajlı konumda olduğunu ve bu haneler için maddi yoksunluğun daha yüksek olduğunu ifade etmektedir. Bu bağlamda, bu hanelerin temel dayanıklı tüketim öğelerinden yoksun olma ve geçimlerini sağlamada daha fazla zorluk yaşama olasılığının daha yüksek olduğu ifade edilmektedir. İleri bulgular, özellikle kadın hanehalkı sorumlusuna sahip hanelerde hanehalkı sorumlusunun işgücüne katılımının desteklenmesinin yoksulluğun azaltılmasında önemli rol oynadığını ifade etmektedir. Bedük (2018: 131) çalışmasının bulguları, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip hanelerin ve tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk düzeylerinin diğer hanelere göre daha yüksek olduğunu doğrulamaktadır. Maddi yoksunluk düzeyleri ülkelere göre değişim gösterse de genel eğilimin bu yönde olduğu tespit edilmiştir.

Whelan, Layte ve Maître (2002: 48) çalışmasında analiz edilen ülkelerde, tek ebeveyn olmanın kalıcı maddi yoksunluğun derecesini arttırdığı ifade edilmektedir. Bárcena-Martín vd. (2014: 815) çalışmasında ise kadın hanehalkı sorumlusuna sahip hanelerin ve tek ebeveynli hanelerin daha fazla maddi yoksunluk riskinde olduğu belirlenmiştir. Israel ve Spannagel (2019: 168) çalışmasında, özellikle tek ebeveynli hanelerde yaşanan yüksek düzeydeki yoksunluğa karşı koymayı hedefleyen politikaların Avrupa'daki çoğu ülkede hala eksik olduğu ve bu hanelerin daha yüksek maddi yoksunluk riski altında olduğunu ifade edilmektedir. Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023: 6) çalışmasında da

benzer şekilde, tek ebeveynli hanelerin düşük, orta ve yüksek düzeyde maddi yoksun olma olasılıklarının daha yüksek olduğu tespit edilmiştir.

Analiz edilen bu çalışmalarda, maddi yoksunluğu ifade eden bağımlı değişkendeki sansürlenme dikkate alınmış veya iki durumlu yapıda bir maddi yoksunluk bağımlı değişkeni analiz edilmiştir. Maddi yoksunluk bağımlı değişkenindeki sansürü dikkate almayan çalışmalardan biri olan Fusco (2010: 11) çalışmasında, tek ebeveynli hanelerin özel durumu kontrol edilmemiş olup hanehalkı sorumlusunun kadın olmasını yorumlanan tahmin sonuçlarına göre istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olmadığı tespit edilmiştir. Bu çalışmalardan bir diğeri olan Whelan ve Maître (2012: 498) çalışmasında ise hanehalkı sorumlusunun kadın ve hanelerin tek ebeveynli olması durumunda maddi yoksunluk düzeyinin arttığı ifade edilmiştir. Notten ve Guio (2016: 31) çalışmasında, tek ebeveynli haneleri ifade eden değişken genel anlamda ülkelerin çoğu için istatistiksel olarak anlamlı bulunmasa da anlamlı bulunanlar için yoksunluğu arttırdığı belirlenmiştir. Verbunt ve Guio (2019) çalışmasında, tek ebeveynli hanelerin, çocuksuz çiftlerle karşılaştırıldığında, sosyal olarak dışlanma olasılıklarının çok daha yüksek olduğu tespit edilmiştir.

Türkiye’de maddi yoksunluk üzerine yürütülen çalışmalardan biri olan Uğur (2023: 233, 235) çalışması, maddi yoksunluk analizlerinde tek ebeveynli hanelerin durumunu kontrol eden tek çalışmadır. Çalışmanın, tek ebeveynli haneler üzerine bulguları, tek ebeveyn ve çocuklardan oluşan hanelerin en riskli durumunda olduğunu ifade ederek bu hanelerin göre hem gelir yoksulu hem de maddi yoksun olma olasılıkları %21,8 daha fazla olduğu belirlenmiştir. Bu çalışma, hanehalkı sorumlusunun cinsiyetini de kontrol etmektedir. Bulgular, erkeklerin kadınlara göre hem gelir yoksulu hem de maddi yoksun olma olasılığının daha fazla olduğunu ifade etmektedir. Bu sonuç, uluslararası literatürden farklılık göstermektedir. Türkiye için yürütülen maddi yoksunluk araştırmalarından olan Kılınç (2020) tezi ve Özdamar, Kılınç ve Giovanis (2021) makalesi, tek ebeveynli hanelerin özel durumunu genel anlamda kontrol etmese de cinsiyet üzerine bazı bulgular sunmaktadır. Bulgular, işsiz kadın ve erkekler arasında, kadınların yaşam standardının erkeklere nazaran daha yüksek olduğunu ifade etmektedir. Türkiye’de 2019 yılına ait GYKA verilerinden hareketle hanehalkı tiplerine göre maddi zorluk çekme riskini araştıran Gemicioğlu (2022: 140) çalışmasında ise tek ebeveynli hanelerin maddi zorluk çekme riskinin en yüksek olduğu hanehalkı tipi olduğu belirtilmektedir.

Yukarıda incelenen çalışmalarda analizler, maddi yoksunluk için oluşturulan modele tek ebeveynli haneleri ifade eden iki durumlu değişkenin dahil edilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Benzer bir yaklaşım, cinsiyet değişkeni için de yürütülmüştür. Bu yaklaşımın dışında, doğrudan tek ebeveynli haneler üzerinden analizlerin gerçekleştirilmesine dayanan çalışmalardan biri Chzhen ve Bradshaw (2012) çalışmasıdır. İlgili çalışmada, tek ebeveynli hanelerin gelir yoksulluğu ve maddi yoksunluk durumları karşılaştırmalı olarak analiz edilirken bu hanelerdeki çocuk yoksulluğuna odaklanılmaktadır. Çalışma kapsamında, 28 AB ülkesinin 2009 yılına ait GYKA verileri analiz edilmektedir. Maddi yoksunluk ölçümünde, Acar, Anil, Gursel (2017), Ajwad vd. (2013), Israel ve Spannagel (2019), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023), Karadağ (2013), Karcı ve Bayram Arlı (2018), Turgut (2021) ve Uğur (2023) çalışmalarında benimsenen 9 öğeden yararlanılmaktadır. Buna göre, bağımlı değişkenlerden biri olan maddi yoksunluk durumu, 9 öğeden 3’ünü maddi yoksunluk sebebi ile karşılayamayanlar için 1 değerini alan iki durumlu değişkendir. Oluşturulan iki durumlu maddi yoksunluk değişkeni, ebeveynin cinsiyeti, yaşı, hanedeki çocuk sayısı, en küçük çocuğun yaşı, ebeveynin medeni durumu, eğitimi, istihdam durumu, hanenin aldığı sosyal yardımları ve ülkenin makro değişkenlerini temsil eden

açıklayıcı değişkenler ile modellenmektedir. Çalışma kapsamında, çok seviyeli lojistik regresyon modeli tahmin edilmektedir. Çalışmanın bulguları, analiz edilen AB ülkelerinde tek ebeveynli hanelerin gelir yoksulluğu ve maddi yoksunluk anlamında daha fazla riskte olduğunu ve bu hanelerdeki çocukların daha fazla yoksul olduğunu ifade etmektedir.

ABD, Avrupa, Avustralya, Kanada ve Japonya gibi ülkelerde yürütülen çalışmalar, tek ebeveynli hanelerin daha yüksek dezavantajlılık riski ile karşı karşıya olduğunu, temel ihtiyaçlarını karşılamada zorlandığını ve maddi yoksunluk düzeylerinin daha yüksek olduğunu ifade etmektedir (Abe 2006; Bauman 1999; Boushey vd. 2001; Bray 1998; Engeland, Lewis 2004; Tsakloglou, Papadopoulos 2013). Ek olarak literatürdeki çalışmalar, tek ebeveynli hanelerin hanehalkı sorumlusu kadın olduğunda bu tür zorluklara daha sık rastlanıldığını ve yalnız annelerin yönettiği bu hanelerdeki çocukların daha fazla yoksulluk ve yoksunluk riski altında olduğunu ifade etmektedir (Pyper 2002; Lu vd. 2020; Bostic 2023).

6.1.5. Literatürdeki Sınırlılıklar

Bu bölümde, önceki bölümlerde gerçekleştirilen literatür araştırmasından hareketle literatürde tespit edilen sınırlılıklar açıklanacaktır. Bu bağlamda ilk olarak, uluslararası literatür ele alınacak devamında Türkiye üzerine mevcut literatürün sınırlılıkları tartışılacaktır. Sonrasında, tek ebeveynli haneler üzerine yürütülen çalışmaların sınırlılıkları ele alınacaktır.

Uluslararası literatür araştırmasında gözlemlendiği üzere, maddi yoksunluk analizlerinde maddi yoksunluk indeksinin, sayma verisine dayanan maddi yoksunluk düzeyinin, belirlenen eşik değerinden hareketle hesaplanan iki durumlu maddi yoksunluk değişkeninin ve sıralı yapıda maddi yoksunluk değişkeninin oluşturularak bağımlı değişken olarak modellendiği gözlenmektedir. Bu analizlerde, sürekli, sayma ve sıralı yapıda olan bağımlı değişkenlerin sıfır noktasında soldan sansürlendiği ifade edilmektedir. Bu bağlamda, literatürde maddi yoksunluk araştırmalarında sansürlü regresyon yöntemleri sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak, bağımlı değişkendeki bu sansürü dikkate almayan çalışmalara da rastlanmıştır. Uluslararası literatür araştırmasından hareketle tespit edilen ilk eksiklik sürekli maddi yoksunluk bağımlı değişkenlerindeki sansürün dikkate alınmaması üzerinedir. Buna göre, literatürdeki çalışmaların bazılarında, bağımlı değişkendeki sansürün dikkate alınmadığı ve klasik yöntemler ile analizlerin gerçekleştirildiği tespit edilmiştir. Bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda bu sansürün dikkate alınmamasının sapmalı tahmin sonuçlarına yol açacağı bilinmektedir. Literatürde tespit edilen bir diğer eksiklik ise oluşturulan maddi yoksunluk modellerinin tahmini için tercih edilen prosedürlere yöneliktir. Sürekli maddi yoksunluk bağımlı değişkeninin analiz edildiği çalışmalarda, sansürün dikkate alınmasından bağımsız olarak, oluşturulan modellerin ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri ile tahmin edildiği gözlenmiştir. Ortalamaya dayanan klasik regresyon yöntemlerinin normal dağılım ve sabit varyans gibi kısıtlayıcı varsayımlarının olduğu bilinmektedir. Heterojen örneklemelerin analiz edildiği gerçek veri setlerinde ise bu varsayımların sağlanması genellikle mümkün değildir. Ek olarak bu yaklaşımda, maddi yoksunluğu etkileyen faktörlerin etkisi yalnızca maddi yoksunluğun ortalamasında analiz edilebilecektir. Buna karşın, maddi yoksunluğu etkileyen faktörlerin etkisi maddi yoksunluğun dağılımı boyunca değişim göstermesi muhtemeldir. Böyle bir durumda, açıklayıcı değişkenlerin maddi yoksunluk dağılımı boyunca heterojen etkilerinin analiz edilmesine imkan sağlayan kantil regresyon gibi normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının ihlaline karşı robust yöntemler tercih edilebilir. Ancak maddi yoksunluk araştırmalarında, ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri dışında kantil regresyon yaklaşımı kullanan bir çalışmaya rastlanamamıştır.

Türkiye üzerine yürütülen literatür araştırmasından hareketle, Türkiye’de maddi yoksunluk araştırmalarının oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Mevcut literatürden hareketle tespit edilen eksikliklerin ilki analiz edilen veri seti yapısına yöneliktir. Yukarıda analiz edilen araştırmalardan yalnızca bir tanesinin panel veriden hareketle analizler gerçekleştirdiği gözlenmektedir. Bu bakımdan, Türkiye’de maddi yoksunluk analizlerinde gözlenemeyen heterojenliği kontrol altına alarak daha kapsamlı bulgular sunan çalışmaların oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Literatürdeki bir diğer eksiklik ise birimlerin maddi yoksunluk durumlarının ölçümü üzerinedir. Literatürdeki çalışmalarda, maddi yoksunluk hesaplamalarının genellikle Eurostat tarafından belirlenen 9 öğeden hareketle yürütüldüğü belirlenmiştir. Çalışmalarda ağırlıklı olarak bu 9 öğeden 3 veya 4 tanesine maddi yoksunluk nedeni ile olumsuz yanıt veren birimler için 1, diğer birimler için 0 değerini alan iki durumlu değişkenlerin oluşturulduğu gözlenmektedir. Ancak, iki durumlu değişkenlerin oluşturulmasında eşik değerinin değiştirilmesi ile sonuçların farklılık göstereceği bilinmektedir. Ek olarak, literatürde bu eşiğin ne olacağına dair bir fikir birliği söz konusu değildir. Buna karşın, birimlerin maddi yoksunluk durumları hakkında daha detaylı bilgiler veren ve herhangi bir eşik değeri belirleme zorunluluğu olmayan sürekli değişkenler ile analiz yürüten sınırlı sayıda çalışmaya rastlanmıştır. Literatürdeki diğer eksiklik ise sürekli maddi yoksunluk değişkenlerinin modellendiği çalışmalarda bağımlı değişkendeki sansürün dikkate alınmaması üzerinedir. Bilindiği üzere, bağımlı değişkenin sansürlenmesi ve bu sansürün dikkate alınmaması durumunda sapmalı sonuçlar elde edilmektedir. Ancak, literatürde bu sorunun dikkate alınmadığı gözlenmiştir. Uluslararası literatüre benzer olarak belirlenen bir diğer eksiklik ise tahmin prosedürleri üzerinedir. Literatürdeki çalışmalarda tahmin edilen logit ve probit gibi modellerden elde edilen bulgular, analiz edilen faktörlerin yalnızca maddi yoksun olma olasılığını arttırması veya azaltması üzerinden yorumlanabilir. Sürekli maddi yoksunluk değişkenlerinin analiz edildiği modellerin ise ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri ile tahmin edilmesinden yalnızca ortalamaya yönelik çıkarımlar yapılabilir. Buna karşın, sürekli maddi yoksunluk ölçümlerinin kantil regresyon gibi robust tahmin yöntemleri ile analizinden, maddi yoksunluğun dağılımı boyunca heterojen etkiler analiz edilebilir. Ancak, literatürde sürekli maddi yoksunluk bağımlı değişkenini kantil regresyon çerçevesinde analiz eden bir çalışmaya rastlanamamıştır.

Tek ebeveynli hanelere yönelik gerçekleştirilen literatür araştırmasından hareketle literatürde tespit edilen ilk eksiklik tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumlarının analizi üzerinedir. Literatürde, tek ebeveynli ve kadın hanehalkı sorumlusuna sahip hanelerin dezavantajlı konumda olduğu doğrulanmıştır. Buna karşın, literatürdeki genel yaklaşımda, tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumları analiz edilirken tek ebeveynli haneleri ifade eden iki durumlu değişkenlerin maddi yoksunluk modeline açıklayıcı değişken olarak eklenmektedir. Bu yaklaşımda, hanelerin tek ebeveynli olmasının maddi yoksunluk durumları üzerindeki etkisi analiz edilen örneklemde referans kategorisine göre karşılaştırmalı olarak belirlenmektedir. Buna karşın, tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumlarını etkileyen faktörlerin detaylı analizleri gerçekleştirilememektedir. Tek ebeveynli hanelerin örneklem olarak belirlenmeden bu hanelerin maddi yoksunluk durumlarının açıklayıcı değişken ile kontrol edilmesi kısıtlı ve yüzeysel bulgular sağlamaktadır. Aynı sorun, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip haneler için de geçerlidir. Buna karşın, tek ebeveynli hanelerin örneklem olarak belirlendiği ve bu hanelere yönelik model tahminlerinin gerçekleştirildiği çalışmalarda, belirlenen faktörlerin doğrudan tek ebeveynli haneler üzerindeki etkisi tespit edilebilecektir. Bu sayede, tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk durumu detaylı olarak analiz edilerek etkin politikaların geliştirilmesi sağlanabilir. Literatürde tek ebeveynli hanelere yönelik tespit edilen diğer eksiklik ise Türkiye literatürü

üzerinedir. Uluslararası literatürde, doğrudan tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluklarının analiz edildiği çalışma sayısı sınırlı olsa da çalışmaların önemli bir bölümünde hanehalkı tipi kontrol edilerek tek ebeveynli hanelerin durumuna yönelik ön bulgular sağlanmıştır. Buna karşın, Türkiye üzerine yürütülen maddi yoksunluk araştırmalarının yalnızca bir tanesinde tek ebeveynli hanelerin durumu kontrol edilmiştir. Buna göre, Türkiye literatüründe tek ebeveynli hanelerin özel durumunu ve maddi yoksunluk düzeylerini analiz eden çalışmaların oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Son olarak, uluslararası ve Türkiye üzerine yapılan açıklamalarda ele alınan ortalama dayanan regresyon yöntemlerinin kullanılmasına yönelik heterojen etkilerin analiz edilememesine yönelik kısıt, tek ebeveynli haneler için yürütülen çalışmalar için de geçerlidir.

Açıklamalar değerlendirildiğinde literatürde tespit edilen sınırlılıklar aşağıdaki gibi sıralanabilir.

- Maddi yoksunluğun belirlenen eşik değerinden hareketle hesaplanan iki durumlu bağımlı değişken üzerinden analiz edilmesi,
- Maddi yoksunluğun indeks gibi sürekli bağımlı değişken aracılığı ile analiz edildiği çalışmalarda sansürün dikkate alınmaması,
- Maddi yoksunluğun indeks gibi sürekli bağımlı değişken aracılığı ile analiz edildiği çalışmalarda ortalamaya dayanan regresyon yöntemlerinin kullanılması,
- Maddi yoksunluğun indeks gibi sürekli bağımlı değişken aracılığı ile analiz edildiği çalışmalarda, ortalamaya dayanan regresyon yöntemlerinin kullanılması nedeni ile açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerinin analiz edilmemesi,
- Maddi yoksunluğun indeks gibi sürekli bağımlı değişken aracılığı ile analiz edildiği çalışmalarda, ortalamaya dayanan regresyon yöntemlerinin kullanılması nedeni ile normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının ihlaline karşı robust olmayan sonuçların elde edilmesi,
- Türkiye için gerçekleştirilen analizlerde panel veri analizinin oldukça sınırlı olması ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmemesi,
- Türkiye için gerçekleştirilen analizlerde daha önce maddi yoksunluk indeksinin hesaplanmaması,
- Türkiye için gerçekleştirilen analizlerde hanehalkı tipinin maddi yoksunluk üzerindeki etkisinin genellikle kontrol edilmemesi,
- Doğrudan tek ebeveynli hanelerin analiz edildiği çalışmaların sınırlı olması.

Bu tez çalışmasında, literatürde tespit edilen bu eksikliklerin giderilmesi planlanmaktadır.

6.2. Araştırmanın Amacı ve Özgün Değeri

Bu bölümde ilk olarak dünyada yoksulluğu önleme üzerine geliştirilen hedeflerden bahsedilecektir. Devamında, yürütülen araştırmanın amacı ve özgün değeri açıklanacaktır.

Yoksulluk aşılması gereken bir hedef olarak 2000 yılında Birleşmiş Milletler (United Nations: BM) tarafından belirlenen Binyıl Kalkınma Hedefleri (Millennium Development Goals) kapsamında ele alınmış olup 2015 yılına kadar ulaşılması gereken ilk hedef aşırı yoksulluğun ve açlığın yok edilmesi olarak belirlenmiştir. Yoksulluk, yine BM tarafından belirlenen Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri (Sustainable Development Goals: SDG) kapsamında da ele alınmaktadır (bkz. United Nations 2015). SDG, Binyıl Kalkınma Hedeflerinin devamı olarak BM tarafından 2015 yılında 17 hedefle başlatılmış

olup, bu hedeflerin ilki yoksulluğu önleme üzerinedir. Spesifik olarak, SDG'nin ilk hedefi “yoksulluğun her biçimine her yerde son verme” üzerine kurgulanmıştır.

Benzer şekilde, Afrika Birliği (African Union: AU) tarafından SDG ile aynı yıl belirlenen Gündem (Agenda) 2063 hedefleri başlatılmıştır. Gündem 2063 hedeflerinden ilki, kapsayıcı büyüme ve sürdürülebilir kalkınmaya dayalı müreffeh bir Afrika oluşturmaktadır. İlgili hedefin amacı tüm vatandaşlar için yüksek yaşam standardı, yaşam kalitesi ve refah sağlamaktır. Bu amaca ulaşmak için belirlenen öncelikli alanlar arasında ise yoksulluk, eşitsizlik ve açlık yer almaktadır.

2010 yılında Avrupa Komisyonu tarafından akıllı, sürdürülebilir ve kapsayıcı büyümeye yönelik Avrupa 2020 stratejisi (Europe 2020 Strategy) geliştirilmiştir (bkz. European Commission 2010). Bu strateji kapsamında 2020 yılına kadar ulaşılması gereken beş hedef belirlenmiştir. Bu hedeflerden biri olan sosyal katılım, sosyal katılımı teşvik ederek özellikle yoksulluğu ortadan kaldırmayı hedefleyerek azaltmakla ilgilidir (Bárcena-Martín vd. 2014: 804). Dolayısıyla, stratejinin temel amacı, yoksulluk ve sosyal dışlanma ile mücadele olarak belirlenmiştir. Ancak, 10 yılda geline nokta, en az 20 milyon insanı yoksulluktan ve sosyal dışlanmadan kurtarma yönündeki hedefe ulaşma konusunda beklenen ilerlemenin sağlanamadığı gözlenmektedir (Notten, Guio 2020: 5). Buna göre yoksulluk, dünya ülkelerinin önlemeye çalıştığı kronik ekonomik ve sosyal sorunların başında gelmektedir.

Türkiye’de ise çeşitli bakanlıklar ve sosyal yardım kurumları tarafından yoksulluğu önleme politikaları hayata geçirilmiştir. Bu politikalar, sosyal yardımlaşma ve dayanışmayı teşvik fonu, aile yardımları, eğitim yardımları, özel amaçlı yardımlar, sağlık yardımları, istihdam projeleri, konut projeleri, mikro kredi uygulamaları ve belediyelerin sosyal yardım faaliyetleri olarak sıralanabilir (Türk ve Ünlü 2016: 99-100). Türkiye’de yoksulluk, uygulanan politikaların bir sonucu olarak zaman içerisinde düşüş gösterse de AB ülkeleri gibi gelişmiş ülkelere kıyasla Türkiye’de yoksulluğun halen yüksek olduğu bilinmektedir.

Gelir yoksulluğu ve maddi yoksunluk ile mücadele için benimsenen politikaların etkinliği yoksulluğun azaltılması açısından önem taşımaktadır. Bu nedenle yoksulluk, literatürde araştırmalara sıklıkla konu olmaktadır. Yoksulluk, toplumun bazı kesimlerinde diğer kesimlere göre daha yoğun tecrübe edilmektedir. Literatür araştırmasından gözlemlendiği üzere maddi yoksunluk, kadınlarda erkeklere göre ve tek ebeveynli hanelerde diğer hanelere göre daha şiddetlidir. Tek ebeveynli hanelerin hanehalkı sorumlusunun kadın olması durumunda ise maddi yoksunluğun daha da arttığı gözlenmektedir.

Bu tez kapsamında, yoksulluğun araştırılmasının yoksulluğun azaltılması ve önlenmesi için etkin politikalar geliştirilmesi açısından önemi dikkate alınarak, literatürdeki bazı sınırlılıkların üstesinden gelerek literatüre çeşitli açılardan katkı sağlamak amaçlanmaktadır. Bu amaçla bu tez çalışmasında, Türkiye’de 2018-2021 dönemleri arasında kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin, başka bir deyişle, yalnız annelerin (single mothers) ikamet ettiği hanelerin, maddi yoksunlukları analiz edilecektir. Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluklarını analiz edebilmek için maddi yoksunluk indeksi hesaplanacaktır. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi sıfır noktasında soldan sansürlendiğinden bağımlı değişkendeki bu sansürü tahmin prosedüründe dikkate alan sansürlü regresyon modelleri tahmin edilecektir. Maddi yoksunluk indeksini etkileyen sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörleri analiz edilirken ilgili faktörlerin maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisi, maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca incelenecektir. Böylece, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksleri, sansürlü panel kantil

regresyon yöntemi ile analiz edilecektir. Bu araştırma, ele aldığı iktisadi konu, örneklem ve ekonometrik yöntem açısından literatürdeki çalışmalardan farklılık göstermektedir. Bu çalışmada,

- Mevcut en güncel verilerin analiz edilmesi,
- Panel veri analizi sayesinde dinamik yapı ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmesi,
- Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin belirlenmesi,
- Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için maddi yoksunluk indeksinin hesaplanması,
- Maddi yoksunluk indeksindeki sansürün dikkate alınması,
- Maddi yoksunluk indeksindeki sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımındaki simetri ve asimetrisinin analiz edilmesi,
- Kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesi sayesinde maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörlerinin heterojen etkilerinin açığa çıkarılması,
- Kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesi sayesinde normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının ihlali durumunda robust sonuçların elde edilmesi

açısından literatüre katkı sağlaması amaçlanmaktadır. Çalışma kapsamında, mevcut en güncel veri olan 2018-2021 dönemleri arasında yürütülen panel verinin analiz edilmesi ve bu sayede dinamik yapının ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmesi sayesinde kapsamlı ve robust bulgular sunması amaçlanmaktadır. Bu çalışmanın, literatürde kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneleri örneklem olarak belirleyerek bu haneler için maddi yoksunluk indeksi hesaplayan ilk çalışma olması sayesinde literatüre katkı sağlaması beklenmektedir. Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksi analiz edilirken, maddi yoksunluk indeksindeki sansür göz ardı edilmeyerek tahmin prosedürüne dahil edilecektir. Bu yapılırken, panel verinin sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının simetrik ve asimetrik yapısının dikkate alınarak en iyi performans gösteren tahmincinin belirlenmesi sayesinde en doğru sonuçların elde edilmesi amaçlanmaktadır. Çalışma kapsamında, kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesi sayesinde ortalama dayanan regresyon yöntemlerinin normal dağılım ve sabit varyans gibi kısıtlayıcı varsayımlarına karşı robust sonuçlar elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bu sayede, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca heterojen etkiler analiz edilebilecektir. Başka bir deyişle, maddi yoksunluk indeksinin etkilemesi beklenen sosyal, ekonomik, demografik ve sağlık faktörlerinin etkileri, maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca analiz edilebilecektir.

Bu çalışmada, literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak, panel veriden çekilen kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için hesaplanan maddi yoksunluk indeksinin, maddi yoksunluk indeksindeki sansürü ve açıklayıcı değişkenlerin heterojen etkilerinin dikkate alınması için sansürlü panel kantil regresyon yöntemi kullanılacaktır. Bu çalışmanın, maddi yoksunluk indeksini sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile analiz eden ilk çalışma olması nedeni ile literatüre katkı sağlaması beklenmektedir. Buna ek olarak, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini esnasında sansürlenme oranı ve sansürlenme olasılıklarının dağılımının simetrik ve asimetrik yapısının literatürde ilk defa dikkate alınması ile ilerideki araştırmalara yol gösterici olması amaçlanmaktadır. Bu sayede, sürekli ve sansürlü olan maddi yoksunluk indeksi ve bileşenleri hakkında, panel veri analizine sayesinde gözlenemeyen heterojenliği kontrol ederek, belirlenen bileşenlerin

maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca heterojen etkilerini açığa çıkararak ve maddi yoksunluk indeksindeki sansürü dikkate alarak daha kapsamlı bulgular elde edilmesi planlanmaktadır. Böylece, çalışmadan elde edilen genelleştirilebilir ve kapsamlı bulgularının, maddi yoksunluk düzeyleri farklı olan kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için farklı politikaların geliştirilmesine ve kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk riskini düşürmeye yönelik etkin politikaların geliştirilmesine yol gösterici olması beklenmektedir. Etkin politikaların neticesinde, yalnız annelerin yönettiği hanelerdeki maddi yoksunluğun azaltılması ile bu hanelerde ikamet eden çocukların refah düzeyinin artırılması sağlanabilir. Bu, uzun vadede ülkedeki maddi yoksunluk ve eşitsizliğin azalmasına yardımcı olacaktır.

6.3. Metodoloji

Bu bölümde, ekonometrik analizler gerçekleştirilirken belirlenen metodoloji açıklanacaktır. İzleyen alt bölümlerde, sırasıyla analiz edilecek veri seti, veri setinden çekilecek olan örneklem, örneklemden hareketle oluşturulacak olan model ve bu modelin tahmin prosedürü açıklanacaktır.

6.3.1. Veri Seti

Bu tez kapsamında, Türkiye’de TÜİK tarafından derlenen tek mikro panel veri seti olan Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) mikro panel veri seti analiz edilecektir. GYKA verisi, AB tarafından Eurostat yürütücülüğünde aslen Avrupa Topluluğu Hanehalkı Panel verisinin yerine geçecek bir veri derlenmesi amacı ile 2003 yılında ilk olarak 6 AB ülkesi (Belçika, Danimarka, İrlanda, Yunanistan, Lüksemburg ve Avusturya) ve Norveç için derlenmeye başlanmıştır. 2023 yılı itibarıyla GYKA verisi, tüm AB ülkeleri ve 11 AB üyesi olmayan ülkede derlenmektedir (Wirth, Pforr 2022: 832). GYKA verisi, 11 AB üyesi olmayan ülkeden biri olan Türkiye’de ise AB uyum çalışmaları kapsamında Eurostat tarafından düzenlenen yönetmelik çerçevesinde 2006 yılından beri düzenli olarak derlenerek paylaşılmaktadır³⁰.

GYKA verisinin derlenme amacı, verinin derlendiği ülkeler için gelir, yoksulluk, sosyal dışlanma, konut, işgücü, eğitim ve sağlık alanlarında kapsamlı veriler elde etmektir. Bu sayede, toplumdaki gelir dağılımının ölçülmesi, yaşam koşullarının belirlenmesi, sosyal dışlanma ve yoksulluk gibi kavramların analiz edilmesi amaçlanmaktadır. GYKA verisi, Eurostat tarafından belirlenen yönetmelik çerçevesinde belirli koşullar altında derlendiğinden, derlendiği ülkeler için uluslararası karşılaştırılabilir bir veri seti olma özelliği taşımaktadır. Bu nedenle, araştırmalarda sıklıkla kullanılmaktadır.

GYKA verisi, derlendiği ülkelerde, yatay kesit ve panel veri olmak üzere iki farklı veri türünde derlenmektedir. Panel GYKA veri setinin derlenmesinin temel amacı, hane ve fertlerin gelir, yoksulluk, sosyal dışlanma ve yaşam koşullarına ilişkin bilgiler elde etmek ve bu kavramların zamana göre değişimini inceleyerek karşılaştırılabilir veriler toplamaktır.

³⁰ GYKA verisi, AB ülkelerinde Statistics on Income and Living Conditions (SILC) ismi ile derlenmektedir. Uluslararası literatürde AB ülkelerine ait GYKA verileri analiz edildiğinde, EU-SILC kısaltması kullanılırken AB dışındaki ülkeler analiz edildiğinde SILC ifadesinin başına ülkelerin kısaltmaları getirilmektedir. Bu nedenle, uluslararası literatürde Türkiye için GYKA verileri analiz edilirken TR-SILC tanımı kullanılmaktadır. Bu tez kapsamında, GYKA verilerinden bahsedilirken literatürdeki genel yaklaşım benimsenerek GYKA kısaltması kullanılacaktır.

Türkiye’de derlenen panel GYKA veri seti, Türkiye geneli hakkında tahmin yapabilme amacı ile tabakalı, iki aşamalı, küme örnekleme yöntemi ile derlenmektedir. Panel GYKA verisinin ham versiyonunda HK, H, FK ve F olarak adlandırılan dört ayrı veri seti yer almaktadır. HK ve H veri setleri, anketlerin uygulandığı hanelere yönelik bilgileri içeren veri setleri iken FK ve F veri setleri hanelerde ikamet eden fertlere yönelik bilgilerin yer aldığı veri setleridir. Dolayısıyla, panel GYKA veri seti, hane ve fert olmak üzere iki ayrı seviyede derlenmektedir. HK veri setinde, hanehalkına anketin uygulanma durumuna yönelik bilgiler mevcut iken H verisinde anket uygulanabilen hanelerde hanehalkındaki örnek fertten elde edilen yanıtları içermektedir. Bu veri setinde, ankete katılan hanelerin ikamet ettikleri konut ve konut kolaylıkları, konut ve çevre problemleri, ekonomik durum ve gelirlerine yönelik bilgiler yer almaktadır. FK veri setinde, hanelerde ikamet eden fertlere yönelik genel sorular yer almaktadır. Bu veri setinden, haneye yeni katılan veya haneden ayrılan fertler tespit edilebilmektedir. Ek olarak, bu veri setinde tüm yaş gruplarına yönelik genel bilgiler mevcuttur. FK verisinde tespit edilen fertlerden 15 yaş ve üzeri olan fertlere uygulanan anket ise F verisini oluşturmaktadır. F verisi ankete katılan fertlerin eğitim, sağlık durumu, maddi yoksunluk, istihdam durumu, istihdam ve fert bilgilerini sunmaktadır.

Panel veri, daha güçlü bir nedensellik çıkarımı sağlar ve zaman içindeki bir noktaya atıfta bulunarak mümkün olduğu kadar uzun bir süre boyunca her yıl birimlerin geçmişleri hakkında bilgi içeren karşılaştırılabilir bulgular elde edilmesini sağlar (Hauser, Strengmann-Kuhn 2005: 31). Bu tez çalışmasında, yatay kesit verilerine dayanan statik bir bakış açısı yerine dinamik bir bakış açısı benimsenerek panel verilerin analiz edilmesi amaçlanmaktadır. Bu amaç ile bu tez kapsamında, 2018 ve 2021 yılları arasını kapsayan ve 2023 yılı itibari ile Türkiye için derlenen tek ve en güncel mikro panel veri olma özelliğini koruyan panel GYKA (2018-2021) verisi incelenecektir. Alanda mevcut tek ve en güncel mikro panel veri özelliğini taşıyan bu verinin analiz edilmesi ile dönem ve kuşak etkilerinin analiz edilerek karşılaştırılabilir sonuçlar elde edilmesi hedeflenmektedir.

6.3.2. Örneklem

Panel GYKA (2018-2021) verisinde, toplam 20.696 hane ile anket yapılmıştır. Bu hanelerde tüm yaş gruplarında toplam 71.436 fert yer almakta olup bu fertlerin 54.525’i 15 yaş ve üzeridir. İlgili hane ve fertlerin tamamı ankete en az 1 en fazla 4 yıl katılmıştır.

Önceki bölümlerde bahsedildiği üzere, bu tez kapsamında hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveyn sahip hanelerin maddi yoksunluk durumları analiz edilecektir. Bu haneler tespit edilirken Panel GYKA (2018-2021) verisinin H verisinde HB050 kodlu *Hanehalkı Tipi* sorusundan yararlanılmıştır. Bu soruda, anket için adreste tespit edilen ve anketi kabul eden 20.696 haneye hanehalklarının tipi sorularak 5 genel 3 özel yanıt sunulmaktadır. Bu yanıtlar,

1. Tek kişilik hanehalkı
2. Tek çekirdek haneden oluşan hanehalkı
 - a) Sadece eşlerden oluşan çekirdek aile
 - b) Eşler ve çocuklardan oluşan çekirdek aile
 - c) Tek ebeveyn ve çocuklardan oluşan çekirdek aile
3. En az bir çekirdek ve diğer kişilerden oluşan hanehalkı
4. Çekirdek aile bulunmayan birden fazla kişiden oluşan hanehalkı
5. Diğer (hanehalkı tipi tespit edilemeyenler)

şeklindedir. İkinci yanıtın “c” seçeneğini işaretleyerek “tek ebeveyn ve çocuklardan oluşan çekirdek aile” hanehalkı tipini seçen haneler tek ebeveynli haneler olarak tanımlanmaktadır. Bu hanelerde, ebeveynlerden biri vefat, boşanma veya farklı bir hanede ikamet etme gibi sebeplerle çocuklar ile aynı hanede ikamet etmemektedir. Bu hanelerde hanehalkı sorumlusunun kadın olması durumunda hane, “hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveynli hane” şartını sağlayarak analizlere dahil edilecektir.

Anket verilerinde, birden fazla hanenin bir arada yaşadığı çok birimli (multi-unit) hanehalkları da söz konusudur. Örneğin, bir hanehalkı sorumlusu eşinden bir sebep ile ayrıldıktan sonra çocuk veya çocukları ile beraber örneğin anne ve/veya baba gibi diğer bireylerin de ikamet ettiği bir hanede yaşayabilir. Bu durumda, ilgili hane çok birimli hane olarak ifade edilmektedir. Burada, tek ebeveynli haneler, çok birimli hanelerin içerisinde yuvalanmış yapıda yer alacaktır. Bu durumda, çok birimli hanelerin maddi yoksunluk düzeylerinin, hanede ikamet eden diğer kişilerden etkilenmesi ve tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluğunun olduğundan daha az veya fazla tahmin edilmesi muhtemel olduğundan çok birimli haneler bu tez kapsamında değerlendirilmeyecektir. Buna karşın, doğrudan tek ebeveyn ve çocuk veya çocuklardan oluşan haneler analiz edilecektir.

Analiz edilen verinin mikro panel yapıda olması nedeni ile veri dengesiz panel veri özelliği göstermektedir. Panel verinin dengesiz yapıda olmasının üç sebebi bulunmaktadır. Bunlardan ilki, ankete bir dönem katılan hanenin daha sonraki yıllarda veya ara dönemlerde ankete çeşitli sebeplerle katılamaması ve dolayısıyla birimlerin analiz dönemi boyunca sürekli olarak verisinin mevcut olmamasıdır. İkincisi, mikro panel verinin dönen panel veri yapısında derlenmesidir. Başka bir deyişle, panel veride örneklem hacminin %75’i aynı kalırken %25’i değişmektedir. Üçüncüsü, analiz edilen verinin mikro panel yapıda olması nedeni ile hanelerin hanehalkı tipi sorusuna verdikleri yanıtların ankete katıldıkları süre boyunca değişim gösterebilmesidir. Örneğin, hane ankete katıldığı süre boyunca hanehalkı tipini tek ebeveynli olarak ifade edebileceği gibi zaman içerisinde gelişen yeniden evlilik veya diğer ebeveynin haneye geri dönmesi gibi sebeplerle bu durum değişim gösterebilmektedir.

Açıklanan durumlar nedeni ile analiz edilecek olan mikro panel veri, dengesiz yapıdadır. Bu veriyi dengeli yapıya dönüştürebilmek için ankete dört yıl boyunca katılan ve dört yıl boyunca tek ebeveynli hanehalkı tipi seçeneğini işaretleyen hanelerin tespit edilmesi gerekmektedir. Bu kısıtlama, veri setinin boyutunu küçülteceği gibi veriden gözlemlerin dışlanması sebebi ile hatalı ve eksik analizlere yol açabilir. Bu nedenle, bu tez kapsamında, ankete 4 yıl boyunca katılmış olma zorunluluğu uygulanmayarak verisi mevcut olan tüm gözlemler arasından en az 1 yıl tek ebeveynli hanehalkı tipini işaretleyen haneler analiz edilecek ve dengesiz panel veri yapısı dikkate alınacaktır.

Belirlenen veride tek ebeveynli hane sayısının 1.860 olduğu tespit edilmiştir. Bu hanelerin 1.167’si ise kadın hanehalkı sorumlusuna sahiptir. Buna göre, 2018, 2019, 2020 ve 2021 yılında hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveyne sahip hanelerin sayısı sırasıyla 423, 797, 1.164 ve 1.166 olarak belirlenmiştir. Analiz edilecek olan örneklemde ankete en az 1 en fazla 4 yıl katılmış olan birbirinden farklı 1.167 hane yer almaktadır. 1.167 hanenin 193, 427, 282 ve 265’i ankete sırasıyla 1, 2, 3 ve 4 yıl boyunca katılım sağlamıştır. Bu verilerden hareketle panel veri boyutu hesaplandığında GYKA (2018-2021) verisinde ankete katıldığı dönemde hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveyne sahip haneler için toplam 2.953 gözlemin mevcut olduğu tespit edilmiştir.

6.3.3. Model

Bu tez kapsamında, hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveyne sahip hanelerin yer aldığı örneklem için maddi yoksunluk analizleri gerçekleştirilecektir. Bu bölümde, ilk olarak tahmin edilecek olan iktisadi modelin bağımlı değişkeni olan maddi yoksunluk indeksi açıklanacaktır. Devamında, modelin açıklayıcı değişkenlerine yer verilecektir.

6.3.3.1. Bağımlı Değişken

Yoksulluğun nedenlerinden biri olan maddi yoksunluğun ölçümü için Eurostat tarafından Avrupa 2020 stratejisi kapsamında 9 öge belirlenmiştir. Maddi yoksunluğun tespit edilmesi için belirlenen ögeler her toplum için farklılık gösterebilir (Desai, Shah 1988: 509). Bu araştırma kapsamında, toplumsal ve kültürel yakınlık baz alınarak maddi yoksunluk hesabında kullanılan ögeler için Eurostat tarafından ve panel GYKA anketinde sorulan sorulardan hareketle belirlenen 9 maddi yoksunluk ögesi kullanılacaktır. İlgili ögelerin belirlenmesi için tespit edilen anket soruları ve soruların yanıtları aşağıda sıralanmıştır. Soruların anketteki kodları parantez içerisinde yer almaktadır.

1. Son 12 ay içinde ev kirasının, faizli borç geri ödemesinin veya konut kredisinin planlandığı gibi ödenememe durumu (HE010)
 - a. Evet (Bir kez)
 - b. Evet (2 veya daha fazla)
 - c. Hayır olmadı
 - d. Bu tür ödeme yok
2. Evin ısınma ihtiyacının yeterince karşılanabilme durumu (HE110)
 - a. Evet
 - b. Hayır
3. Beklenmedik harcamaların karşılanabilme durumu (HE100)
 - a. Evet
 - b. Hayır
4. İstenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman en az üç gün et, tavuk veya balık içeren yemeği karşılayabilme durumu (vejetaryenler için eşdeğer yiyecekler) (HE090)
 - a. Evet
 - b. Hayır
5. İstenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman tüm hanehalkı fertleri ile birlikte evden uzakta bir haftalık tatili karşılayabilecek durumda olup olmama (tatil köyü, otel, pansiyon, yazlık) (HE080)
 - a. Evet
 - b. Hayır
6. Hanehalkının renkli televizyona sahip olma durumu (HH170)
 - a. Evet
 - b. Hayır, maddi yetersizlik
 - c. Hayır, diğer nedenler
7. Hanehalkının otomatik çamaşır makinesine sahip olma durumu (HH200)
 - a. Evet
 - b. Hayır, maddi yetersizlik

- c. Hayır, diğer nedenler
- 8. Hanehalkının otomobile (iş amaçlılar hariç) sahip olma durumu (HH240)
 - a. Evet
 - b. Hayır, maddi yetersizlik
 - c. Hayır, diğer nedenler
- 9. Hanehalkının cep telefonuna sahip olma durumu (HH160)
 - a. Evet
 - b. Hayır, maddi yetersizlik
 - c. Hayır, diğer nedenler

Sıralanan 9 öğeden ilkinde evet (bir kez) ve evet (2 veya daha fazla) yanıtını verenler, 2., 3., 4. ve 5. sorulara hayır yanıtını verenler, 6., 7., 8. ve 9. sorulara maddi yetersizlik nedeni ile hayır yanıtını veren birimler maddi yoksun olarak tanımlanırken tam ters yönde yanıt veren birimler maddi yoksun olmayan olarak tanımlanmaktadır. 6., 7., 8. ve 9. sorularda ele alınan öğelerde bireylere, o öğeye sahip olup olmadıkları sorulur. Eğer, birey herhangi birine olumsuz yanıt verdiyse, ilgili öğeyi tercihen mi yoksa mecburiyetten mi sahip olmadığı detaylandırılır. İlgili öğeyi isteyip de karşılayamamak, yoksunluğun göstergesi olarak kabul edilmektedir (Halleröd vd. 2006: 332).

9 maddi yoksunluk öğesinin ilk 5'i ekonomik zorlanma boyutlarını yansıtırken, son 4'ü ise dayanıklı tüketim mallarını karşılayabilme boyutunu yansıtmaktadır. Bu 9 öğe, 3 ayrı yoksunluk kategorisini ifade etmektedir (Mussida, Parisi, Pontarollo 2023: 3). Temel (basic) yoksunluk kategorisi olarak adlandırılan kategoride, istenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman en az üç gün et, tavuk veya balık içeren yemeği karşılayabilme, evin ısınma ihtiyacının yeterince karşılanabilme, istenildiği veya ihtiyaç duyulduğu zaman tüm hanehalkı fertleri ile birlikte evden uzakta bir haftalık tatili karşılayabilme, son 12 ay içinde ev kirasının, faizli borç geri ödemesinin veya konut kredisinin planlandığı gibi ödenememe durumlarını içermektedir. İkincil (secondary) olarak isimlendirilen yoksunluk kategorisinde ise hanehalkının renkli televizyona, çamaşır makinesine, otomobile ve cep telefonuna sahip olma durumları dikkate alınmaktadır. Mali sıkıntı (financial distress) yoksunluk kategorisi ise beklenmedik harcamaların karşılanabilme durumunu içermektedir.

Maddi yoksunluk öğelerinin belirlenmesinin ardından, bu öğelerden hareketle analiz edilecek maddi yoksunluk bağımlı değişkeninin yapısının belirlenmesi gerekmektedir. Literatürde bu aşamada yaygın olarak kullanılan beş yaklaşım tespit edilmiştir. İlk olarak kullanılan yaklaşım, belirlenen öğelerden hareketle hesaplanan ve sürekli bir değişken olan maddi yoksunluk indeksinin hesaplanması şeklindedir. İkinci yaklaşım, belirlenen öğe sayısına göre sıfırdan başlayarak birimlerin karşılayabildiği öğe sayısına kadar sayma değerlerini alan sayma bağımlı değişkenidir. Üçüncü yaklaşımda, belirlenen öğelerin belirli bir kısmına maddi yetersizlik nedeni ile olumsuz yanıt veren birimlerin 1 değerini alacak şekilde maddi yoksun olarak, diğer durumlarda 0 değerini alacak şekilde maddi yoksun olmayan olarak tanımlandığı iki durumlu bağımlı değişken oluşturulmaktadır. Dördüncü yaklaşım ise maddi yoksunluk indeksinin hesaplanmasının ardından maddi yoksunluğun derecesinin belirlenmesi ile şiddetli maddi yoksunluk durumunda 1, diğer durumlarda 0 değerini alan iki durumlu bağımlı değişken oluşturmaktır. Son yaklaşım, maddi yoksunluk için analiz edilen öğelerden hareketle sıralı yapıda kesikli bir bağımlı değişkeni analiz etmeye dayanmaktadır.

Bu yaklaşımların ilki sürekli yapıda bir bağımlı değişken sunarak detaylı bir maddi yoksunluk bilgisi vermesi açısından daha avantajlıdır. Bu yaklaşımda, indeks hesabında belirlenen ağırlıklandırma

yöntemine göre, birimler birbirinden bağımsız olarak değerlendirilmemekte, örneklemdeki genel maddi yoksunluk ile karşılaştırma yapılarak maddi yoksunluk tespit edilebilmektedir. Ek olarak, maddi yoksunluğu etkileyen faktörlerin etkisi doğrudan maddi yoksunluk üzerinden değerlendirilebilmektedir. İkinci yaklaşımda ise sayma verisinden hareketle analizler gerçekleştirildiğinden birinci yaklaşıma nazaran birimlerin maddi yoksunluğuna yönelik yüzeysel bilgi edinilmektedir. Üçüncü yaklaşımın sınırlılığı ise belirlenen öğelerin ne kadarına maddi yetersizlik nedeni ile olumsuz yanıt verenlerin oranının başka bir deyişle eşik değerinin ne olacağıdır. Literatürde genel olarak, açıklanan 9 öğeden hareketle maddi yoksunluk analizleri yapıldığında, 9 öğeden en az 3'üne maddi yetersizlik nedeni ile olumsuz yanıt veren birimler maddi yoksun olarak tanımlanmaktadır. Ancak, güncel çalışmalar bu eşiğin 5 olması gerektiğini ifade etmektedir (Želinský, Mysíková, Ng 2021: 100). Literatürdeki bu karmaşıklık, analizlerin değişkenliğine yol açabilir. Ek olarak, bu yaklaşımdan hareketle yalnızca birimlerin maddi yoksun olma olasılıklarını arttıran veya azaltan faktörler tespit edilebilir. Doğrudan maddi yoksunluğu arttıran veya azaltan faktörler hakkında bir bilgi edinilemez. Dolayısıyla bu yaklaşım, maddi yoksunluğun anlaşılmasına ilişkin önemli kanıtlar sunmasına rağmen, maddi yoksunluk verilerinin ortak ve önemli özelliklerini göz ardı etmektedir (Bedük 2018: 122). Dördüncü yaklaşımın sınırlılığı, üçüncü yaklaşıma benzer olarak eşik belirlenmesi sorunu ve analiz bulgularının daha yüzeysel kalmasıdır. Beşinci yaklaşımın sınırlılığı, öğeler arasında sıralı yapının oluşturulmasından kaynaklanabilecek sapmadır.

Bu tez çalışmasında, hanehalkının kaynak eksikliği nedeniyle asgari düzeyde kabul edilebilir bir yaşam tarzına katılamamasını içeren yoksulluk anlayışıyla tutarlı bir yoksunluk ölçümü oluşturulmak istendiğinden, maddi yoksunluk indeksi hesaplanacaktır. Buradaki odak noktası, kaynak eksikliği dışındaki faktörlere atfedilebilen maddi yoksunluk veya yalnızca yaşamın belirli alanları için uygulanan yoksunluk yerine, zorunlu ve genelleştirilmiş yoksunluk üzerindedir (Whelan, Maître 2012: 491). Bu tez çalışmasında maddi yoksunluk indeksi

$$D_{it} = \frac{\sum_{j=1}^J w_{jt} I_{jit}}{\sum_{j=1}^J w_{jt}} * 100 \quad (6.1)$$

şeklinde hesaplanmaktadır (Muffels, Fouarge 2004: 305). Denklemden, D_{it} maddi yoksunluk indeksini temsil ederken, j maddi yoksunluk analizlerinde değerlendirilecek olan öğeleri temsil etmektedir. Bunun yanı sıra, analiz edilen verinin mikro panel yapıda olması nedeni ile i birimleri, t zaman boyutunu ifade etmektedir. Toplam işlevinin sağ tarafında yer alan w_{jt} , t zaman boyutunda j öğesinin ağırlığını temsil etmektedir. I_{jit} ise i . birimin t . zamanda j . öğeyi karşılama durumunda 1, maddi yoksunluk nedeni ile karşılayamama durumunda 0 değerini alan gösterge değişkeni olarak tanımlanabilir. Denkleme göre maddi yoksunluk indeksi, analiz edilen zaman boyutunda incelenen birimin belirlenen öğeyi maddi yoksunluk nedeni ile karşılayıp karşılamama durumunun ağırlıklandırılması ile elde edilen değer ağırlık toplamına bölünüp 100 ile çarpılması ile normalize edilmesi hesaplanan bir indekstir.

Maddi yoksunluk indeksi hesaplanırken kullanılan ve w_{jt} olarak ifade edilen ağırlıklandırmanın belirlenmesi için literatürde çeşitli yaklaşımlar söz konusudur. Bunlardan ilk ve en basit olanı Townsend (1979) çalışmasında önerilen sayma (counting, equal) yaklaşımıdır. Bu yaklaşımdan hareketle maddi yoksunluk indeksi

$$T_{jt} = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T I_{jit} \quad (6.2)$$

şeklinde hesaplanmaktadır (Desai, Shah 1988: 511). Bu yaklaşımda, her yıl tüm öğeler için ağırlıklar 1'e sabitlenerek maddi yoksunluk indeksi için kullanılan öğelerin ağırlıklarının eşit olduğu varsayılmaktadır. Eşit ağırlıklandırmanın açık bir gerekçesinin olmadığı ifade edilerek birimlerin olaylar karşısında farklı önceliklerinin dikkate alınmadığı belirtilmektedir (Desai, Shah 1988: 511). Bu nedenle, daha az kısıtlayıcı olan ve maddi yoksunluğun sosyal boyutunu kaybetmeden birimler arası farklılığı daha adil olarak belirleyen başka ağırlıklandırma yöntemleri geliştirilmiştir.

Maddi yoksunluk öğelerini eşit olmayan bir şekilde ağırlıklandırmanın bir yolu, maddi yoksunluğun nesnel olayına ek olarak öznel yoksunluk hissini dikkate almak olarak kabul edilir. Bu durumda maddi yoksunluğun nesnel olayının toplumun genelinde yoksul olmayan birimlere oranlanması ile öznel yoksunluk hissi hesaplanabilir (Desai, Shah 1988: 511). Bu yaklaşım, literatürde sayma yaklaşımına göre daha genel ve resmi bir yol önerme amacı ile geliştirilen ve daha sık kullanılan ağırlıklandırma yaklaşımı ise yaygınlık (prevalence, possession) ağırlıklandırması olarak bilinmektedir. Desai ve Shah (1988) çalışmasında geliştirilen yaygınlık ağırlıklandırması

$$w_{jt} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T I_{jit}}{N * T} \quad (6.3)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Bu ağırlıklandırma yöntemi, sürekli ve her bir birim için hesaplanabilir olup yoksulluk indekslerinin geliştirilmesi için uygundur (Desai, Shah 1988: 507). Yaygınlık ağırlıklandırmasında her öğe, t . zamanda öğeye sahip olan bireylerin yüzdesine karşılık gelen bir ağırlık ile ilişkilendirilir. Belirli bir öğenin maddi yoksunluk nedeni ile karşılanamama durumunun örneklemdeki oranı ne kadar küçük ise ilgili öğenin analiz edilen birimde maddi yoksunluk nedeni ile karşılanamaması durumu bireyin genel maddi yoksunluğunu arttırmaktadır. Bu, ilgili öğeyi diğer birimlerin çoğu karşılıyor iken ilgili birimin karşılamaması durumunu temsil etmektedir. Başka bir deyişle, bir birimin göreceli maddi yoksunluğunun boyutu, birimde eksik olan öğeye gerçekten sahip olan birimlerin payı arttıkça artmaktadır. Bu, Runciman (1966) yoksunluk tanımı ile uyumlu olarak kabul edilmektedir. Bu tanıma göre bir birim, diğer birimler kendisinden ne kadar iyi durumda ise o kadar yoksun hissetmektedir. Diğer birimlerin sahip olduğu bir öğenin eksikliği, öğe her ne kadar önemsiz olsa da hiç kimsenin sahip olmadığı önemli bir öğeye sahip olmaktan daha fazla yoksun hissettirmektedir (Desai, Shah 1988: 512).

Yaygınlık ağırlıklandırmasından hareketle hesaplanan maddi yoksunluk indeksine göre maddi yoksun olmak, diğer birimlerin sahip olduklarına maddi yoksunluk nedeni ile sahip olamamak anlamına gelmektedir. Böylece, belirli bir birimin koşulları değişmezse, ancak diğer tüm birimlerin durumunun daha iyi olması durumunda o kişinin maddi yoksunluk puanı artmaktadır. Dolayısıyla, birimlerin maddi yoksunluk düzeyleri, beraber analiz edildiği toplumun özelliklerine göre değişim gösterecektir. Bu nedenle, aynı öğeleri tercih etmesi muhtemel birimlerin analiz edilmesi ekonometrik olarak daha uygundur (Desai, Shah 1988: 509). Bu tez kapsamında, literatürdeki çalışmaların çoğunluğu takip edilerek (Halleröd 1998; Muffels, Fouarge 2004; Halleröd vd. 2006; Figari 2012; Sevä, Larsson 2015 vd.) maddi yoksunluk indeksi yaygınlık ağırlıklandırılmasından hareketle ağırlıklandırılacaktır. Her örneklemdeki öğelere sahip olma oranları değişim göstereceğinden, hesaplanan ağırlıklar analiz edilen

örnekleme has özellikte olacaktır. Örneklem değiştiğinde oranlar değişeceğinden ağırlıklandırma değişim gösterecektir.

Ağırlıklandırılarak hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, 0 ile 100 arasında değer almakla beraber hiçbir zaman 100 değerini almamaktadır. Maddi yoksunluk indeksinin 0'a yaklaşması durumunda birimler ögelerin her birini karşılayabilmektedir. İndeksin 100'e yaklaşması durumunda ise birimler belirlenen ögeleri, diğer birimlerin ögeleri karşılamasına karşın, karşılayamayacaktır. Maddi yoksunluk indeksinin 0 değerini alması durumunda maddi yoksunluk indeksi sansürlenmektedir. Bunun nedeni, indeksin 0 değerini alması durumunda hanelerin 9 ögeden tamamını karşılamasıdır. Ancak, bu hanelerin her birinin aynı refah düzeyinde olduğu kesin olarak ifade edilememektedir. Dolayısıyla, refah düzeyinde maddi yoksunluk indeksi tarafından açıklanamayan bir değişiklik söz konusudur. Bu yapı, maddi yoksunluk indeksinin sıfır noktasındaki değerlerinde altta yatan ve gözlenemeyen bir yapı olduğunu ortaya çıkarmaktadır. Bu durum gözlenemeyen gizil değişken nedeni ile maddi yoksunluk indeksinin, sıfır noktasında soldan sansürlenmesine neden olmaktadır (Halleröd 1998; Muffels, Fouarge 2004; Halleröd vd. 2006; Figari 2012; Sevä, Larsson 2015).

6.3.3.2. Açıklayıcı Değişkenler

Bu tez kapsamında, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, hanehalkı sorumlusu ve hanehalkının demografik, sosyal, ekonomik ve sağlık özellikleri ile modelleneyecektir. Maddi yoksunluk indeksi için oluşturulan modelin bağımlı ve açıklayıcı değişkenlerinin açıklamaları Tablo 10'da yer almaktadır.

Tablo 10: Bağımlı ve Açıklayıcı Değişkenlerin Tanımları

Değişken	Tanım	Veri Seti
<i>Bağımlı Değişkenler</i>		
Maddi Yoksunluk İndeksi	$D_{it} \in [0,100[$	H
<i>Açıklayıcı Değişkenler</i>		
<i>Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri</i>		
<i>Yaş</i>		
Yaş ≤ 24 (referans)	Hanehalkı sorumlusu 24 yaşında veya 24 yaşından küçük ise 1, diğer ise 0	FK
$25 \leq \text{Yaş} \leq 64$	Hanehalkı sorumlusu 24 yaşından büyük veya 65 yaşından küçük ise 1, diğer ise 0	FK
Yaş ≥ 65	Hanehalkı sorumlusu 65 yaşında veya 65 yaşından büyük ise 1, diğer ise 0	FK
<i>Medeni Durum</i>		
Evli (referans)	Hanehalkı sorumlusu evli ise 1, diğer ise 0	F
Bekar	Hanehalkı sorumlusu bekar ise 1, diğer ise 0	F
Eşini kaybetmiş	Hanehalkı sorumlusu eşini kaybetmiş ise 1, diğer ise 0	F
Boşanmış	Hanehalkı sorumlusu boşanmış ise 1, diğer ise 0	F
Ayrı yaşıyor	Hanehalkı sorumlusu partnerinden ayrı yaşıyor ise 1, diğer ise 0	F
<i>Eğitim</i>		
En son bitirilen okul	Hanehalkı sorumlusunun eğitimi değişkeni en son mezun olunan okul derecesine göre aşağıdaki değerleri alır	F

- Okur-yazar değil veya okur yazar olup bir okul bitirmedi ise 0,
- İlkokul mezunu ise 4,
- Ortaokul, mesleki ortaokul veya ilköğretim mezunu ise 8,
- Genel, teknik veya meslek lisesi mezunu ise 12,
- Yüksekokul, fakülte ve üzeri mezunu ise 16

Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu

Ücretli	Hanehalkı sorumlusu ücretli veya yevmiyeli (tam veya yarı zamanlı) çalışıyor ise 1, diğer ise 0	F
Kendi hesabına	Hanehalkı sorumlusu işveren olarak veya kendi hesabına (tam veya yarı zamanlı) çalışıyor ise 1, diğer ise 0	F
İşsiz	Hanehalkı sorumlusu iş arıyor ise 1, diğer ise 0	F
Emekli	Hanehalkı sorumlusu emekli, erken emekli veya işten ayrılmış ise 1, diğer ise 0	F
İşgücü dışı (referans)	Hanehalkı sorumlusu aşağıdaki maddelerden birinde ise 1, değil ise 0 • Çırak/stajyer veya eğitim öğretimine devam ediyor, • Engelli veya çalışamaz halde, • Ev işleri, çocuk, yaşlı, hasta vb. kişilerin bakımı ile meşgul • Diğer faal olmayan	F

Hanehalkının Demografik Özellikleri

Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	Hanede 5 yaşında veya 5 yaşından küçük çocuk sayısı	FK
Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	Hanede 6 ila 15 yaş arasındaki çocuk sayısı	FK

Hanehalkının Ekonomik Durumu

Çalışan kişi oranı	Hanede çalışan kişi sayısının hanehalkındaki toplam kişi sayısına oranı	F ve FK
En düşük aylık gelir	Hanehalkı sorumlusunun beyanına göre Türk lirası cinsinden bir ay boyunca geçinebilmek için hanenin sahip olması gereken en düşük aylık net gelirin doğal logaritması	H
Kişi başına gelir	TÜFE oranlarından hareketle reelleştirilen yıllık hanehalkı kullanılabilir gelirinin OECD eşdeğerlik ölçeğine bölünmesi ile hesaplanan hanedeki kişi başına gelirin doğal logaritması $\ln\left(\frac{Reel\ Gelir}{1(Yetişkin) + 0,5(14\ yaş\ ve\ üzeri) + 0,3(13\ yaş\ ve\ altı)}\right)$	FK ve H

Konut Mülkiyeti

Ev sahibi	Hanehalkı oturduğu konutun sahibi ise 1, değil ise 0	H
Kiracı	Hanehalkı oturduğu konutta kirada ise 1, değil ise 0	H
Lojman ve diğer (referans)	Hanehalkı lojmanda oturuyor veya oturduğu konutta kira ödemiye ise 1, diğer ise 0	H

Hanehalkının Sağlık Durumu

Sağlıklı kişi oranı	Hanede 15 yaş ve üzeri fertlerden genel sağlık durumunda çok iyi veya iyi olarak yanıt verenlerin hanehalkı büyüklüğüne oranı	F ve FK
---------------------	---	---------

Yıl

2018	Yıl 2018 ise 1, diğer ise 0	HK, H, FK, F
2019	Yıl 2019 ise 1, diğer ise 0	HK, H, FK, F
2020	Yıl 2020 ise 1, diğer ise 0	HK, H, FK, F

Tablo 10'dan gözleendiği gibi, panel GYKA verilerinin HK, H, FK ve F olmak üzere tüm alt verileri analizlerde kullanılmıştır. Oluşturulan modelde hem fert hem de hane bazında değişkenlere yer verilmiştir. Fert bazında elde edilen sorular tüm fertler için mevcut olsa da araştırma kapsamında hanehalkı sorumlusunun verdiği yanıtlar baz alınmıştır. Bunun nedeni, aynı hanede ikamet eden fertlerden hareketle tekrarlanan gözlemler nedeni ile meydana gelebilecek olan sapmayı engellemektir. Nitekim, hanehalkı sorumlusunun yoksulluk durumu tüm hanehalkı için geçerli olacağından hanehalkı sorumlusu dikkate alınmasının uygun olduğu belirlenmiştir (Muffels, Fouarge 2004: 305).

Tablo 10'da gözlenen ve 0 ila 100 arasında değer alan maddi yoksunluk indeksini ifade eden sansürlü bağımlı değişken, hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri ve istihdam durumu değişkenleri altında yer alan açıklayıcı değişkenler ile kontrol edilmektedir. Hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri, hanehalkı sorumlusunun yaşı, medeni durumu ve eğitimi içermektedir. Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumu ise hanehalkı sorumlusunun ücretli veya kendi hesabına çalışma, işsiz olma, emekli olma ve işgücü dışında olma durumlarını kontrol etmektedir. Hanehalkı sorumlusunun özelliklerinin yanı sıra haneye yönelik demografik ve ekonomik özellikler de model kapsamında kontrol edilmektedir. Hanehalkının demografik özellikleri, hanedeki 6 yaşından küçük ve 5 yaşından büyük ve 16 yaşından küçük çocuk sayısını içermektedir. Hanehalkının ekonomik durumu ise hanedeki çalışan kişi oranı, hanenin geçinebilmesi için gereken en düşük aylık gelir ve OECD eşdeğerlik ölçeğinden hareketle hesaplanan hanedeki kişi başına reel geliri değişkenlerini kontrol etmektedir. Hanenin ikamet ettiği konutun mülkiyeti ise konut mülkiyeti başlığı altında kontrol edilerek ev sahibi, kiracı, lojman ve diğer durumları yer almaktadır. Buna ek olarak, hanehalkının sağlık durumu hanedeki sağlıklı kişi oranının modele eklenmesi ile kontrol edilmektedir. Son olarak, panel GYKA verisinin dönen yapıda derlenmesinin kontrol edilmemesinden kaynaklanabilecek sorunların üstesinden gelmek için 2018, 2019 ve 2020 yıllarını temsil eden iki durumlu yıl değişkenleri modele kontrol amaçlı dahil edilmektedir.

6.3.4. Tahmin

Bu tez kapsamında, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, hanehalkı sorumlusu ve hanehalkının demografik, sosyal, ekonomik ve sağlık özellikleri ile modelleneyecektir. Oluşturulan maddi yoksunluk modeli, sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile tahmin edilecektir. Bu sayede, teorik bölümlerde ve simülasyon analizlerinde vurgulandığı üzere panel verideki sansür kavramı kantil regresyon çerçevesinde analiz edilerek panel verideki sansüre karşı robust sonuçlar elde edilirken panel veri sayesinde gözlenemeyen heterojenlik kontrol altına alınarak kantil regresyon sayesinde dağılım boyunca heterojen etkiler analiz edilebilecektir. Bu yapılırken, yöntemlerin karşılaştırmalı olarak avantajlarının tartışıldığı ve analiz edildiği önceki bölümlerdeki çıkarımları analiz edilecek olan veri seti ve model üzerinden değerlendirmek için çok aşamalı bir analiz benimsenecektir.

Analizler yapılırken ilk olarak oluşturulan maddi yoksunluk modeli, ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri ile tahmin edilecektir. Bu yöntem ile bağımlı değişkenin dağılımı için tek regresyon eğimi hesaplayan modeller dikkate alınacaktır. Maddi yoksunluk modelinin ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri ile tahmini üç aşamada gerçekleştirilecektir. İlk aşamada, maddi yoksunluk indeksinde sıfır

değerinde sansürlenmiş gözlemler panel veriden dışlanacak ve eksik veri probleminin tahminler üzerinde yaratacağı etki analiz edilecektir. Sansürlü gözlemlerin dışlandığı panel veri setinde, analiz edilen hane ankete katıldığı süre boyunca sıfır maddi yoksunluk indeksine sahip ise analiz dışı bırakılırken, ankete katıldığı sürenin en az birinde sıfırdan farklı bir maddi yoksunluk indeksine sahip ise maddi yoksunluk indeksinin sıfır değerini alarak sansürlendiği hücreler silinmiştir. Sansürlenmiş gözlemlerin dışlanması ile elde edilen sansürlü gözlemlerin dışlandığı panel veri için havuzlanmış, sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri tahmin edilecektir. İkinci aşamada, maddi yoksunluk indeksinde sıfır değerinde sansürlenmiş gözlemler veriye dahil edilecektir. Bu gözlemlerin veriye dahil edilmesi ile elde edilen sansürlü gözlemlerin dahil edildiği panel veri için havuzlanmış, sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri tahmin edilecektir. Bu iki aşamalı analiz sayesinde, bağımlı değişkenin ortalamasında sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması nedeni ile ortaya çıkan eksik veri probleminden kaynaklanan sapma analiz edilebilecektir. Ek olarak, ilk iki aşamada verinin panel yapısını dikkate almayan ve gözlenemeyen heterojenliği kontrol etmeyen havuzlanmış, panel veri yapısını dikkate alarak gözlenemeyen heterojenliği sabit etkiler ile kontrol eden sabit etkili ve gözlenemeyen heterojenliği tesadüfi etkiler ile kontrol eden tesadüfi etkili modellerin tahmin edilmesi ile panel veri yapısının ve dolayısıyla gözlenemeyen heterojenliğin göz ardı edilmesinden kaynaklanan sapma açığa çıkarılacaktır. Ortalamaya dayanan analizlerin ilk iki aşamasında analiz edilen iki veri setinde de maddi yoksunluk indeksi sansürlenmesine rağmen tahminler, bağımlı değişkendeki bu sansür veri veya tahmin prosedüründe dikkate alınmadan klasik ortalamaya dayanan yöntemler ile gerçekleştirilmektedir. Bu nedenle üçüncü aşamada, bağımlı değişkendeki sansürün tahmin prosedürüne dahil edilmesi ile tahmin sonuçlarının nasıl değişeceğinin gözlenebilmesi için maddi yoksunluk indeksi ortalamaya dayanan standart panel Tobit regresyon modeli ile tahmin edilecektir. Elde edilen tahmin sonuçlarının karşılaştırılması sayesinde, gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmemesinden, sansürlü gözlemlerin panel veriden dışlanmasından ve sansürlü gözlemlerin veride olmasına karşın tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan ortalamada sapma analiz edilebilecektir.

Ortalamaya dayanan regresyon modellerinin analizinin ardından maddi yoksunluk modeli, ortalamasının ötesinde analizler gerçekleştirilmesini sağlayan ve kantile dayanan regresyon yöntemleri ile tahmin edilecektir. Kantil regresyon modelleri tahmin edilirken analizler, ortalamaya dayanan yöntemlere benzer olarak, üç aşamada gerçekleştirilecektir. İlk aşamada, maddi yoksunluk indeksinde sıfır değerinde sansürlenmiş gözlemlerin veriden dışlandığı eksik veri problemine sahip panel veri için oluşturulan maddi yoksunluk modeli klasik panel kantil regresyon yöntemi ile tahmin edilecektir. İkinci aşamada, maddi yoksunluk indeksinde sıfır değerinde sansürlenmiş gözlemlerin veriye dahil edilmesi ile oluşturulan maddi yoksunluk modeli klasik panel kantil regresyon yöntemi ile tahmin edilecektir. Bu iki aşamalı analiz sayesinde, bağımlı değişkenin belirlenen kantil değerlerinde sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması ile ortaya çıkan eksik veri probleminden kaynaklanan sapma analiz edilebilecektir. Kantile dayanan analizlerin ilk iki aşamada analiz edilen iki veri setinde de maddi yoksunluk indeksi sansürlenmesine rağmen bağımlı değişkendeki bu sansür veri veya tahmin prosedüründe dikkate alınmadan tahminler klasik kantile dayanan yöntemler ile gerçekleştirilmektedir. Kantile dayanan analizlerin üçüncü aşamasında, maddi yoksunluk indeksindeki sansürün tahmin prosedürüne dahil edilmesini sağlayan sansürlü panel kantil regresyon yöntemi kullanılacaktır. Bu sayede, bağımlı değişkendeki sansürü tahmin prosedürüne dahil etmeme kaynaklı sapma kantiller boyunca analiz edilebilecektir.

Ortalamaya ve kantile dayanan üç aşamalı kapsamlı bulguların karşılaştırmalı analizi sayesinde, bağımlı değişkendeki gözlenemeyen heterojenliğin, dağılım boyunca değişimin ve sansürün göz ardı edilmesi durumunda sonuçlardaki sapmalar karşılaştırmalı olarak analiz edilecek ve en uygun tahminciye karar verilecektir.

6.4. Bulgular

Bu bölümde, istatistiksel ve ekonometrik analiz bulguları alt bölümler halinde paylaşılarak bulgular yorumlanacaktır. İzleyen alt bölümde, oluşturulan modelin bağımlı değişkeni olan maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme durumu ve dağılımı analiz edilecektir. Devamında, tanımlayıcı istatistiklere yer verilecektir. Üçüncü bölümde, model tahminlerine geçmeden önce oluşturulan maddi yoksunluk indeksinin ve maddi yoksunluk modelin geçerliliği için ön analizler gerçekleştirilecektir. Dördüncü alt bölümde, ortalamaya dayanan regresyon modellerinden olan klasik ve sansürlü panel regresyon tahmin bulguları sunularak sonuçlar karşılaştırmalı olarak analiz edilecektir. Beşinci alt bölümde, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca tahminler gerçekleştiren klasik ve sansürlü panel kantil regresyon bulgularına yer verilecektir. Elde edilen analiz bulgularından hareketle en uygun tahmin yöntemi tespit edilerek en uygun tahmin sonuçlarından elde edilen katsayılar iktisadi çerçevede yorumlanacaktır.

6.4.1. Bağımlı Değişkenin Dağılımı

Bu bölümde, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için belirlenen örneklemde hareketle oluşturulan modelin bağımlı değişkeni olan maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme durumu ve serpilme diyagramları incelenecektir. Önceki bölümlerde açıklandığı üzere maddi yoksunluk indeksi, sıfır noktasında sansürlenmektedir. Bu sansürlenme durumu, D_{it}^* gözlenen ve D_{it}^* gizil maddi yoksunluk indeksini temsil etmek üzere,

$$D_{it} = \begin{cases} D_{it}^* > 0 \Rightarrow D_{it}^* = D_{it} \\ D_{it}^* \leq 0 \Rightarrow D_{it} = 0 \end{cases} \quad (6.4)$$

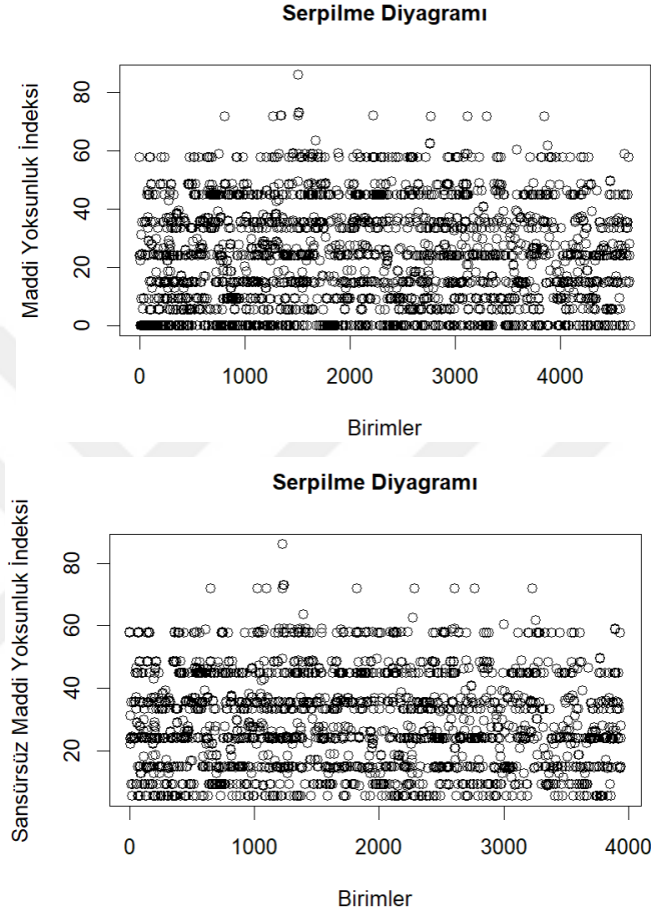
şeklinde ifade edilebilir. Denklem 6.4'e göre, gizil maddi yoksunluk indeksinin sıfıra eşit veya sıfırdan küçük olması durumunda gözlenen bağımlı değişken sıfır noktasında sansürlenmektedir. Gizil bağımlı değişkenin sıfırdan büyük olması durumunda ise gizil bağımlı değişken gözlenen bağımlı değişkene eşit olmakta ve değerleri gözlenebilmektedir. Maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme durumuna yönelik istatistiksel değerler Tablo 11'de yer almaktadır.

Tablo 11: Maddi Yoksunluk İndeksinin Sansürlenme Durumu

	2018	2019	2020	2021
Toplam birim sayısı	423	797	1164	1166
Sıfır noktasında sansürlenmiş birim sayısı	80	136	194	197
Sansürlenme oranı	%18,91	%17,06	%16,67	%16,9

Tablo 11'e göre, analiz edilen panel veride 2018, 2019, 2020 ve 2021 yıllarında sırasıyla 423, 797, 1164 ve 1166 kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hane olduğu gözlenmektedir. 2018, 2019, 2020 ve 2021 yıllarında bu hanelerden, 80, 136, 194 ve 197 tanesinin maddi yoksunluk indeksi sıfır değerine eşit olduğundan sansürlenmektedir. Bu hanelerin, toplam hanelere oranı ise %16-18 arasında değişim göstermektedir. Buna göre, analiz edilen örneklemin bağımlı değişkeni olan maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme oranı yaklaşık %17,38 olarak tespit edilmiştir.

Denklem 6.4 ve Tablo 11'e göre, sansürlü bağımlı değişkenin serpilme diyagramı Şekil 17'nin üst panelinde yer almaktadır. Buna ek olarak, maddi yoksunluk indeksi değişkeninden sıfır noktasında sansürlenmiş gözlemlerin analiz dışı bırakılmasının maddi yoksunluk indeksinin serpilme diyagramında meydana getireceği etkiyi analiz edebilmek için sansürlenmiş gözlemlerin dışlandığı maddi yoksunluk indeksinin serpilme diyagramı da oluşturulmuştur. Bu serpilme diyagramı, Şekil 17'nin alt panelinde yer almaktadır.



Şekil 17: Maddi Yoksunluk İndeksinin Serpilme Diyagramı

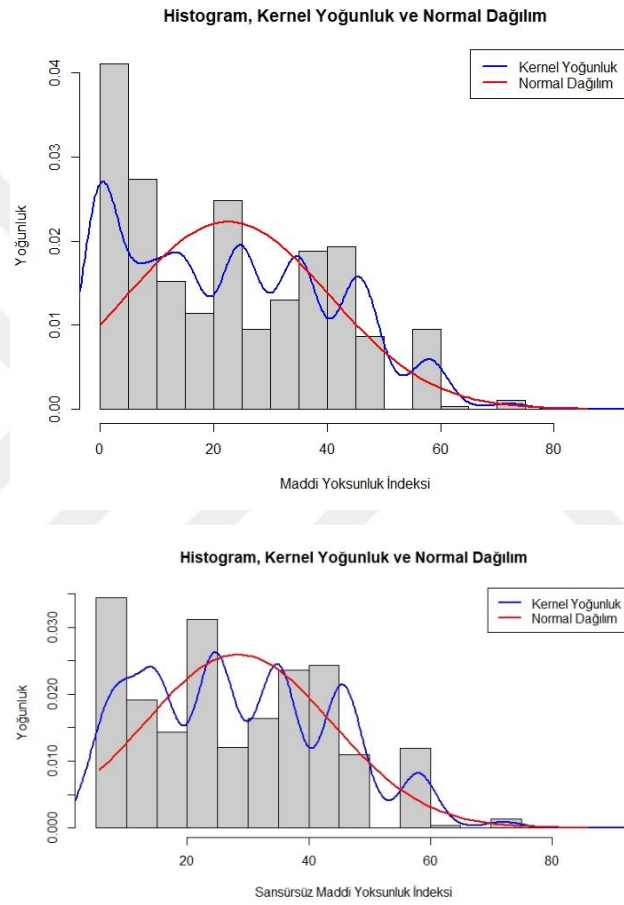
Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 17'nin üst panelinde birim sayısı ve zaman döneminin çarpımı ile elde edilen panel veri boyutunun 4.668 olarak gözlenmesinin nedeni, 1.167 farklı hanenin verilerinin dengesiz panel veri kapsamında incelendiği verilerde veri seti yapısı dikdörtgen (rectangular) formata dönüştürülerek verisi mevcut olmayan haneler için boş hücreler atanmasıdır. Bu nedenle, veri setinin büyüklüğü 4.668 olarak gözlenmektedir. Oluşturulan serpilme diyagramlarından hareketle maddi yoksunluk indeksinin dağılımının yoğunluğu, yayılımı ve dağılımdaki aşırı değerler hakkında bilgi edinilebilir. Birinci paneldeki serpilme diyagramından, dağılımın sıfır noktasındaki yoğunluğu açıkça gözlenmektedir. Bu değeri alan birimlerin maddi yoksunluk indeksi sansürlenmektedir. Maddi yoksunluk indeksinin yayılımı incelendiğinde, 0 ile 85.89 arasında değer aldığı gözlenmektedir. Serpilme diyagramında yer alan diğer noktalardan uzak olan noktalar ise aşırı değerlerin varlığına işaret etmektedir.

Şekil 17'nin alt panelinde yer alan ve sansürlü gözlemlerin dışlandığı veri setini ifade eden serpilme diyagramında ise birbirinden farklı 986 hane yer almaktadır. Bu haneler için de veri seti dikdörtgen

formata getirildiğinden örneklem büyüklüğü 3.944 olarak belirlenmiştir. Dolayısıyla, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması nedeni ile gözlem kaybı yaşanmıştır. Bu gözlem kaybı, serpilme diyagramına açıkça yansımaktadır. İkinci paneldeki serpilme diyagramı incelendiğinde, maddi yoksunluk indeksinin yoğunluğunun seyredildiği gözlenirken maddi yoksunluk indeksinin 5.60 ile 85.89 arasında değer aldığı gözlenmektedir. Aşırı değerler varlığını, sansürlenmiş gözlemlerin çıkarıldığı maddi yoksunluk indeksinde de göstermektedir.

Şekil 18'in üst panelinde, sıfır noktasında sansürlenmiş gözlemlerin veride yer aldığı maddi yoksunluk indeksinin, alt panelinde ise sansürlenmiş gözlemlerin dışlandığı maddi yoksunluk indeksinin histogram, Kernel yoğunluk ve normal dağılımı yer almaktadır.



Şekil 18: Maddi Yoksunluk İndeksinin Histogram, Kernel Yoğunluk ve Normal Dağılımı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 18'in üst panelinden, maddi yoksunluk indeksinin dağılımının histogramına göre sağa çarpık olduğu ve sıfır noktasında yığılım gösterdiği gözlenmektedir. Bu, bağımlı değişkenin sıfır noktasında soldan sansürlenmesinden kaynaklanmaktadır. Histogramın sağa çarpık olması, maddi yoksunluk indeksinin dağılımının sağa doğru eğildiğini ve genellikle yüksek değerlerin daha az sık görüldüğünü ifade etmektedir. Dolayısıyla, maddi yoksunluk indeksi sağa doğru uzanmakta olup yüksek değerler daha az yaygındır. Kernel yoğunluk çizgisi ise veri dağılımını yumuşatılmış bir çizgi ile göstererek histogramın sivri kenarlarını düzeltebilir. Kernel yoğunluk çizgisine göre, maddi yoksunluk indeksinin normal dağılımdan uzak olduğu ifade edilebilir. Maddi yoksunluk indeksinin teorik olarak normal dağılıma ne kadar uyduğunu gösteren normal dağılım çizgisi de bu açıklamayı doğrulamaktadır.

Şekil 18'in alt panelinde yer alan sansürlenmiş gözlemlerin dışlandığı maddi yoksunluk indeksinin histogramı ise sansürlenmiş maddi yoksunluk indeksinin histogramından farklılık göstermekte ve daha az sağa çarpık özellik göstermektedir. Kernel yoğunluk ve normal dağılım çizgileri ise sansürlenmiş gözlemlerin dışlandığı maddi yoksunluk indeksinin dağılımının sansürlenmiş maddi yoksunluk indeksine göre daha fazla normal dağılıma yakın olmakla birlikte yine de normal dağılımdan uzak olduğunu ifade etmektedir. Dolayısıyla, sansürlenmiş bir bağımlı değişkenden sansürlenmiş gözlemlerin dışlanması nedeni ile bağımlı değişkenin dağılımı açıkça değişim göstermekte ve verideki mevcut değişkenlik azalmaktadır.

6.4.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde, maddi yoksunluk modelinin bağımlı ve açıklayıcı değişkenlerinin tanımlayıcı istatistikleri analiz edilerek kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hane örneklemini hakkında bilgi edinilecektir. Tablo 12'de yer alan bu tanımlayıcı istatistikler, değişkenlerin sürekli olması durumunda ortalama, kesikli olması durumunda oran değerlerinin yanı sıra değişkenlerin minimum ve maksimum değerlerini içermektedir. İlgili istatistikler, analiz edilen 2018-2021 dönemi için yıllara göre ayrı ayrı olarak paylaşıldığı gibi, birim ve yılların birleştiği panel veri için de paylaşılmaktadır.

Tablo 12: Tanımlayıcı İstatistikler

	2018		2019		2020		2021		Panel	
	Ortalama / Oran	Min. – Maks.	Ortalama / Oran	Min. – Maks.	Ortalama / Oran	Min. – Maks.	Ortalama / Oran	Min. – Maks.	Ortalama / Oran	Min. – Maks.
<i>Bağımlı Değişken</i>										
Maddi Yoksunluk İndeksi	23,2631 (18,5417)	0-72,9	22,8082 (18,0726)	0-73,04	22,7662 (17,8642)	0-85,59	21,9494 (17,5515)	0-71,88	22,5712 (17,8913)	0-85,89
<i>Açıklayıcı Değişkenler</i>										
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri										
Yaş										
Yaş ≤ 24 (referans)	0,0028 (0,0526)	0-1	0,0093 (0,0953)	0-1	0,0082 (0,0902)	0-1	0,0115 (0,1065)	0-1	0,0088 (0,0934)	0-1
25 ≤ Yaş ≤ 64	0,8563 (0,3512)	0-1	0,82 (0,3848)	0-1	0,8268 (0,3786)	0-1	0,8154 (0,3882)	0-1	0,8253 (0,3798)	0-1
Yaş ≥ 65	0,1409 (0,3484)	0-1	0,1707 (0,3766)	0-1	0,165 (0,3713)	0-1	0,1731 (0,3785)	0-1	0,1659 (0,3721)	0-1
Medeni Durum										
Evli (referans)	0,1215 (0,3272)	0-1	0,1418 (0,3491)	0-1	0,1291 (0,3355)	0-1	0,1115 (0,315)	0-1	0,1253 (0,3311)	0-1
Bekar	0,0304 (0,1719)	0-1	0,0274 (0,1635)	0-1	0,0369 (0,1886)	0-1	0,0428 (0,2024)	0-1	0,0359 (0,1861)	0-1
Eşini kaybetmiş	0,4751 (0,5001)	0-1	0,4588 (0,4987)	0-1	0,4426 (0,497)	0-1	0,4296 (0,4953)	0-1	0,446 (0,4972)	0-1
Boşanmış	0,3122 (0,464)	0-1	0,282 (0,4503)	0-1	0,3248 (0,4685)	0-1	0,3441 (0,4753)	0-1	0,32 (0,4666)	0-1
Ayrı yaşıyor	0,0608 (0,2392)	0-1	0,09 (0,2863)	0-1	0,0666 (0,2495)	0-1	0,072 (0,2585)	0-1	0,0728 (0,2599)	0-1
Eğitim										
En son bitirilen okul*	5,8564 (5,4738)	0-16	5,7805 (5,3324)	0-16	5,8812 (5,2211)	0-16	6,1147 (5,3425)	0-16	5,9316 (5,3157)	0-16
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu										
Ücretli	0,2431 (0,4295)	0-1	0,2134 (0,41)	0-1	0,2 (0,4)	0-1	0,2378 (0,4259)	0-1	0,2205 (0,4146)	0-1
Kendi hesabına	0,0635 (0,2443)	0-1	0,0732 (0,2606)	0-1	0,0584 (0,2346)	0-1	0,0511 (0,2203)	0-1	0,0599 (0,2374)	0-1

İşsiz	0,0359 (0,1863)	0-1	0,032 (0,1762)	0-1	0,0346 (0,1835)	0-1	0,0302 (0,1713)	0-1	0,0329 (0,1783)	0-1
Emekli	0,1188 (0,324)	0-1	0,0854 (0,2796)	0-1	0,0881 (0,2836)	0-1	0,0855 (0,2798)	0-1	0,0904 (0,2868)	0-1
İşgücü dışı (referans)	0,5387 (0,4992)	0-1	0,596 (0,4911)	0-1	0,6189 (0,4859)	0-1	0,5954 (0,4911)	0-1	0,5963 (0,4907)	0-1
Hanehalkının Demografik Özellikleri										
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)*	0,1077 (0,3967)	0-3	0,1342 (0,4354)	0-3	0,1045 (0,3807)	0-4	0,1043 (0,3621)	0-3	0,1114 (0,3897)	0-4
Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)*	0,4724 (0,7811)	0-3	0,4451 (0,7516)	0-4	0,3965 (0,7086)	0-4	0,3681 (0,6937)	0-4	0,4074 (0,7234)	0-4
Hanehalkının Ekonomik Durumu										
Çalışan kişi oranı*	0,2898 (0,2724)	0-1	0,2689 (0,2726)	0-1	0,2434 (0,2725)	0-1	0,267 (0,273)	0-1	0,2624 (0,273)	0-1
En düşük aylık gelir*	8,08 (0,5209)	6,91 – 10,82	8,2364 (0,4922)	6,91 – 10,82	8,3502 (0,4898)	4,61 – 11,51	8,4668 (0,4702)	6,91 – 11,29	8,3297 (0,5037)	4,61 – 11,51
Kişi başına gelir*	9,6287 (0,7546)	7,38 – 12,58	9,748 (0,7174)	7,14 – 12,62	9,9114 (0,7445)	6,9 – 13,22	10,0843 (0,6751)	7,28 – 13,11	9,8966 (0,7349)	6,9 – 13,2
Konut Mülkiyeti										
Ev sahibi	0,4558 (0,4987)	0-1	0,4802 (0,50)	0-1	0,4815 (0,5)	0-1	0,4734 (0,4996)	0-1	0,4755 (0,4995)	0-1
Kiracı	0,3591 (0,4804)	0-1	0,3582 (0,4799)	0-1	0,3607 (0,4804)	0-1	0,3629 (0,4811)	0-1	0,3607 (0,4803)	0-1
Lojman ve diğer (referans)	0,1851 (0,3889)	0-1	0,1616 (0,3684)	0-1	0,1578 (0,3647)	0-1	0,1637 (0,3702)	0-1	0,1638 (0,3703)	0-1
Hanehalkının Sağlık Durumu										
Sağlıklı kişi oranı*	0,4754 (0,3204)	0-1	0,475 (0,3237)	0-1	0,5073 (0,3328)	0-1	0,5004 (0,3253)	0-1	0,494 (0,327)	0-1

Notlar: Min. minimumun kısaltması iken maks. maksimumun kısaltmasıdır. Parantez içerisindeki değerler standart sapmaları temsil etmektedir. *, sürekli değişkenleri temsil ederken diğer değişkenler iki durumludur.

Tanımlayıcı istatistiklerin analizi, bağımlı değişken ve açıklayıcı değişken setleri için ayrı ayrı gerçekleştirilecektir.

Oluşturulan maddi yoksunluk modelinin bağımlı değişkeni, hanehalkı sorumlusunun kadın olduğu tek ebeveynli haneler için maddi yoksunluk indeksidir. Maddi yoksunluk indeksinin düşük olması maddi yoksunluk durumunun azaldığını ifade ederken yüksek olması maddi yoksunluğun arttığını göstermektedir. Başka bir deyişle, maddi yoksunluk indeksinin sıfıra yaklaşması, hanelerin ilgili maddeleri karşılayabilme durumlarını ifade etmektedir. Maddi yoksunluk indeksinin, 2018 ve 2021 döneminde 21 ile 24 arasında değer aldığı gözlenmektedir. Yıllara göre değişim incelendiğinde, maddi yoksunluk indeksinin az da olsa ortalamada düşme eğiliminde olduğu gözlenmektedir. Panel verideki duruma göre ise maddi yoksunluk indeksi 0 ile 85,89 arasında değer alırken ortalaması 22,5712'dir.

Hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri

Maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişken gruplarından olan hanehalkı sorumlusunun demografik özelliklerinde hanehalkı sorumlusunun yaş grubunu ifade eden iki durumlu değişkenler yer almaktadır. Hanehalkı sorumlusunun 24 yaşında veya 24 yaşından küçük olması durumunu temsil eden “yaş $\leq$ 24” değişkeni referans değişken olarak belirlenirken, hanehalkı sorumlusunun 25 ile 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya 65 yaşından büyük olma olması durumlarını ifade eden iki durumlu değişkenler “25 $\leq$ yaş $\leq$ 64” ve “yaş $\geq$ 65” ise modele ayrı ayrı dahil edilmiştir. İlgili değişkenlerin istatistikleri incelendiğinde, hanehalkı sorumlularının panel veride yaklaşık %1 gibi küçük bir bölümünün 24 yaşında veya 24 yaşından küçük olduğu tespit edilirken oranların 2021 yılına doğru az da olsa artış gösterdiği belirlenmiştir. Panel veride yaklaşık %83 hanehalkı sorumlusunun 25 ile 64 yaş arasında olduğu gözlenirken bu oranın yıllara göre az da olsa düşüş gösterdiği tespit edilmiştir. Hanehalkı sorumlusunun 65 yaşında veya 65 yaşından büyük olma olasılığı ise panel veride yaklaşık %17'dir. Oranların yıllara göre artış gösterdiği gözlenmektedir.

Hanehalkı sorumlusunun medeni durumunu temsil eden beş ayrı iki durumlu değişkenden evli olma durumu referans değişken olarak belirlenirken, bekar, eşini kaybetmiş veya boşanmış olma durumları ile ayrı yaşıyor olma durumları maddi yoksunluk modeline dahil edilmiştir. Hanehalkı sorumlularının evli olma durumları incelendiğinde, evli olma oranlarının panel veride %12 civarında seyrettiği ve yıllar boyunca az da olsa düşüş yaşadığı gözlenmektedir. Bekar olma oranları ise panel veride yaklaşık %3 civarında seyrederken bu oran yıllar boyunca artış göstermektedir. Eşini kaybetmiş olma oranları panel veride yaklaşık %44 civarında iken bu oranlarda yıllar boyunca düşüş yaşanmaktadır. Boşanmış ve ayrı yaşıyor olma durumlarının oranları sırasıyla panel veride yaklaşık %32 ve %7 şeklindedir ve bu oranlar yıllara göre artma eğilimindedir.

Hanehalkı sorumlularının eğitim aldıkları yılı ifade eden en son bitirilen okul değişkeni incelendiğinde ortalama alınan eğitim yılının yaklaşık 6 olduğu gözlenirken bu yıl sayısında az da olsa bir artış gözlenmektedir. 6 yıllık eğitim, 1997 yılına kadar Türkiye’de zorunlu eğitim yılı olan 5 ile uyumludur. Buna göre, hanehalkı sorumluların önemli bir kısmı zorunlu eğitimlerini tamamladıktan sonra eğitim hayatından ayrılmıştır.

Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumu

Hanehalkı sorumlusunun ücretli veya kendi hesabına çalışıyor olma durumlarını ifade eden iki durumlu değişkenler ile işsiz veya emekli olması durumlarını ifade eden iki durumlu değişkenler maddi yoksunluk modeline eklenirken hanehalkı sorumlusunun işgücü dışında olması durumunu temsil eden

iki durumlu deęiřken referans deęiřken olarak belirlenmiřtir. Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumu deęiřkenleri incelendięinde, hanehalkı sorumlularının panel veride yaklaşık %22’sinin ücretli olarak istihdam edildięi gözlenmektedir. Bu oran, 2018 yılından 2020 yılına kadar düşüş gösterirken 2021 yılında az da olsa bir artış göstermiştir. Kendi hesabına çalışan hanehalkı sorumlularının oranının panel veride yaklaşık %6 olduęu belirlenirken bu oranlarda yıllar boyunca bir azalış olduęu gözlenmiştir. Hanehalkı sorumlusunun işsiz ve emekli olma oranlarının ise panel veride yaklaşık %3 ile %9 olduęu tespit edilirken her iki oranda da yıllara göre deęişim olduęu belirlenmiştir. Hanehalkı sorumlusunun işgücü dışında olma oranı ise ortalama %59’dur ve bu oran genellikle artma eğilimindedir.

Hanehalkının demografik özellikleri

Hanedeki küçük ve büyük çocuk sayılarını ifade eden “çocuk sayısı (yaş ≤ 5)” ve “çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)” deęiřkenlerine göre hanedeki 5 yaşında veya 5 yařından küçük çocuk sayısı 0 ila 4 arasında deęişmekle birlikte panel veride ortalamanın %10 olduęu belirlenmiştir. Bu oran, 2019 yılı dışında genellikle benzer seyretmektedir. Hanedeki 6 ila 15 yař arasındaki çocuk sayısı ise 0 ila 4 arasında deęer almakta olup panel veride yaklaşık %41 deęerini almaktadır. Oranlar, yıllara göre önemli ölçüde düşüş göstermiştir. Buna göre, hanede 6 ila 15 yař arasındaki çocuk sayısının 5 yaşında veya 5 yařından küçük çocuk sayısından fazla olma olasılığı yüksektir.

Hanehalkının ekonomik durumu

Üç sürekli deęiřkenden oluşan bu açıklayıcı deęiřken setinde hanede çalışan kiři oranları incelendięinde hanede çalışan kiři oranının panel veride ortalama %26 olduęu gözlenmektedir. Oranlar, 2018 yılından 2020 yılına doęru düşüş göstermekle birlikte 2021 yılında 2019 yılına yaklaşık bir orana çıkıldıęı tespit edilmiştir. Hanenin geçinmesi gereken logaritmik aylık minimum geliri temsil eden deęiřkenin yıllara göre artış gösterdięi ve panel veride ortalamada 8,3297 deęerini aldıęı gözlenmektedir. OECD eşdeęerlik ölçeęinden hareketle hanede kiři başına düşen reel gelirin logaritmasını ifade eden deęiřkenin yıllara göre artış gösterdięi belirlenirken panel veride ortalamada 9,8966 olduęu tespit edilmiştir.

Konut mülkiyeti

Konut mülkiyetini temsil eden ev sahibi ve kiracı olma iki durumlu deęiřkenleri maddi yoksunluk modeline eklenirken lojman veya dięer konut mülkiyetini ifade eden deęiřken referans deęiřken olarak belirlenmiştir. Oranlar incelendięinde, hanelerin panel veride yaklaşık %48’inin ev sahibi olduęu gözlenirken oranlarda genel olarak bir artış olduęu belirlenmiştir. Kiracı olma oranları ise panel veride ortalamada %36’dır ve oranlar yıllara göre az da olsa artış göstermiştir. Lojman veya dięer konut mülkiyeti ifade eden hanelerin oranı ise panel veride yaklaşık %16 olup bu oranın genellikle düşüş gösterdięi belirlenmiştir.

Hanehalkının saęlık durumu

Hanedeki saęlıklı kiři oranını ifade eden deęiřkene göre hanelerdeki saęlıklı kiři oranı panel veride ortalamada %49 olup oranın yıllara göre artış gösterdięi gözlenmektedir. Buna göre, hanedeki saęlıklı kiři sayısının genellikle saęlığı iyi olmayan kiři sayısı ile benzer olduęu tespit edilmiştir.

6.4.3. Ön Analizler

Bu aşamada, maddi yoksunluk indeksinin hesabının güvenilirliğine ve maddi yoksunluk modelinde yer alan tanımlayıcı istatistikleri Tablo 12’de analiz edilen ve hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri, istihdam durumu, hanehalkının demografik özellikleri, ekonomik durumu, konut mülkiyeti ve hanehalkının sağlık durumu olarak sınıflandırılan açıklayıcı değişkenlere yönelik bazı ön analizler gerçekleştirilecektir.

Bu ön analizlerde, ilk olarak maddi yoksunluk indeksinin hesabında kullanılan 9 öge için ölçek güvenilirlik analizleri gerçekleştirilecektir. Bunun için, maddi yoksunluk için belirlenen öğelerin birbiriyle ne ölçüde ilişkili olduğunu gösteren bir korelasyon indeksi olan ve Cronbach (1951) çalışmasında geliştirilen Cronbach Alpha katsayısını hesaplamak yaygın bir yaklaşımdır (Figari 2012: 403). Nitekim, Whelan, Layte ve Maître (2002), Halleröd vd. (2006), Fusco (2010), Figari (2012), Bárcena-Martín vd. (2014), Sevä ve Larsson (2015) gibi çalışmalarda, maddi yoksunluk hesaplamalarında kullanılan öğelerin tutarlılığının analiz edilmesi için Cronbach Alpha katsayısı hesaplanmaktadır. Cronbach Alpha katsayısı, bu tez çalışmasında olduğu gibi, iki durumlu öğeler arasındaki ilişkiyi analiz etmek için dönüştürüldüğünde, Kurder-Richardson Formülü 20 (Kunder-Richardson Formula 20: KR-20) olarak isimlendirilmektedir (Bárcena-Martín vd. 2014: 804). Cronbach Alpha katsayısı, 0 ile 1 arasında değer almakta olup analiz edilen öğeler arasındaki ilişkinin artması ile Cronbach Alpha katsayısı 1 değerine yaklaşmaktadır. Çalışmalarda genel bir yaklaşım olarak Cronbach Alpha katsayısı için eşik değer 0,70 olarak ifade edilmektedir ve Cronbach Alpha katsayısının 0,70 değerine eşit veya 0,70 değerinden yüksek olması durumunda öğeler arası ilişkinin ve dolayısıyla hesaplanan indeksin tutarlılığının oldukça yüksek olduğuna karar verilmektedir. Bu sonuç, öğeler arasında altta yatan bir faktörün varlığına işaret etmektedir (Bárcena-Martín vd. 2014: 804; Figari 2012: 403; Fusco, 2010: 7). Cronbach Alpha katsayılarının hesaplandığı çalışmalarda katsayılar 0,61-0,92 arasında değer almaktadır. Bu tez kapsamında oluşturulan maddi yoksunluk indeksindeki 9 öge için 2018, 2019, 2020 ve 2021 yıllarında ayrı ayrı hesaplanan Cronbach Alpha katsayıları sırasıyla, 0,7278, 0,7242, 0,7085 ve 0,7036 şeklindedir. Panel veri için hesaplanan genel Cronbach Alpha katsayısının ise 0,7124 değerine eşit olduğu belirlenmiştir. Cronbach Alpha katsayılarına göre, maddi yoksunluk öğelerinin zaman içerisinde ve panel veri genelinde tutarlılığının yüksek ve tatmin edici düzeyde olduğu ifade edilebilir.

Ön analizlerin ikinci aşamasında açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken olan maddi yoksunluk indeksi ile istatistiksel ilişkisi araştırılacak ve açıklayıcı değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağlılık (ÇDB) sorunu kontrol edilecektir. ÇDB, tahmin edilen ekonometrik modelin açıklayıcı değişkenleri arasında yüksek derecede doğrusal bir ilişki olduğunda ortaya çıkmaktadır. Bu ilişki, açıklayıcı değişkenler arasında anlamlı bir ilişki olduğunda veya değişkenlerden birinin diğerinin doğrudan bir kombinasyonu olması durumunda gerçekleşmektedir. Maddi yoksunluk indeksi ile açıklayıcı değişkenler arasındaki istatistiksel ilişkinin analizi için 1900’lü yıllarda Karl Pearson’un öncü çalışmalarında geliştirilen ki-kare testi uygulanmıştır. Buna ek olarak, Cramér (1946) çalışmasında geliştirilen Cramér’in V istatistikleri hesaplanmıştır. Açıklayıcı değişkenler arasındaki ÇDB analizi için ise Varyans Büyütme Faktörü (Variance Inflation Factor: VIF) ve onun karekökü hesaplanmıştır. Tüm istatistikler Tablo 13’te yer almaktadır.

Tablo 13: Ön Analizler

	Ki-Kare Testi	Cramér'in V İstatistiği	VIF	VIF Karekök
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri				
Yaş				
Yaş ≤ 24 (referans)				
25 ≤ Yaş ≤ 64	286,56 (0,001)	0,3115	18,72	4,33
Yaş ≥ 65	271,87 (0,008)	0,3034	19,45	4,41
Medeni Durum				
Evli (referans)				
Bekar	376,06 (0,000)	0,3569	1,41	1,19
Eşini kaybetmiş	322,92 (0,000)	0,3307	3,15	1,78
Boşanmış	323,57 (0,000)	0,3310	2,83	1,68
Ayrı yaşıyor	262,66 (0,021)	0,2982	1,52	1,23
Eğitim				
En son bitirilen okul	1200 (0,000)	0,3189	1,85	1,36
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu				
Ücretli	303,76 (0,000)	0,3207	1,89	1,38
Kendi hesabına	234,85 (0,206)	0,2820	1,37	1,17
İşsiz	378,58 (0,000)	0,3581	1,10	1,05
Emekli	368,91 (0,000)	0,3535	1,26	1,12
İşgücü dışı (referans)				
Hanehalkının Demografik Özellikleri				
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	1800 (0,000)	0,3896	1,27	1,27
Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	824,96 (0,871)	0,2643	1,50	1,50
Hanehalkının Ekonomik Durumu				
Çalışan kişi oranı	3900 (0,000)	0,3076	2,08	1,44
En düşük aylık gelir	17000 (0,000)	0,2877	1,71	1,31
Kişi başına gelir	-	-	2,31	1,52
Konut Mülkiyeti				
Ev sahibi	564,86 (0,000)	0,4374	2,21	1,49
Kiracı	938,48 (0,000)	0,5637	2,17	1,47
Lojman ve diğer (referans)				
Hanehalkının Sağlık Durumu				
Sağlıklı kişi oranı	4100 (0,000)	0,2851	1,29	1,14
Yıl				

Birinci yıl	2300 (0,000)	0,8839	1,34	1,16
İkinci yıl	2300 (0,000)	0,8906	1,39	1,18
Üçüncü yıl	2400 (0,000)	0,8933	1,38	1,17

Notlar: Parantez içerisindeki değerler test istatistiğinin olasılık değerini temsil etmektedir. Maddi yoksunluk indeksi ile hanedeki kişi başına geliri ifade eden değişkenlerin ikisinde de çok fazla değer bulunması nedeni ile kişi başına gelir değişkeni için ki-kare testi ve Cramér'in V istatistiği hesaplanamamıştır.

Ki-kare testi değişkenler arasındaki ilişkinin analizi için kullanılmakta olup sıfır hipotezi bağımlı değişken ile ilgili değişkenin ilişkili olmadığını başka bir deyişle bağımsız olduğunu ifade etmektedir. Maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişkenleri ile bağımlı değişken olan maddi yoksunluk indeksi için hesaplanan ki-kare testi sonuçları, önemli bir bölümünün %1 anlamlılık düzeyinde maddi yoksunluk indeksi ile ilişkili olduğunu ifade etmektedir. Ki-kare testine göre ilişkinin istatistiksel olarak anlamlı bulunmadığı değişkenler ise kendi hesabına çalışma durumunu ifade eden iki durumlu değişken ile hanedeki 5 yaşından büyük ve 16 yaşından küçük çocuk sayısını ifade eden değişkenlerdir.

Cramér'in V istatistiği, ki-kare testinden hareketle hesaplanmakta olup iki değişken arasındaki ilişkinin ölçüsünü ifade etmektedir. Bu istatistik, 0 ile 1 arasında değer almaktadır ve istatistiğinin 1 değerine yaklaşması durumunda bağımlı değişken ile ilgili açıklayıcı değişkenin ilişkisinin arttığı ifade edilmektedir. Cramér'in V istatistiği hesaplamalarına göre, yıl değişkenlerini ifade eden iki durumlu değişkenler dışında, maddi yoksunluk indeksi ile en ilişkili olan değişkenler konut mülkiyetini ifade eden kiracı (%56,37) ve ev sahibi (%43,74) olma durumlarını temsil eden değişkenlerdir. Bu değişkenleri takip eden değişkenler ise hanedeki 6 yaşından küçük çocuk sayısını (%38,96), işsiz olma (%35,81), bekar olma (%35,69) ve emekli olma (%35,35) durumlarını ifade eden değişkenlerdir.

ÇDB analizi için hesaplanan VIF ve VIF karekök ölçüleri, ÇDB sorununu belirlemek ve değerlendirmek için kullanılan istatistiksel ölçülerdir. VIF değerinin 1'e yakın olması ÇDB sorunun olmadığını ifade ederken genel olarak VIF değerinin 5 ile 10 arasında olması kabul edilebilir olarak değerlendirilmektedir. VIF karekök değerlerinin ise 1.0 ile 2.0 arasında olması çok düşük ÇDB durumunu ifade ederken 2.0 ile 2.5 arasında değer olması genelde kabul edilebilir düzeyde ÇDB durumunu ifade etmektedir. Maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişkenlerin VIF ölçüleri incelendiğinde iki değişken dışında tüm VIF değerlerinin 4'ten küçük olduğu tespit edilmiştir. VIF karekök ölçüleri de benzer şekilde iki değişken dışında tüm değişkenler için 2'den küçük değer almaktadır. Yaş gruplarını ifade eden değişkenler için VIF değerleri yaklaşık 18-19 ve VIF karekök değerleri yaklaşık 4 değerlerini alsa da VIF ölçülerinin ortalamalarının 3,33 olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, analiz edilen maddi yoksunluk modelinde ciddi ÇDB sorunu olmadığı sonucuna varılmıştır.

6.4.4. Klasik ve Sansürlü Panel Regresyon Sonuçları

Bu bölümde, maddi yoksunluk modeli için ortalamaya dayanan panel regresyon modelleri tahmin edilecektir. Tahmin esnasında farklı veri setlerinin ve yöntemlerin kullanılması sayesinde, tahmin bölümünde açıklandığı üzere, gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmemesinden, sansürlü gözlemlerin panel veriden dışlanması ve sansürlü gözlemlerin veride olmasına karşın tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan ortalama sapma analiz edilebilecektir. Bu amaçlarla, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği panel veriler için

havuzlanmış sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri tahmin edilecektir. Bu modellerin yanı sıra panel Tobit regresyon modelinin sonuçlarına yer verilecektir. Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için oluşturulan maddi yoksunluk modelinin açıklanan regresyon yöntemleri ile tahmini için oluşturulan modeller, aşağıdaki denklemlerde yer almaktadır.

$$\sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_j = \beta_1 Yaş(25 - 64)_{it} + \beta_2 Yaş(65 ve Üstü)_{it} + \beta_3 Bekar_{it} \\ + \beta_4 Eşini Kaybetmiş_{it} + \beta_5 Boşanmış_{it} \\ + \beta_6 Ayrı Yaşıyor_{it} + \beta_7 Eğitim_{it} + \beta_8 Ücretli_{it} + \beta_9 Kendi Hesabına_{it} \\ + \beta_{10} İşsiz_{it} + \beta_{11} Emekli_{it} + \beta_{12} Çocuk Sayısı(5 Yaş ve Altı) \\ + \beta_{13} Çocuk Sayısı(6 - 15) + \beta_{14} Çalışan Kişi Oranı_{it} \\ + \beta_{15} En Düşük Gelir_{it} + \beta_{16} Kişi Başına Gelir_{it} + \beta_{17} Ev Sahibi_{it} \\ + \beta_{18} Kiracı_{it} + \beta_{19} Sağlıklı Kişi Oranı + \beta_{20} Birinci Yıl_{it} \\ + \beta_{21} İkinci Yıl_{it} + \beta_{22} Üçüncü Yıl_{it} + \varepsilon_{it} \quad (6.5)$$

$$D_{it} = \alpha + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_j + \varepsilon_{it} \quad (6.6)$$

$$D_{it} = \alpha_i + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_j + \varepsilon_{it} \quad (6.7)$$

$$\alpha_i = \alpha + \mu_i$$

$$D_{it} = \alpha + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_j + V_{it} \quad (6.8)$$

$$V_{it} = \mu_i + \varepsilon_{it}$$

$$D_{it}^* = \alpha + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_j + V_{it} \quad (6.9)$$

$$V_{it} = \mu_i + \varepsilon_{it}$$

Denklem 6.5'te yer alan eşitlik, maddi yoksunluk modelinde yer alan, $25 \leq \text{yaş} \leq 64$, $\text{yaş} \geq 65$, bekar, eşini kaybetmiş, boşanmış, ayrı yaşıyor ve en son bitirilen okul hanehalkı sorumlusunun demografik özelliklerini temsil eden yaş, medeni durum ve eğitim durumunu temsil eden değişkenleri, ücretli, kendi hesabına, işsiz ve emekli hanehalkı sorumlusunun istihdam durumunu temsil eden değişkenleri, çocuk sayısı ($\text{yaş} \leq 5$) ve çocuk sayısı ($6 \leq \text{yaş} \leq 15$) hanehalkının demografik özelliklerini temsil eden değişkenleri, çalışan kişi oranı, en düşük aylık gelir ve kişi başına gelir hanehalkının ekonomik durumunu temsil eden değişkenleri, ev sahibi ve kiracı hanehalkının konut mülkiyetini temsil eden değişkenleri, sağlıklı kişi oranı hanehalkının sağlık durumunu temsil eden değişkeni, birinci yıl, ikinci yıl ve üçüncü yıl değişkenleri yıl etkisini kontrol eden açıklayıcı değişkenleri temsil etmektedir.

Denklem 6.6, 6.7. ve 6.8'de tanımlanan modellerde D_{it} gözlenen maddi yoksunluk indeksini ifade eden bağımlı değişkendir ve modeller sırasıyla havuzlanmış, sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modellerini temsil etmektedir. Bu modellerde, bağımlı değişkenin sansürlenme durumu veriye veya tahmin prosedürüne dahil edilmeden tahminler gerçekleştirilmektedir. Denklem 6.6, 6.7. ve 6.8'de tanımlanan modellerin tahmininde kullanılan sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veride birim sayısı ve zaman dönemi $i = 1, \dots, 986$ ve $t = 1, 2, 3, 4$ şeklinde iken sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği panel veride birim sayısı ve zaman dönemi $i = 1, \dots, 1167$ ve $t = 1, 2, 3, 4$ şeklindedir.

Sansürlü gözlemlerin tahmin prosedürüne dahil edildiği panel Tobit modeli ise Denklem 6.9’da tanımlanmaktadır. Bu modelde, bağımlı değişkenin sansürlenme durumu, Denklem 6.4’teki gibidir. İlgili modellerin tahmininden elde edilen ilgili sonuçlar Tablo 14’te yer almaktadır.



Tablo 14: Klasik ve Sansürlü Panel Regresyon Tahmin Sonuçları

	Sansürlü Gözlemler Analiz Dışı			Sansürlü Gözlemler Analize Dahil			Standart Panel Tobit
	Havuzlanmış	Sabit Etkili	Tesadüfi Etkili	Havuzlanmış	Sabit Etkili	Tesadüfi Etkili	
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri							
Yaş							
Yaş ≤ 24 (referans)							
25 ≤ Yaş ≤ 64	-4,0387 (2,7269)	3,2952 ^{††} (3,4829) {1,4724}	-0,3369 (2,6508)	-6,6918 ^{**} (2,8987)	2,5103 [†] (3,353) {1,4956}	-2,5643 (2,7136)	-4,2009 (3,1933)
Yaş ≥ 65	-3,5309 (2,8598)	2,8781 (4,1771) {2,6579}	-1,4631 (2,8937)	-8,6281 ^{***} (3,016)	1,1673 (3,8551) {1,8059}	-5,4427 [*] (2,9292)	-8,0036 ^{**} (3,4807)
Medeni Durum							
Evli (referans)							
Bekar	-1,5055 (1,7692)	3,7783 (3,7768) {3,2408}	1,4066 (1,8808)	-1,3876 (1,6245)	-0,3226 (2,9166) {0,9644}	0,5898 (1,6823)	0,6596 (2,1149)
Eşini kaybetmiş	0,2505 (0,9699)	2,655 ^{†††} (3,1582) {0,3615}	0,2218 (1,2058)	1,3065 (0,909)	2,7647 ^{†††} (2,6905) {0,8984}	0,4969 (1,158)	0,7126 (1,4328)
Boşanmış	1,8954 ^{**} (0,968)	7,2932 ^{***,†††} (2,1332) {0,9398}	3,2372 ^{***} (1,1366)	2,7311 ^{**} (0,9172)	5,4628 ^{***,†††} (1,8714) {0,4756}	3,8708 ^{***} (1,0836)	5,125 ^{***} (1,333)
Ayrı yaşıyor	1,969 (1,2348)	3,8299 ^{***,†††} (1,3592) {0,4203}	3,0681 ^{***} (1,1313)	2,25 [*] (1,2069)	1,7578 ^{†††} (1,1625) {0,6445}	2,1442 ^{**} (1,0257)	2,652 ^{**} (1,2585)
Eğitim							
En son bitirilen okul	-0,3436 ^{***} (0,0687)	-0,2585 (0,29) {0,2237}	-0,5244 ^{***} (0,0889)	-0,4657 ^{***} (0,0651)	-0,0249 (0,2049) {0,0362}	-0,7182 ^{***} (0,0835)	-0,9746 ^{***} (0,1045)
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu							
Ücretli	0,8313 (0,8745)	0,5397 (1,137) {0,7506}	0,8498 (0,8741)	0,3055 (0,8444)	0,8576 (1,0744) {0,8071}	1,0542 (0,8545)	1,1246 (1,0232)

Kendi hesabına	1,9354 (1,2699)	4,2979 ^{*,†††} (1,7398) {0,7267}	3,239 ^{**} (1,3122)	1,715 (1,2563)	3,6613 ^{*,†††} (1,5743) {0,4084}	3,2087 ^{**} (1,2673)	3,7093 ^{**} (1,5209)
İşsiz	1,9208 (1,4018)	1,5142 (1,3044) {1,935}	1,4826 (1,1389)	4,9727 ^{***} (1,4996)	2,1876 [*] (1,2942) {2,2296}	2,9054 ^{**} (1,1674)	3,2777 ^{**} (1,3539)
Emekli	0,2352 (1,1511)	1,6568 (2,1352) {2,1128}	0,19103 (1,3318)	0,5215 (0,9946)	0,2079 (1,6365) {1,3844}	-0,4791 (1,1474)	-1,8483 (1,4863)
İşgücü dışı (referans)							
Hanehalkının Demografik Özellikleri							
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	1,8 ^{***} (0,7275)	-1,8482 ^{†††} (1,5636) {0,2956}	2,0079 ^{**} (0,8429)	1,5056 ^{**} (0,7366)	-2,6446 ^{*,†††} (1,4364) {0,5997}	1,4162 [*] (0,8399)	1,2481 (1,0116)
Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	-1,1159 ^{***} (0,4316)	-3,5778 ^{***,†††} (0,8942) {0,5039}	-0,6643 (0,488)	-1,2275 ^{***} (0,431)	-3,1253 ^{***,†††} (0,8211) {0,4471}	-0,4544 (0,4846)	-0,7612 (0,5879)
Hanehalkının Ekonomik Durumu							
Çalışan kişi oranı	-4,565 ^{***} (1,423)	-1,8453 ^{†††} (1,5864) {0,6395}	-3,8832 ^{***} (1,3097)	-1,71 (1,3447)	-2,6629 ^{*,†††} (1,4652) {1,0312}	-3,8271 ^{***} (1,246)	-4,0561 ^{***} (1,4927)
En düşük aylık gelir	-0,5832 (0,725)	-1,0125 ^{†††} (0,7153) {0,2309}	-1,5086 ^{**} (0,6195)	-1,0546 (0,6598)	-0,1059 (0,6167) {0,5755}	-1,3976 ^{**} (0,5531)	-1,7269 ^{**} (0,6845)
Kişi başına gelir	-8,8405 ^{***} (0,5635)	-2,4073 ^{***,†††} (0,6148) {0,2099}	-5,4265 ^{***} (0,5034)	-11,4488 ^{***} (0,5263)	-2,4981 ^{***,†††} (0,5614) {0,31616}	-6,5751 ^{***} (0,4684)	-7,8525 ^{***} (0,5908)
Konut Mülkiyeti							
Ev sahibi	0,3619 (0,7756)	3,0855 ^{*,†††} (1,7139) {1,0965}	0,5056 (0,9564)	-1,1411 (0,757)	2,3584 ^{†††} (1,5063) {0,6718}	-0,6011 (0,9298)	-1,2166 (1,1459)
Kiracı	7,4729 ^{***} (0,7866)	6,754 ^{***,†††} (1,5473) {0,9991}	7,5168 ^{***} (0,9402)	5,7147 ^{***} (0,781)	6,461 ^{***,†††} (1,4043) {0,8953}	6,424 ^{***} (0,9274)	6,7635 ^{***} (1,1297)
Lojman ve diğer (referans)							

Hanehalkının Sağlık Durumu

Sağlıklı kişi oranı	-3,987*** (0,9144)	-2,9823***,††† (1,0328) {0,3424}	-3,4255*** (0,8523)	-4,897*** (0,8852)	-2,7338***,††† (0,9145) {0,2955}	-3,4063*** (0,7944)	-4,2229*** (0,9706)
Yıl							
Birinci yıl	-2,35** (0,9478)	0,695††† (0,7612) {0,143}	-1,7951*** (0,6655)	-4,4268*** (0,8984)	0,6553††† (0,6614) {0,2137}	-2,7827*** (0,5938)	-3,4766*** (0,7391)
İkinci yıl	-2,3192*** (0,7539)	-0,3††† (0,557) {0,0402}	-1,9406*** (0,5004)	-3,3857*** (0,7224)	0,141 (0,4897) {0,1045}	-2,1848*** (0,4499)	-2,7041*** (0,5567)
Üçüncü yıl	-1,0653 (0,6585)	-0,0154 (0,4241) {0,0408}	-0,879** (0,4036)	-1,3239** (0,6342)	0,1652††† (0,3699) {0,0459}	-0,9616*** (0,3614)	-1,2739*** (0,4434)
Dördüncü yıl (referans)							
Sabit	125,16*** (6,7953)	53,49***,††† (8,9523) {3,3342}	95,11*** (6,57)	155,84*** (6,1871)	42,4616***,††† (8,2072) {3,1453}	106,32*** (6,127)	123,2*** (7,7561)

Notlar: Parantez içerisindeki değerler standart hatalar ve süslü parantez içerisindeki değerler Driscoll ve Kraay, (1998) robust standart hatalardır. ***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerinde istatistiksel anlamlılığı temsil ederken †††, †† ve † sabit etkili model tahmini için Driscoll ve Kraay (1998) robust standart hatalara göre %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerinde istatistiksel anlamlılığı temsil etmektedir.

Panel regresyon modellerinin analizinde uygulanması gereken bazı tanımlayıcı testler söz konusudur. İlk olarak, panel regresyon modelleri tahmin edilirken modelde birim etkilerin (gözlenemeyen heterojenliğin) varlığı test edilmelidir. Test sonucuna göre modelde birim etkilerin olmadığı sonucuna varılırsa panel veri yapısını ve gözlenemeyen heterojenliği dikkate almayan havuzlanmış tahmin sonuçları yeterli olmaktadır. Buna karşın, modelde birim etkinin olduğu sonucuna varılırsa, sabit veya tesadüfi etkili model tahmin sonuçlarına geçiş yapılması gerekmektedir. Bu amaçla F testi uygulanarak birim etkilerin varlığı test edilebilir. Birim etkinin varlığı F testi ile kanıtlandıktan sonra Hausman (1978) testi uygulanarak sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri arasından tercih yapılarak birim etkilerin modele sabit veya tesadüfi olarak dahil edilmesi gerektiği tespit edilebilir. Sabit ve tesadüfi etkili modeller arasından yapılan tercihe göre tercih edilen modelin değişen varyans, yatay kesit bağımlılığı, otokorelasyon, normal dağılım ve tanımlama hatası sorunlarına sahip olup olmadığı test edilmelidir. İlgili test sonuçlarına göre, alternatif regresyon modellerine geçiş yapılabilir.

Panel regresyon modellerinde tahmin yöntemi seçme ve tahmin yönteminin uygunluğunun analizi için uygulanan bu prosedür nedeni ile Tablo 14'teki tahmin sonuçları yorumlanmadan Tablo 15'te ilgili testlerin sonuçları paylaşılacaktır. Tablo 14'teki sonuçlar, tanımlayıcı testlerden elde edilen sonuçlar kapsamında değerlendirilecektir. Birim etkinin test edilmesi için F testi, sabit ve tesadüfi etkili modeller arasından tercih yapabilmek için Hausman (1978) testi, sabit etkili panel regresyon modelinde değişen varyans, yatay kesit bağımlılığı, otokorelasyon, normal dağılım ve tanımlama hatası analizleri için ise sırasıyla Düzeltilmiş Wald (Greene 2003), Pesaran (2015) CD, Düzeltilmiş Durbin-Watson Bhargava, Franzini ve Narendranathan (1982), Baltagi ve Wu (1999) LBI, Kolmogorov-Smirnov ve DeBenedictis ve Giles (1998) testleri uygulanmıştır. İlgili test sonuçları, sansürlü verilerin analizden dışlandığı sansürsüz ve sansürlü gözlemlerin veride yer aldığı ancak sansürlenmenin tahmin prosedürüne dahil edilmediği sansürlü tahmin sonuçları için ayrı ayrı Tablo 15'te yer almaktadır.

Tablo 15: Tanımlayıcı Testler

Model Tahmin Yöntemleri Arasından Tercih Analizi		
	Sansürlü Gözlemler Analiz Dışı	Sansürlü Gözlemler Analize Dahil
F Testi (Birim Etki)	6,12 [0,0000]	7,66 [0,0000]
Hausman (1978) Testi	98,803 [0,0000]	111,72 [0,0000]
Sabit Etkili Modelin Varsayımlarının Analizi		
Düzeltilmiş Wald Testi (Greene 2003)	4.40E+39 [0,0000]	2.6E+37 [0,0000]
Pesaran (2015) CD Testi	9,0742 [0,0000]	25,951 [0,0000]
Düzeltilmiş Bhargava, Franzini ve Narendranathan (1982) Durbin-Watson Testi	1,6894	1,6369
Baltagi ve Wu (1999) LBI Testi	2,4535	2,4098
Kolmogorov-Smirnov Testi	0,9281 [0,0000]	0,131 [0,0000]
DeBenedictis ve Giles (1998) Testleri		
DeBenedictis-Giles ResetL1 Testi	2,174 [0,1141]	2,319 [0,0985]
DeBenedictis-Giles ResetL2 Testi	1,551 [0,1849]	1,521 [0,1934]
DeBenedictis-Giles ResetL3 Testi	1,301	1,862

	[0,2532]	[0,0836]
DeBenedictis-Giles ResetS1 Testi	0,322	0,8
	[0,7244]	[0,4492]
DeBenedictis-Giles ResetS2 Testi	0,351	0,722
	[0,8438]	[0,5771]
DeBenedictis-Giles ResetS3 Testi	0,521	1,391
	[0,7927]	[0,2144]

Not: Köşeli parantez içerisindeki değerler test istatistiklerinin olasılık değerleridir.

6.4.4.1. Tanımlayıcı Testlerin Analizi

Tablo 15’te sunulan, tahmin edilen panel regresyon modellerinde birim etkilerin varlığını test etmek için uygulanan F testi sonuçlarına göre, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği maddi yoksunluk modelleri için birim etkilerin varlığı tespit edilmiştir. Bu sonuca göre, havuzlanmış panel regresyon modellerinin birim etkileri ve dolayısıyla gözlenemeyen heterojenliği göz ardı etmesi nedeni ile hatalı sonuçlar hesaplayacağı tespit edilmiştir. Bu nedenle, maddi yoksunluk modelinde birim etkileri model tahmin sürecine dahil eden sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modellerinden birinin tahmin edilmesi gerekmektedir.

Sabit ve tesadüfi etkili panel regresyon modelleri arasından tercih yapabilmek için uygulanan Hausman (1978) testi, birim etki ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiye dayanmaktadır. Tesadüfi etkili panel regresyon modellerinde birim etkiler tesadüfi bir parametre olarak modele dahil edildiğinden hata terimi içerisinde yer almaktadır. Bu nedenle, açıklayıcı değişkenler ile birim etkilerin ilişkisiz olduğu varsayımı söz konusudur. Sabit etkili panel regresyon modellerinde ise birim etkiler modele sabit bir parametre olarak dahil edildiğinden böyle bir varsayım söz konusu değildir. Buna göre, Hausman (1978) testinin sıfır hipotezi birim etkiler ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkinin sıfır olduğunu ifade ederken alternatif hipotez bu ilişkinin sıfır olmadığını ifade etmektedir. Dolayısıyla, sıfır hipotezi altında sabit ve tesadüfi etkili modellerin her ikisi de tutarlı iken tesadüfi etkili model daha etkindir. Buna karşın, alternatif hipotez altında tesadüfi etkili model sapmalı ve tutarsız iken sabit etkili model tutarlı ve etkindir. Sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği maddi yoksunluk modelleri için elde edilen Hausman (1978) testi sonuçlarına göre sıfır hipotezi reddedilmektedir. Bu nedenle, maddi yoksunluk modellerinin tahmini için sabit etkili panel regresyon modelinin tercih edilebileceğine karar verilmiştir. Buna ek olarak genellikle iktisadi araştırmalarda birim etkiler, iktisadi teoremin genel olarak hakkında çok az şey ifade ettiği tercihlerde veya teknolojiye heterojenliği temsil etmektedir. Bu nedenle, iktisadi araştırmalarda genellikle gözlenemeyen heterojenliğin biçimini kısıtlamayan sabit etkiler modeli tercih edilmektedir (Arellano, Bonhomme 2012: 988).

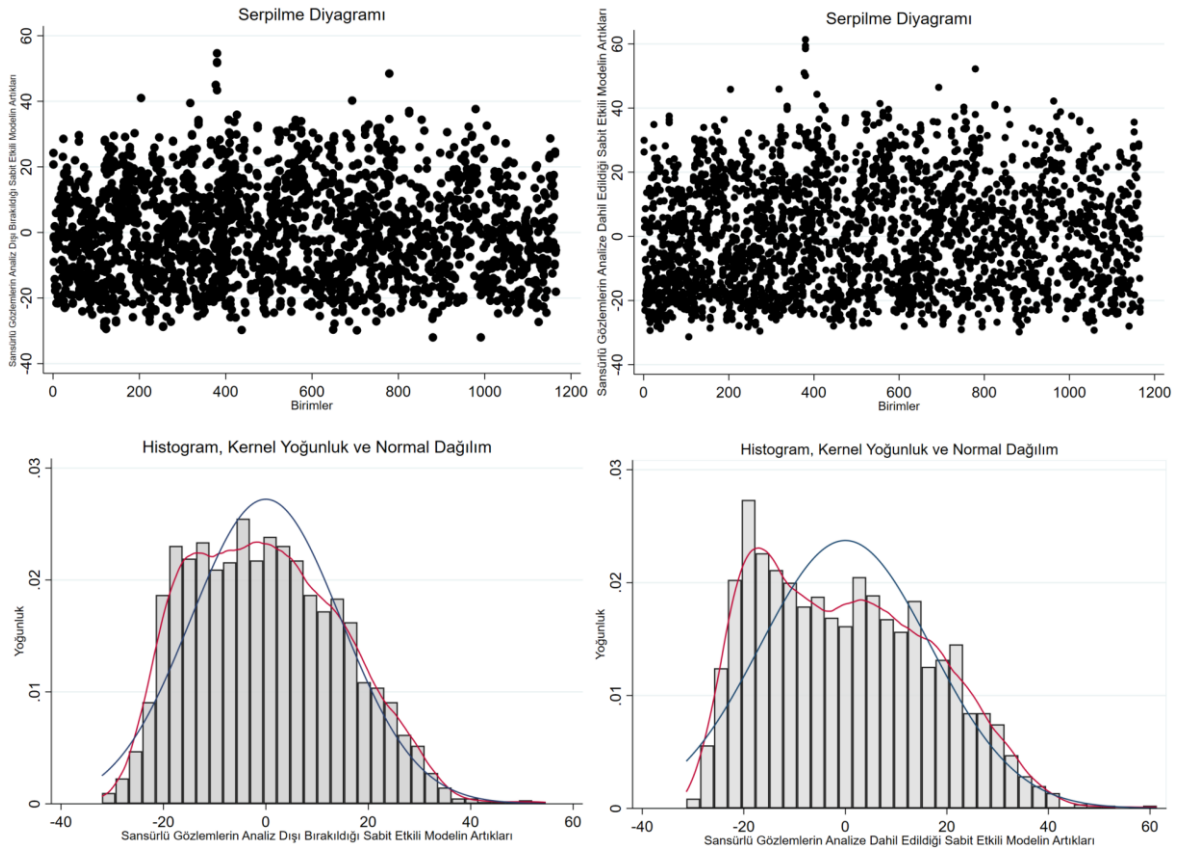
Maddi yoksunluk modeli için tahmin edilen sabit etkili panel regresyon modelinde değişen varyans olmaması varsayımının analizi için uygulanan düzeltilmiş Wald (Greene 2003) testinin sıfır hipotezi tahmin edilen modelde değişen varyans sorunu olmadığını ve sabit varyans varsayımının sağlandığını ifade ederken, alternatif hipotez tahmin edilen modelde değişen varyans sorunu olduğunu ifade etmektedir. Test sonuçlarına göre, her iki model için de değişen varyans sorunu olduğu tespit edilmiştir. Bu, önceki bölümlerde açıklandığı üzere, mikro araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan bir durumdur.

İlgili modelde yatay kesit bağımlılığı olmaması varsayımının analizi için uygulanan Pesaran (2015) CD testi, birim sayısının zaman boyutundan büyük olduğu panel veri setleri için uygun olarak kabul edilmektedir. Bu testin sıfır hipotezi tahmin edilen modelde yatay kesit bağımsızlığı varsayımının sağlandığını ve yatay kesit bağımlılığı sorunu olduğunu ifade etmektedir. Alternatif hipoteze göre ise

modelde yatay kesit bağımlılığı sorunu vardır. Test sonuçlarına göre, yatay kesit bağımlılığı olduğu belirlenmiştir.

Tahmin edilen modellerde otokorelasyon olmaması varsayımının analizi için ise düzeltilmiş Bhargava, Franzini ve Narendranathan (1982) Durbin-Watson ile Baltagi ve Wu (1999) LBI testleri uygulanmıştır. Bu testlerin sıfır hipotezleri tahmin edilen modelde birinci mertebeden otokorelasyon olmadığını, alternatif hipotezleri ile otokorelasyon problemi olduğunu ifade etmektedir. İlgili test istatistiklerinin 2 değerine yakın olması nedeni ile modellerde otokorelasyon olmaması varsayımının sağlandığı sonucuna varılmıştır.

Sabit etkili panel regresyon modelinin hata terimlerinin dağılımının normal olup olmadığının incelenmesi için ise Kolmogorov-Smirnov testi uygulanmıştır. Uygulanan testin sıfır hipotezi normal dağılım varsayımının sağlandığını ifade ederken alternatif hipoteze göre normal dağılım varsayımı sağlanmamaktadır. Test sonucuna göre, hata terimlerinin normal dağılmadığı sonucuna varılmıştır. Bu varsayımın analizi için ek olarak, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği sabit etkili panel regresyon modellerinin artıklarının serpilme diyagramı, histogramı, Kernel yoğunluk ve normal dağılım grafikleri analiz edilecektir. İlgili grafikler, Şekil 19’da yer almaktadır. Şekil 19’un sol panelinde, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı sabit etkili panel regresyon modelinin, sağ panelinde ise sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği sabit etkili panel regresyon modelinin grafikleri yer almaktadır.



Şekil 19: Sabit Etkili Modellerin Artıklarının Analizi

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 19'un üst panelinde, artıkların serpilme diyagramına yer verilmiştir. Artıkların serpilme diyagramından hareketle, artıkların -40 ile 60 arasında değer aldığı gözlenmektedir. Serpilme diyagramında gözlenen diğer noktalardan uzak olan noktalar ise aşırı değerlerin varlığına işaret etmektedir. Bu durum, normal dağılım varsayımının sağlanamadığı test sonuçları ile uyumludur. Şekil 19'un alt panelinde yer alan histogram, Kernel yoğunluk ve normal dağılım bilgilerine göre, artıkların dağılımının sağa çarpık olduğu ve -20 noktasında yığılım gösterdiği gözlenmektedir. Kernel yoğunluk ve normal dağılım çizgilerine göre ise artıkların dağılımının normal dağılımdan uzak olduğunu ifade etmektedir. Normal dağılım varsayımının ihlaline, önceki bölümlerde bahsedildiği üzere, heterojenliğin yoğun olduğu mikro verilerde genellikle rastlanılmaktadır. Şekil 19'un sağ ve sol panelindeki şekiller karşılaştırıldığında ise sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı sabit etkili panel regresyon modelinin artıklarının normal dağılıma biraz daha yakınsadığı gözlenirse de aşırı değerler varlığını sürdürmektedir. Dolayısıyla, her iki örnekte de aşırı değerlerin söz konusu olduğu ve artıkların dağılımının normal dağılımdan uzak olduğu tespit edilmiştir.

DeBenedictis ve Giles (1998) çalışmasında geliştirilen ResetL ve ResetS testleri, oluşturulan maddi yoksunluk modelinin sabit etkili panel regresyon modeli ile tahmininden elde edilen sonuçlara göre modelde tanımlama hatası olup olmadığını test etmek için uygulanmaktadır. Bu testler, yatay kesit regresyon modellerinde tanımlama hatasının analizi için geliştirilen Ramsey (1969) testine benzerlik göstermektedir³¹. ResetL ve ResetS testlerinin sıfır hipotezi modelde tanımlama hatası olmadığını ifade ederken, alternatif hipotez modelde tanımlama hatası olduğunu ifade etmektedir. Hesaplanan test istatistikleri incelendiğinde, genel olarak sıfır hipotezlerinin reddedilemeyeceği gözlenmektedir. Test sonuçları değerlendirildiğinde, oluşturulan maddi yoksunluk modelinde tanımlama hatası olmadığı sonucuna varılmıştır.

Tanımlayıcı testlerin analizine göre, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği örneklem için en uygun modelin sabit etkili model olduğu belirlenmiştir. Bu model tahmin sonuçlarında ise değişen varyans ve yatay kesit bağımlılığı sorunlarının olduğu ve normal dağılım varsayımlarının sağlanmadığı tespit edilmiştir. Değişen varyans ve yatay kesit bağımlılığı sorunlarının üstesinden gelmek için sabit etkili panel regresyon modellerinin katsayıları için Driscoll ve Kraay (1998) robust standart hatalar hesaplanmıştır.

6.4.4.2. Tahmin Sonuçlarının Analizi

Tablo 14'teki tahmin sonuçlarından hareketle ilk olarak havuzlanmış tahmin sonuçları ile sabit ve tesadüfi etkili model tahmin sonuçları karşılaştırılarak panel veri yapısının ve panel veride yer alan gözlenemeyen heterojenliğin dikkate alınmamasından kaynaklanan sapma incelenebilir. İlgili tahmin sonuçları incelendiğinde panel veri yapısının ve panel veride yer alan gözlenemeyen heterojenliğin dikkate alınmaması nedeni ile katsayı büyüklüklerinde aşağı veya yukarı yönlü değişim olduğu gözlenmektedir. Katsayıların istatistiksel anlamlılıkları da bu durumdan etkilenmekte ve bazı katsayıların işaretleri dahi değişim gösterebilmektedir. Bu, panel veri yapısının ve gözlenemeyen

³¹ ResetL ve ResetS testlerinde tahmin edilen regresyon modellerine hata terimlerinin karesi veya logaritması gibi potansiyel dönüşümleri eklenerek tanımlama hatası test edilmektedir. ResetL testi, farklı terim sayılarına sahip birden fazla alt testi içerirken ResetS testi her seferinde sadece bir terim eklenmektedir. Bu testlerin amacı, modele dahil edilen ek parametrelerin modelin tanımlanmasına olan etkisini ölçmektir. Bu sayede, oluşturulan modelde tanımlama hatasının varlığı test edilmektedir.

heterojenliğin kontrol edilmemesinden kaynaklanan sonuçların model tahmin sonuçları üzerindeki önemli etkisini ortaya çıkarmaktadır.

Sonuçlardan hareketle, maddi yoksunluk modelinin bağımlı değişkeninin sansürlendiği gözlemlerin veriden dışlandığı model tahmin sonuçları ile bu gözlemlerin veride yer aldığı model tahmin sonuçları karşılaştırılabilir. Bu sayede, sansürlü gözlemlerin veriden dışlanması nedeni ile meydana gelen eksik veri probleminden tahmin sonuçlarında meydana gelebilecek olan değişim analiz edilebilir. İlgili model tahmin sonuçları karşılaştırıldığında, bağımlı değişkende mevcut olan sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması nedeni ile meydana gelen eksik veri problemi, verideki sansürlenmenin göz ardı edilmesi ve gözlem sayısının azaltılması nedeni ile katsayıların önemli bir bölümünde ciddi değişiklikler olduğu gözlenmektedir. Katsayıların istatistiksel anlamlılıklarının yanı sıra işaretlerinde de bazı değişimler meydana gelmiştir.

Sansürlü gözlemlerin analizde yer aldığı tahmin sonuçlarında sansürlü gözlemler veride yer alsa dahi bağımlı değişkendeki sansürü dikkate almadan doğrudan tahmin prosedürlerini uygulamaktadır. Bağımlı değişkendeki sansürlü gözlemlerin tahmin prosedürüne dahil edilmemesi nedeni ile sonuçlarda sapma olması beklenmektedir. Bu sapmayı tespit edebilmek için panel Tobit modeli tahmin edilerek bağımlı değişkenin sıfır sansür noktasındaki sansürlü gözlemleri tahmin prosedürüne dahil edilmiştir. Panel Tobit model tahmin sonuçları, maddi yoksunluk modelinin bağımlı değişkenindeki sansürü dikkate alması nedeni ile en uygun tahmin sonuçlarını hesaplamakta olup elde edilen katsayıların diğer tahmin sonuçlarına göre değişim gösterdiği gözlenmektedir. Örneğin, hanehalkı sorumlusunun işsiz olması durumunu ifade eden değişkenin katsayısı sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı sabit etkili modele göre 1,5142 olarak belirlenirken sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği sabit etkili modele göre 2,1876 olduğu tespit edilmiştir. İlgili katsayı, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı tahmin sonuçlarında istatistiksel olarak anlamlı değilken sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği tahmin sonuçlarına göre %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Bağımlı değişkendeki sansürü model tahmin prosedürüne dahil eden panel Tobit model tahmin sonuçlarına göre ilgili katsayının 3,2777 olduğu tespit edilirken katsayının %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu belirlenmiştir. Buna göre, analiz edilen değişken için bağımlı değişkendeki sansürün veriden dışlanması veya tahmin prosedüründe dikkate alınmaması nedenleri ile katsayının gerçek etkisinin olduğundan daha az tahmin edildiği tespit edilmiştir. Katsayılar da meydana gelen bu değişimler, bağımlı değişkendeki sansürün dikkate alınmamasından kaynaklanabilecek sapmayı açıkça ortaya koymaktadır.

6.4.5. Klasik ve Sansürlü Panel Kantil Regresyon Sonuçları

Tablo 14’te ortalamaya dayanan sabit etkili panel regresyon modellerinde, Tablo 15 ve Şekil 19’daki sonuçlara göre değişen varyans problemi olduğu ve normal dağılım varsayımının sağlanmadığı tespit edilmiştir. Değişen varyans probleminin üstesinden gelmek için robust standart hatalar hesaplanırsa da normal dağılım varsayımının sağlanmaması ve aşırı değerlerin mevcudiyeti daha karmaşık çözüm yöntemlerini beraberinde getirmektedir. Bilindiği üzere, sabit varyans ve normal dağılım varsayımlarının sağlanmaması durumunda medyan regresyon tahmini gerçekleştirilebilir. Bu sayede, ilgili sorunlara karşı robust tahminler yapılacaktır. Ancak, ortalamaya dayanan EKK tahmin yöntemi gibi, medyana dayanan medyan regresyon yöntemi maddi yoksunluk modelinde yer alan her bir açıklayıcı değişken için tek bir regresyon eğrisi hesaplayacaktır. Bu, maddi yoksunluk indeksinin

dağılımı boyunca değişeceği düşünülen faktörlerin etkileri dikkate alındığında gerçekçi olmayabilir. Bu bağlamda, oluşturulan maddi yoksunluk modelinin bağımlı değişkeni olan maddi yoksunluk indeksi üzerinde, açıklayıcı değişkenlerin etkilerinin maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca değişimine izin vererek maddi yoksunluk indeksi ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiye daha kapsamlı bir bakış açısı sağlayacağından kantil regresyon metodolojisine geçişin uygun olduğu düşünülmektedir. Kantil regresyon metodolojisine geçiş ile sabit varyans ve normal dağılım varsayımlarının sağlanmaması durumlarına karşı robust sonuçlar elde edildiği gibi, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analiz edilebilmektedir.

Bu bölümde, önceki bölümdeki tahmin prosedürüne benzer şekilde, üç aşamada tahminler gerçekleştirilecektir. İlk olarak bağımlı değişkendeki sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veri için FE-QR tahmin yöntemi ile sabit etkili panel kantil regresyon tahminleri gerçekleştirilecektir. Devamında, bağımlı değişkendeki sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği, başka bir deyişle örneklemde dışlanmadığı örneklem için FE-QR tahmin yöntemi ile sabit etkili panel kantil regresyon tahminleri gerçekleştirilecektir. Bu tahmin sonuçlarında, her ne kadar sansürlü gözlemler örneklemde yer alsada tahmin prosedürlerinde sansür dikkate alınmamaktadır. Bu sorunun üstesinden gelmek ve bu tezin temelini oluşturan sansürlü panel kantil regresyon modellerini tahmin edebilmek için üçüncü aşamada sabit etkili sansürlü panel kantil regresyon modelleri tahmin edilerek örneklem ve modeldeki gözlenemeyen heterojenlik, katsayıların bağımlı değişken üzerindeki heterojen etkisi ve bağımlı değişkendeki sansür dikkate alınarak kapsamlı analizler sunulması planlanmaktadır. Üç aşamalı bu metodoloji sayesinde, panel veriden sansürlü gözlemlerin dışlanmasından ve tahmin prosedüründe sansürün dikkate alınmamasından kaynaklanan muhtemel sapma karşılaştırmalı olarak analiz edilebilecektir.

Bu tez kapsamında, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca değişimlere odaklanan panel kantil regresyon modelleri tahmin edilirken dağılım boyunca detaylı bilgi edinebilmek amacı ile 10'lu aralıklarla 10. kantilden 90. kantile kadar tahminler gerçekleştirilecektir. 10., 20., 30., 40., 50., 60., 70., 80. ve 90. kantiller sırasıyla Q10, Q20, Q30, Q40, Q50, Q60, Q70, Q80 ve Q90 ile temsil edilmektedir.

6.4.5.1. Klasik Panel Kantil Regresyon Sonuçları

Bu alt bölümde, panel veriden kaynaklanan gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alındığı ve katsayıların dağılımı boyunca değişiminin analiz edildiği panel kantil regresyon modeli tahmin edilecektir. Bu tahminler boyunca, bağımlı değişkende mevcut olan sansürlü gözlemler dikkate alınmamaktadır. Analizlerde ilk olarak, analiz edilen veride bağımlı değişkeni sıfır değerini alan gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı, başka bir deyişle sansürlü gözlemlerin veriden dışlandığı panel veri için oluşturulan panel regresyon modeli tahmin edilecektir. Tahmin yapılırken, Hausman (1978) testi sonuçlarını referans olarak sabit etkili panel kantil regresyon modeli tahmin edilecek ve tahmin esnasında Kato, Galvao ve Montes-Rojas (2012) tarafından geliştirilen FE-QR tahmincisi kullanılacaktır. Sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veri için oluşturulan maddi yoksunluk modeli, $\sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_{qj}$ Denklem 6.5'te tanımlanan açıklayıcı değişken matrisinin kantillere göre ağırlıklandırılmasını ifade etmek üzere,

$$D_{it} = \alpha_{qi} + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_{qj} + \varepsilon_{qit} \quad (6.10)$$

$$\alpha_{qi} = \alpha_q + \mu_{qi}$$

şeklinde tanımlanabilir. Denklem 6.10'da tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmininde kullanılan sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veride birim sayısı ve zaman dönemi $i = 1, \dots, 986$ ve $t = 1, 2, 3, 4$ şeklinde olup bağımlı değişkendeki sansür göz ardı edilmektedir. Bu nedenle, modelin bağımlı değişkeni yalnızca bağımlı değişkenin gözlenen değerlerini içeren D_{it} değişkeni ile ifade edilmektedir. Oluşturulan modelin, FE-QR tahmincisi ile tahmininden elde edilen sonuçlar Tablo 16'da yer almaktadır.



Tablo 16: Sansürlü Gözlemlerin Dışlandığı Panel Veride Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları

	Q10	Q20	Q30	Q40	Q50	Q60	Q70	Q80	Q90
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri									
Yaş									
Yaş ≤ 24 (referans)									
25 ≤ Yaş ≤ 64	-0,1098 (1,2236)	-0,1098 (1,6708)	0,0541 (0,3433)	0,1156 (0,1804)	0,0861 (0,108)	0,1949 (0,2083)	3,7103*** (0,662)	3,6997 (5,2355)	3,6997 (3,998)
Yaş ≥ 65	-0,0884 (1,4223)	-0,0884 (1,9425)	0,0812 (0,3633)	0,1514 (0,19)	0,1216 (0,121)	0,2274 (0,2034)	3,7181*** (0,6357)	3,6958 (5,1003)	3,6958 (3,8918)
Medeni Durum									
Evli (referans)									
Bekar	-0,151 (1,9077)	-0,151 (2,6107)	0,1149 (0,6094)	0,1496 (0,3949)	0,0513 (0,24)	0,1949 (0,3511)	0,2123 (0,694)	0,2621 (4,3867)	0,2253 (3,2166)
Eşini kaybetmiş	-0,0572 (1,2535)	-0,0572 (1,7135)	0,003 (0,3199)	-0,016 (0,2239)	-0,101 (0,2462)	0,0879 (0,177)	0,2158 (0,3774)	0,2583 (2,5796)	0,2215 (1,8944)
Boşanmış	0,1772 (1,417)	0,157 (1,9449)	0,2211 (0,2872)	0,2125 (0,2535)	0,2812* (0,1438)	0,3089 (0,2057)	0,3696 (0,2907)	0,3991 (2,1131)	0,3623 (1,5441)
Ayrı yaşıyor	0,0755 (0,5333)	0,0755 (0,7325)	0,0802 (0,0614)	0,0656 (0,0522)	0,0648 (0,0564)	0,0651 (0,0589)	0,1394 (0,1042)	0,1715 (1,1129)	0,1346 (0,8119)
Eğitim									
En son bitirilen okul	0,0006 (0,1857)	0,0006 (0,2542)	-0,0123 (0,0358)	-0,0158 (0,0276)	-0,0153 (0,0159)	-0,013 (0,0284)	-0,0081 (0,0386)	-0,0096 (0,354)	-0,0096 (0,2588)
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu									
Ücretli	-0,0236 (0,6653)	-0,0236 (0,91)	-0,023 (0,0821)	-0,0281 (0,06)	-0,0188 (0,0637)	-0,0116 (0,0678)	-0,0074 (0,0878)	-0,0041 (0,9931)	-0,0041 (0,7264)
Kendi hesabına	0,0066 (1,2071)	0,0066 (1,6535)	0,0623 (0,1381)	0,0579 (0,111)	0,0819 (0,1082)	0,0862 (0,1273)	0,2276 (0,371)	0,2922 (2,2355)	0,1948 (1,6386)
İşsiz	-0,0048 (0,9283)	-0,0048 (1,2668)	-0,0113 (0,1062)	-0,0216 (0,0551)	-0,0188 (0,0504)	-0,0128 (0,0631)	-0,0113 (0,096)	-0,001 (1,0486)	-0,001 (0,7681)
Emekli	0,217 (1,8046)	0,1969 (2,4736)	0,1468 (0,4533)	0,0258 (0,2289)	0,0288 (0,1452)	0,0453 (0,2039)	0,0419 (0,2068)	0,0286 (1,9672)	-0,0688 (1,4423)
İşgücü dışı (referans)									
Hanehalkının Demografik Özellikleri									
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	0,0028 (0,7637)	0,0028 (1,0458)	-0,0056 (0,0729)	-0,0229 (0,0529)	-0,0464 (0,0521)	-0,048 (0,0596)	-0,0446 (0,089)	-0,0432 (1,2303)	-0,0421 (0,9018)

Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	-0,0322 (0,4727)	-0,0322 (0,6482)	-0,0341 (0,0476)	-0,0384 (0,0341)	-0,0463 (0,0374)	-0,0451 (0,0357)	-0,0419 (0,0554)	-0,0525 (0,7321)	-0,0514 (0,5355)
Hanehalkının Ekonomik Durumu									
Çalışan kişi oranı	0,0052 (0,8424)	0,0052 (1,1522)	-0,0127 (0,0897)	-0,0109 (0,0654)	-0,0157 (0,0661)	-0,0228 (0,0676)	-0,0311 (0,0896)	-0,0304 (1,2686)	-0,0304 (0,9278)
En düşük aylık gelir	-0,0083 (0,3036)	-0,0083 (0,4159)	-0,0087 (0,0393)	-0,0209 (0,0286)	-0,0208 (0,0331)	-0,0285 (0,0304)	-0,0357 (0,0385)	-0,0477 (0,5505)	-0,0477 (0,4026)
Kişi başına gelir	-0,0645 (0,3171)	-0,0645 (0,4343)	-0,0607* (0,0368)	-0,0407 (0,0327)	-0,0208 (0,0224)	-0,0313 (0,027)	-0,0288 (0,0317)	-0,0181 (0,4947)	-0,0181 (0,3618)
Konut Mülkiyeti									
Ev sahibi	0,2308 (1,2829)	0,2308 (1,7404)	0,2354 (0,3668)	0,2114 (0,1751)	0,2225** (0,1128)	0,2074 (0,2682)	0,1699 (0,2529)	0,1579 (1,6669)	0,1579 (1,2285)
Kiracı	3,6795 (2,7534)	3,6795 (3,5628)	2,2655* (1,3193)	0,2664 (0,265)	0,29110 (0,2887)	2,2123*** (0,6907)	3,7105*** (0,825)	3,7957 (3,5872)	3,7957 (2,7409)
Lojman veya diğer (referans)									
Hanehalkının Sağlık Durumu									
Sağlıklı kişi oranı	-0,0861 (0,529)	-0,0861 (0,7252)	-0,0757 (0,0628)	-0,067 (0,0463)	-0,051 (0,0404)	-0,0571 (0,0451)	-0,0612 (0,0697)	-0,0648 (0,8984)	-0,0648 (0,6574)
Yıl									
2018	-0,0194 (0,3985)	-0,0194 (0,5461)	-0,0191 (0,0436)	-0,0121 (0,0318)	-0,0046 (0,0278)	-0,0062 (0,0347)	0,0021 (0,0431)	0,0082 (0,6853)	0,0082 (0,5011)
2019	0,023 (0,2544)	0,023 (0,3488)	0,0163 (0,0263)	0,0115 (0,0188)	0,0115 (0,0171)	0,0017 (0,0188)	-0,0009 (0,0283)	-0,0046 (0,4376)	-0,0046 (0,32)
2020	0,0181 (0,1717)	0,0181 (0,2355)	0,0181 (0,0212)	0,0203 (0,0162)	0,0218 (0,0155)	0,0184 (0,0172)	0,0153 (0,0237)	0,0124 (0,3008)	0,0124 (0,2199)
2021 (referans)									

Notlar: ***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerinde istatistiksel anlamlılığı temsil etmektedir. Parantez içerisindeki değerler Powell (1991) çalışmasında geliştirilen sandviç tahmininden hareketle hesaplanan standart hatalardır.

Tablo 16’da yer alan tahmin sonuçları, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılarak örneklemin küçüldüğü panel veri için oluşturulan maddi yoksunluk modelinin tahmin sonuçlarıdır. Tahmin edilen katsayıların istatistiksel anlamlılıkları incelendiğinde, katsayıların önemli bir bölümünün istatistiksel olarak anlamlı bulunamadığı belirlenmiştir. Bu beklenmedik sonuç, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılarak bağımlı değişkenin orijinal yapısının değiştirilmesinden kaynaklandığı düşünülmektedir.

Sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği panel veri için oluşturulan maddi yoksunluk modeli, Denklem 6.10’daki gibi ifade edilebilir. Bu modelin, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veri için oluşturulan modelden farkı, gözlem sayısında meydana gelmektedir. Denklem 6.10’da tanımlanan sabit etkili panel kantil regresyon modelinin tahmininde kullanılan sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği panel veride birim sayısı ve zaman dönemi $i = 1, \dots, 1167$ ve $t = 1, 2, 3, 4$ şeklindedir. Bu panel veride sansürlü gözlemler analize dahil edilse dahi bağımlı değişkendeki sansür tahmin prosedürüne dahil edilmemektedir. Bu nedenle, modelin bağımlı değişkeni, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı panel veriye benzer olarak, yalnızca bağımlı değişkenin gözlenen değerlerini içeren D_{it} değişkeni ile ifade edilmektedir. Sansürlü gözlemlerin analize dahil edildiği panel veri için oluşturulan maddi yoksunluk modelinin FE-QR tahmincisi ile tahmininden elde edilen sonuçlar Tablo 17’de yer almaktadır.

Tablo 17: Sansürlü Gözlemlerin Dahil Olduğu Panel Veride Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları

	Q10	Q20	Q30	Q40	Q50	Q60	Q70	Q80	Q90
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri									
Yaş									
Yaş ≤ 24 (referans)									
25 ≤ Yaş ≤ 64	-0,0291 (1,2473)	-0,0282 (1,7023)	-0,0097 (0,1207)	0,0218 (0,0782)	0,0349 (0,0719)	0,07685 (0,2036)	3,6585*** (0,4302)	3,6587 (5,7447)	3,6587 (4,3621)
Yaş ≥ 65	-0,0406 (1,3912)	-0,0386 (1,8995)	-0,0215 (0,1308)	0,0146 (0,0803)	0,0386 (0,0732)	0,0789 (0,2012)	3,6582*** (0,42)	3,6579 (5,6513)	3,6579 (4,2908)
Medeni Durum									
Evli (referans)									
Bekar	-0,0766 (1,2632)	-0,0728 (1,7302)	-0,0775 (0,1247)	-0,0719 (0,112)	-0,0578 (0,0731)	-0,0176 (0,1185)	-0,0896 (0,2402)	-0,0908 (2,2973)	-0,06 (1,6812)
Eşini kaybetmiş	-0,064 (0,9549)	-0,063 (1,3064)	-0,0576 (0,1067)	-0,0523 (0,0983)	-0,0519 (0,067)	-0,0086 (0,1029)	0,0081 (0,1457)	0,0267 (1,6794)	0,0654 (1,2272)
Boşanmış	0,0011 (1,0022)	0,0011 (1,3744)	0,0069 (0,0916)	0,0073 (0,0485)	0,0059 (0,0206)	0,0475 (0,1333)	0,10323 (0,15)	0,15785 (1,4579)	0,1579 (1,0634)
Ayrı yaşıyor	0,006 (0,5197)	0,006 (0,7133)	0,0026 (0,0317)	-0,0006 (0,0191)	0,0011 (0,011)	0,0034 (0,0193)	0,0128 (0,0371)	0,0306 (0,8704)	0,0306 (0,6349)
Eğitim									
En son bitirilen okul	-0,0006 (0,1105)	-0,0009 (0,1514)	0,0003 (0,0058)	0,001 (0,0039)	0,001 (0,0018)	0,0008 (0,0041)	0,0018 (0,0096)	0,002 (0,1577)	0,002 (0,115)
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu									
Ücretli	0,0136 (0,6624)	0,0127 (0,906)	0,0088 (0,0508)	-0,0054 (0,0366)	-0,0189 (0,0301)	-0,0164 (0,045)	-0,016 (0,0588)	0,0021 (0,8642)	0,0099 (0,6309)
Kendi hesabına	0,0324 (1,038)	0,0324 (1,4223)	0,025 (0,079)	0,0342 (0,0544)	0,0828* (0,0446)	0,0205 (0,0469)	0,0198 (0,0919)	0,0565 (1,7411)	0,0643 (1,2732)
İşsiz	0,0248 (1,019)	0,0248 (1,3913)	0,0193 (0,0642)	0,0131 (0,0437)	-0,0119 (0,0376)	-0,0038 (0,0414)	0,0032 (0,0686)	0,0278 (0,9787)	0,0356 (0,7147)
Emekli	-0,0027 (0,8938)	-0,0027 (1,2263)	-0,0036 (0,0527)	-0,0068 (0,0388)	-0,0079 (0,0132)	-0,0075 (0,0344)	-0,0111 (0,0631)	-0,0136 (1,0406)	-0,0149 (0,7605)
İşgücü dışı (referans)									
Hanehalkının Demografik Özellikleri									
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	0,0053 (0,7686)	0,0053 (1,0523)	-0,0062 (0,0406)	-0,0097 (0,0266)	-0,0098 (0,0141)	-0,0063 (0,026)	-0,0036 (0,0475)	-0,0038 (1,0051)	-0,0038 (0,7346)

Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	0,0012 (0,459)	0,0012 (0,6294)	-0,0039 (0,0246)	-0,0106 (0,0151)	-0,0099 (0,0083)	-0,0075 (0,0144)	-0,0074 (0,0275)	-0,0071 (0,5609)	-0,007 (0,4096)
Hanehalkının Ekonomik Durumu									
Çalışan kişi oranı	-0,0193 (0,8206)	-0,0193 (1,1228)	-0,0202 (0,058)	-0,018 (0,0394)	-0,0243 (0,035)	-0,0237 (0,0349)	-0,0298 (0,0592)	-0,0308 (1,131)	-0,0308 (0,8257)
En düşük aylık gelir	-0,0051 (0,2863)	-0,0051 (0,3923)	-0,0041 (0,0189)	-0,002 (0,0107)	-0,0014 (0,0053)	-0,001 (0,0112)	-0,0026 (0,0204)	-0,0031 (0,4091)	-0,0031 (0,2984)
Kişi başına gelir	-0,0289 (0,3071)	-0,0289 (0,421)	-0,026 (0,0203)	-0,0217 (0,014)	-0,0143 (0,0091)	-0,0129 (0,0125)	-0,0103 (0,0214)	-0,0107 (0,4221)	-0,0107 (0,3081)
Konut Mülkiyeti									
Ev sahibi	0,0315 (0,8123)	0,0315 (1,1114)	0,0324 (0,0568)	0,0365 (0,0374)	0,0358** (0,017)	0,0333 (0,0464)	0,0342 (0,0998)	0,0465 (1,0848)	0,0465 (0,7949)
Kiracı	0,0878 (1,0584)	0,0878 (1,4449)	0,0811 (0,0813)	0,0596 (0,0549)	0,0447 (0,0311)	0,075 (0,081)	2,0198*** (0,5843)	2,117 (1,7325)	2,1248 (1,2899)
Lojman veya diğer (referans)									
Hanehalkının Sağlık Durumu									
Sağlıklı kişi oranı	-0,0122 (0,4575)	-0,0122 (0,6274)	-0,013 (0,0282)	-0,0164 (0,0175)	-0,0128 (0,0111)	-0,01 (0,0178)	-0,0109 (0,0349)	-0,0114 (0,6998)	-0,0114 (0,511)
Yıl									
2018	-0,0241 (0,3449)	-0,0241 (0,4726)	-0,0176 (0,0198)	-0,0106 (0,0126)	-0,0039 (0,0066)	-0,0021 (0,0128)	-0,0009 (0,0229)	0,0013 (0,5022)	0,0013 (0,3666)
2019	-0,0018 (0,2168)	-0,0018 (0,2972)	-0,0012 (0,0125)	-0,0002 (0,0079)	0,0013 (0,0041)	0,0001 (0,0076)	-0,0012 (0,0141)	-0,0023 (0,3222)	-0,0023 (0,2351)
2020	0,0016 (0,1511)	0,0016 (0,2073)	0,0015 (0,0102)	0,0019 (0,0067)	0,003 (0,0033)	0,0023 (0,0068)	0,0021 (0,0122)	0,0015 (0,2274)	0,0015 (0,1659)
2021 (referans)									

Notlar: ***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerinde istatistiksel anlamlılığı temsil etmektedir. Parantez içerisindeki değerler Powell (1991) çalışmasında geliştirilen sandviç tahmininden hareketle hesaplanan standart hatalardır.

Tablo 17’de sunulan tahmin sonuçlarında, sansürlü gözlemler her ne kadar örnekleme yer alsa da model tahmin sürecinde dikkate alınmamaktadır. Tahmin edilen katsayıların istatistiksel anlamlılıkları incelendiğinde, Tablo 16’daki sonuçlara benzer olarak, katsayıların önemli bir bölümünün istatistiksel olarak anlamlı bulunmadığı belirlenmiştir. Bu benzer sonuç, bağımlı değişkenin orijinal yapısının dikkate alınmayarak tahmin prosedüründe sansürlü gözlemlerin dikkate alınmamasından kaynaklandığı düşünülmektedir.

Tablo 16 ve 17’deki sonuçlar genel olarak karşılaştırıldığında, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması durumunda elde edilen katsayıların, sansürlü gözlemlerin analize dahil edilmesi durumunda hesaplanan katsayılardan farklılık gösterdiği tespit edilmiştir. Katsayılar arasındaki değişimler, aşağı veya yukarı yönlüdür. Dahası, katsayıların işaretlerinin dahi değişim gösterdiği gözlenmektedir. Bu bulgular, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılmasının panel kantil regresyon model tahmin sonuçları üzerinde yaratacağı sapmaya ışık tutmaktadır.

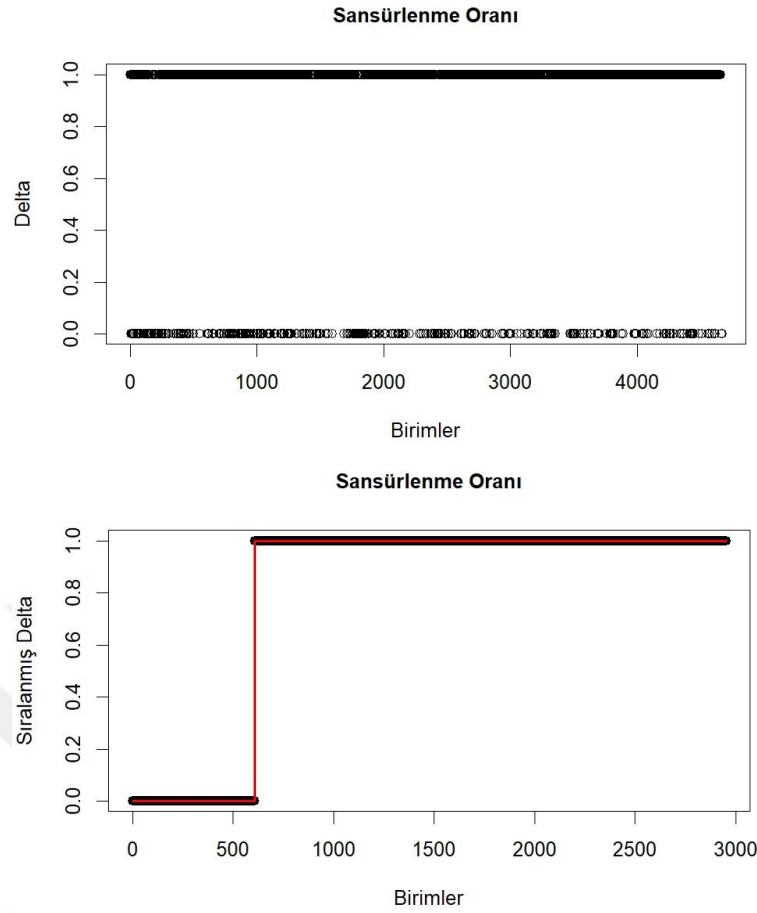
6.4.5.2. Sansürlü Panel Kantil Regresyon Sonuçları

Bu alt bölümde, panel veriden kaynaklanan gözlenemeyen heterojenliğin kontrol altına alındığı, katsayıların dağılım boyunca değişiminin analiz edildiği ve bağımlı değişkendeki sansürün dikkate alınarak tahminlerin yapıldığı sansürlü panel kantil regresyon modeli tahmin edilecektir. Sansürlü panel veri için sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli tahmin edilirken bu tez kapsamında detaylı olarak incelenen Galvao, Lamarche ve Lima (2013) çalışmasında geliştirilen iki ve üç aşamalı tahminciler kullanılacaktır.

İlk olarak, bağımlı değişken olan maddi yoksunluk indeksiindeki sansürlenme oranının dağılımı incelenerek uygun tahminci için önsel değerlendirme gerçekleştirilecektir. Devamında, simülasyon bölümündeki tercih prosedürüne benzer olarak, ilgili tahminciler arasından tercih yapabilmek için çeşitli karşılaştırma kriterleri hesaplanacaktır. Bu sayede, analiz edilen maddi yoksunluk modeli için en uygun tahminciye karar verilecektir. Son olarak, belirlenen tahminciden hareketle elde edilen tahmin sonuçlarına yer verilecektir.

6.4.5.2.1. Sansürlenme Oranının Dağılımı

Önceki bölümlerde açıklandığı üzere, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin iki ve üç aşamalı tahminciler ile tahmin edilmesi esnasında tahmincilerin ilk aşamalarında gözlemlerin sansürlenmemesi olasılıkları tahmin edilmektedir. Bahsedildiği gibi, tahmincilerin ilk aşamalarında modellenen iki durumlu delta (δ_{it}) değişkeni panel veride sansürlenmiş gözlemler için 0, sansürlenmeyen gözlemler için 1 değerini almaktadır. Kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk indekslerinin incelendiği örneklem için δ_{it} bağımlı değişkeninin olasılık diyagramları Şekil 20’de yer almaktadır. Şekil 20’nin üst panelindeki diyagram sıralanmamış δ_{it} bağımlı değişkeninin diyagramını temsil ederken alt panelindeki diyagram sıralanmış δ_{it} bağımlı değişkeninin diyagramını temsil etmektedir.



Şekil 20: Maddi Yoksunluk İndeksinin Sansürlenme Olasılığının Dağılımı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 20'nin üst panelinde sansürlenme durumunda 0 ve sansürlenmeme durumunda 1 değerini alan iki durumlu değişkenin 0 ve 1 noktalarındaki yoğunluğunu temsil eden şekil incelendiğinde, maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme oranının sansürlenmeme oranına göre daha düşük olduğu gözlenmektedir. Nitekim, Tablo 11'de paylaşılan oranlara göre, maddi yoksunluk indeksinin analiz edilen kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için sansürlenme oranı %17,38'dir. Bu çıkarımı desteklemek adına Şekil 20'nin ikinci panelinde sıralanmış δ_{it} iki durumlu bağımlı değişkeninin 0 ve 1 noktalarındaki yoğunluğu yer almaktadır. Elde edilen dağılımdan hareketle, maddi yoksunluk indeksinin 0 noktasındaki değerlerinin yoğunluğunun, 1 noktasındaki değerlerinin yoğunluğuna göre daha az olduğu tespit edilmiştir.

Analiz edilen bağımlı değişkende yaklaşık %17 oranında sansürlenme meydana gelmesi ve sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olması durumunda sansürlenme olasılığının dağılımı Şekil 12'de sunulan asimetrik Gompertz dağılıma olan benzerlik gözlenmektedir. Bu durum, sansürlenme oranını ifade eden iki durumlu δ_{it} değişkeninin dağılımının asimetrik dağılım özelliği göstermesine neden olmaktadır. Buna göre, simülasyon bölümünde paylaşılan bulgulardan hareketle, analiz edilen örneklemde sansürlenme oranının yaklaşık %17 oranında olması, sansürlenme olasılığının Şekil 20'deki gibi asimetrik dağılması ve panel verinin zaman boyutunun 4 gibi bir değere sahip olarak kısa durumunda iki ve üç aşamalı tahmincilerin ilk aşamasında asimetrik bağlantı fonksiyonuna

dayanan tahminlerin bilgilendirici alt grubu belirleme konusunda daha başarılı olacağı düşünülmektedir.

6.4.5.2.2. Karşılaştırma Kriterlerinin Analizi

Önceki bölümden hareketle önsel bilgi olarak değerlendirilen asimetrik bağlantı fonksiyonların dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin başarısını değerlendirmek ve iki ve üç aşamalı tahminciler arasından tercih yapabilmek için hesaplanan karşılaştırma kriterlerinin sonuçları Tablo 18’de yer almaktadır.



Tablo 18: Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmincilerinin Karşılaştırma Kriterleri

	Birinci Aşama		Son Aşama: RMSE								
	D	AIC	Q10	Q20	Q30	Q40	Q50	Q60	Q70	Q80	Q90
3 aşamalı (GDM)											
<i>Logit</i>	11.101,45	13.479,45	8,5925	8,5926	7,6056	6,7899	6,7438	6,7455	7,6276	8,5455	8,5455
<i>Clog-log</i>	11.029,36	13.407,36	8,5677	8,5679	7,6107	6,7823	6,7318	6,7374	7,6005	8,5513	8,5512
2 aşamalı (GDM)											
<i>Logit</i>	9.659,7	12.037,7	8,4108	8,4139	7,348	6,6835	6,6383	6,6456	7,2287	8,3398	8,3398
<i>Clog-log</i>	9.443,44	11.821,44	8,2795	8,2794	7,279	6,521	6,4732	6,4805	7,1065	8,2379	8,2379
2 aşamalı (GTM)											
<i>Logit</i>	75.750,86	-	7,1426	7,1376	6,8442	6,2038	6,2053	6,1885	6,8738	7,4004	7,4016
<i>Clog-log</i>	98.465,66	-	6,0058	6,0046	5,6965	5,2181	5,2132	5,1736	5,6932	6,0183	6,0131

İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında, Şekil 20’de detaylı olarak dağılımı incelenen ve sansürlenme olasılığını temsil eden iki durumlu δ_{it} değişkeni modellenerek tahmin edilmektedir. Tablo 18’de, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamaları için Denklem 5.14’te tanımlanan ve uygunsuzluk ölçüsü olarak ifade edilen ölçü ile AIC bilgi kriteri değerleri yer almaktadır. İki ve üçüncü aşamalı tahmincilerin son aşamalarında ise birinci aşamadan hareketle belirlenen alan için panel kantil regresyon modeli tahmin edilmektedir. Bu sayede, panel veride mevcut olan sansür dikkate alınarak robust sonuçlar elde edilmektedir. Tablo 18’de, İki ve üç aşamalı tahmincilerin son aşamalarında tahmin edilen sansürlü panel kantil regresyon tahmin sonuçları için Denklem 5.17’de tanımlanan ve tahmin sonuçlarından elde edilen artık karelerinin toplamının karekökünün hesaplanması ile elde edilen istatistik olan RMSE kriteri sonuçları yer almaktadır.

İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamaları için simetrik logit ve asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonlarından hareketle hesaplanan uygunsuzluk ölçüsü ve AIC kriterinin değerleri incelendiğinde ve bağlantı fonksiyonları karşılaştırıldığında, genel olarak asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan ilk aşama tahmincilerinin simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan ilk aşama tahmincilerinden daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde ve tahminciler karşılaştırıldığında ise en düşük uygunsuzluk ölçüsüne ve AIC kriterine sahip tahmincinin asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonundan hareketle GDM tahminine dayanan model olduğu tespit edilmiştir. Bu bulguya göre, asimetrik olan clog-log bağlantı fonksiyonu, beklendiği üzere, sansürlenme olasılığının tahmini için simetrik olan logit bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi performans göstermektedir. Elde edilen bu bulgu, gerekli olmakla birlikte yeterli değildir. Nihai karar için, ikinci ve üçüncü aşamalardan elde edilen sonuçlar değerlendirilmelidir.

İki ve üç aşamalı tahmincilerin son aşamalarından hareketle kantiller boyunca hesaplanan RMSE değerleri bağlantı fonksiyonlarını karşılaştırmak amacı ile değerlendirildiğinde, asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminlerden elde edilen RMSE değerlerinin simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan tahminlerden elde edilen RMSE değerlerine göre daha düşük olduğu belirlenmiştir. Buna göre, birinci aşama sonuçları ile paralel olarak clog-log bağlantı fonksiyonu, asimetrik olan sansürlenme olasılık dağılımını daha iyi modellemektedir. Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde ve tahminciler karşılaştırıldığında ise en düşük RMSE değerine sahip tahmincinin asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GTM’nin tahminin ardından panel kantil regresyon modelinin tahminine dayanan tahminci olduğu tespit edilmiştir. Bu tahmincinin en düşük RMSE değerine sahip olma durumu, Q10’dan Q90’a kadar hesaplanan tüm kantiller için geçerlidir.

Tablo 18’den elde edilen genel sonuçlara göre, iki ve üç aşamalı tahminciler için asimetrik olan clog-log bağlantı fonksiyonunun simetrik olan logit bağlantı fonksiyonuna göre daha iyi performans gösterdiği, en düşük uygunsuzluk ölçüsü ve AIC kriterine sahip modelin clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GDM olmasına karşın tüm kantillerde en düşük RMSE değerine sahip olan modelin clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GTM olduğu belirlenmiştir. Buna göre, panel verinin zaman boyutunun 4 olarak kısa olması, sansürlenme oranının %17 gibi düşük olması, sansürlenme oranını ifade eden iki durumlu değişkenin dağılımının clog-log asimetrik bağlantı fonksiyonunun dayandığı asimetrik Gompertz dağılımına uygunluk göstermesi ve Tablo 18’de paylaşılan karşılaştırma kriterlerinin clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan modelleri işaret etmesi nedenleri ile ilk aşamada asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan modellerin uygun olduğu tespit edilmiştir. Asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan modeller arasında tercih yapmak için ise RMSE kriterleri baz

alınmıştır. Buna göre, tüm kantillerde en iyi performansı gösteren asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonuna dayanan GTM'nin tahmininden hareketle sansürlü panel kantil regresyon modellerini gerçekleştiren nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahmincinin en iyi tahminci olduğuna karar verilmiştir. Bu bulgunun, Şekil 16'da tahminciler arasından seçim prosedürü için oluşturulan şemada asimetrik sansürlenme ve kısa zaman boyutuna sahip panel verilerde iki aşamalı tahminciler için clog-log asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan nonparametrik/semiparametrik tahmincinin uygun olması ile uyumlu olduğu gözlenmiştir. Şekil 16'da üç aşamalı tahminci yerine iki aşamalı tahmincilerin daha iyi sonuç vermesi ise analiz edilen panel verinin birim sayısının yüksek olmasından kaynaklanıyor olabilir.

6.4.5.2.3. Tahmin Sonuçlarının Analizi

Şekil 20 ve Tablo 18'den elde edilen sonuçlardan hareketle dağılıma en iyi uyum gösteren ve en iyi karşılaştırma kriterlerine sahip olan tahminci tüm kantiller için ilk aşamada asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonu ile GTM tahminine dayanan nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli olarak belirlenmiştir. İlk aşamada tahmin edilen bu modelden hareketle panel kantil regresyon tahminleri gerçekleştirilecek olan bilgilendirici alt gruptaki birim sayısı ise 1.085'tir. Buna göre, 1.167 birim için clog-log asimetrik bağlantı fonksiyona dayanan GTM tahmininden hareketle 1.085 birimden oluşan toplam 2.232 gözleme sahip bilgilendirici alt grup tespit edilmiştir. İkinci aşamada ise belirlenen bilgilendirici alt grup için maddi yoksunluk modeli, Kato, Galvao, Montes-Rojas (2012) çalışmasında geliştirilen FE-QR tahmincisi ile tahmin edilecektir.

Maddi yoksunluk modelinin, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modeli çerçevesinde teorik gösterimi, $\sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_{qj}$ Denklem 6.5'te tanımlanan açıklayıcı değişken matrisinin kantillere göre ağırlıklandırılmasını ifade etmek üzere,

$$D_{it}^* = \alpha_{qi} + \sum_{j=1}^{22} X'_{jit}\beta_{qj} + \varepsilon_{qit} \quad (6.11)$$

$$\alpha_i = \alpha + \mu_i$$

şeklindedir. Bu modelde, gizil maddi yoksunluk indeksini ifade eden ve gözlenen bağımlı değişkenin gözlenme durumunu belirleyen D_{it}^* bağımlı değişkendir. Clog-log asimetrik bağlantı fonksiyona dayanan GTM tahmininden hareketle belirlenen bilgilendirici alt grup için oluşturulan maddi yoksunluk modelinin FE-QR tahmincisi ile tahmin edilmesinden elde edilen sonuçlar Tablo 19'da yer almaktadır³².

³² Simetrik logit ve asimetrik clog-log bağlantı fonksiyonlarına dayanan üç aşamalı, parametrik iki aşamalı ve simetrik logit bağlantı fonksiyonuna dayanan nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı tahminciden hareketle elde edilen tahmin sonuçları, yazardan istek üzerine mevcuttur.

Tablo 19: Sansürlü Sabit Etkili Panel Kantil Regresyon Tahmin Sonuçları

	Q10	Q20	Q30	Q40	Q50	Q60	Q70	Q80	Q90
Hanehalkı Sorumlusunun Demografik Özellikleri									
Yaş									
Yaş ≤ 24 (referans)									
25 ≤ Yaş ≤ 64	-2,8705*** (0,2796)	-2,8705*** (0,3292)	-2,887*** (0,3227)	-2,7916*** (0,0378)	11,2661*** (0,0007)	7,2587*** (0,0749)	7,2351*** (0,2482)	7,2254*** (0,2936)	7,2142*** (0,2231)
Yaş ≥ 65	-2,8565*** (0,2709)	-2,8565*** (0,3113)	-2,8745*** (0,3125)	-2,7866*** (0,0454)	11,2676*** (0,0014)	7,2594*** (0,0757)	7,2359*** (0,2553)	7,2259*** (0,3034)	7,2035*** (0,2326)
Medeni Durum									
Evli (referans)									
Bekar	-0,172** (0,07)	-0,58623* (0,3137)	-0,5981** (0,2834)	-0,207*** (0,0361)	-1,8221*** (0,0134)	-3,2734*** (0,0983)	-5,0052*** (0,1566)	-6,1863*** (0,4173)	-5,0173*** (0,1287)
Eşini kaybetmiş	-3,1886*** (0,254)	-3,6029*** (0,1646)	-3,6053*** (0,117)	-2,9967*** (0,1123)	-1,8477*** (0,0083)	-1,904*** (0,0938)	-3,6235*** (0,1302)	-4,8011*** (0,3385)	-3,6208*** (0,1079)
Boşanmış	0,0472 (0,0615)	0,0472 (0,0767)	0,0264 (0,1265)	0,0243 (0,0172)	0,0036** (0,0018)	0,02 (0,0246)	1,2*** (0,2965)	0,0212 (0,0696)	1,1902 (0,2896)
Ayrı yaşıyor	0,0382 (0,0361)	0,0382 (0,0466)	0,0176 (0,1109)	0,019 (0,0166)	-0,0006 (0,0013)	0,0147 (0,0255)	0,0148 (0,0571)	0,0174 (0,0481)	0,0282 (0,0469)
Eğitim									
En son bitirilen okul	-0,736*** (0,0106)	-0,736*** (0,0138)	-0,7364*** (0,0107)	-0,6959*** (0,0116)	-0,015*** (0,0004)	-0,3421*** (0,0047)	-0,3437*** (0,0217)	-0,3442*** (0,0254)	-0,3442*** (0,0197)
Hanehalkı Sorumlusunun İstihdam Durumu									
Ücretli	0,0422 (0,0644)	0,0422 (0,0824)	0,0446 (0,0703)	-0,0735 (0,0455)	-0,0671*** (0,0033)	-0,1632*** (0,0495)	-0,1444 (0,2299)	-0,1389 (0,2628)	-0,1389 (0,2028)
Kendi hesabına	-3,2583*** (0,3152)	-3,6726*** (0,1439)	-3,6726*** (0,1106)	-3,0739*** (0,1109)	-1,9388*** (0,0149)	-1,9778*** (0,1038)	-3,6887*** (0,1431)	-3,6842*** (0,1524)	-3,6842*** (0,1139)
İşsiz	0,0155 (0,0347)	0,0155 (0,0461)	0,0194 (0,0437)	0,0364* (0,0212)	0,0414*** (0,0027)	0,0449 (0,0325)	0,0486 (0,0421)	0,2273*** (0,1111)	0,2273*** (0,0832)
Emekli	5,8313*** (0,3288)	5,8313*** (0,4224)	5,8434*** (0,3745)	5,566*** (0,0611)	0,2414*** (0,0054)	5,4754*** (0,0725)	5,5056*** (0,359)	5,5134*** (0,4215)	5,5134*** (0,3224)
İşgücü dışı (referans)									
Hanehalkının Demografik Özellikleri									
Çocuk sayısı (yaş ≤ 5)	-0,0148 (0,0356)	-0,0148 (0,0467)	-0,0134 (0,049)	-0,0044 (0,0247)	-0,0086** (0,0038)	-0,0132 (0,0358)	-0,0234 (0,0348)	-0,0188 (0,0386)	-0,0188 (0,0299)

Çocuk sayısı (6 ≤ yaş ≤ 15)	-0,0049 (0,0172)	-0,0049 (0,0231)	-0,0048 (0,0281)	-0,0014 0,0145	-0,006** (0,0029)	-0,005 (0,0105)	-0,0132 0,0194	-0,0099 0,0225	-0,0099 0,0169
Hanehalkının Ekonomik Durumu									
Çalışan kişi oranı	-0,1381 (0,1211)	-0,1381 (0,1557)	-0,1379 (0,1359)	-0,0571 0,0449	-0,0692*** (0,0077)	-0,0545 (0,0718)	-0,0982 0,249	-0,1081 0,2368	-0,1081 0,1768
En düşük aylık gelir	0,0119 (0,0235)	0,0119 (0,0282)	0,0092 (0,0317)	0,0003 0,0178	0,0011 (0,0015)	0,0007 (0,0059)	-0,0028 0,0192	-0,0041 0,0212	-0,0041 0,0163
Kişi başına gelir	-0,0256 (0,0224)	-0,0256 (0,0277)	-0,0232 (0,0308)	-0,0138*** 0,0041	-0,0129*** (0,0009)	-0,008 (0,0282)	-0,0095 0,0175	-0,0095 0,0218	-0,0094 0,0163
Konut Mülkiyeti									
Ev sahibi	0,0156 (0,0986)	0,0156 (0,1261)	0,0347 (0,2516)	-0,0084 0,0353	-0,0183*** (0,002)	-0,0202 (0,0251)	0,0519 0,1589	0,057 0,1986	0,057 0,1478
Kiracı	-0,0359 (0,0496)	-0,0359 (0,0668)	-0,0146 (0,1659)	-0,0164 0,0281	0,0518*** (0,0055)	0,0334 (0,0488)	0,0536 0,1386	0,056 0,1652	0,056 0,1228
Lojman veya diğer (referans)									
Hanehalkının Sağlık Durumu									
Sağlıklı kişi oranı	-0,006 (0,0221)	-0,006 (0,0266)	-0,0084 (0,0231)	-0,0044 0,0093	-0,0049*** (0,0019)	-0,0046 (0,0124)	-0,0159 0,0264	-0,0166 0,0308	-0,0166 0,0247
Yıl									
2018	-0,0113 (0,022)	-0,0113 (0,0245)	-0,0149 (0,0255)	-0,0169 0,0244	-0,0097* (0,0058)	-0,0161 (0,031)	-0,0138 0,0205	-0,0152 0,0238	-0,0152 0,0183
2019	0,0038 (0,0104)	0,0038 (0,0137)	0,0032 (0,0154)	-0,0003 0,0082	-0,0004 (0,0011)	0,0001 (0,0063)	-0,0012 0,0114	-0,0016 0,0141	-0,0016 0,011
2020	0,0045 (0,0075)	0,0045 (0,0101)	0,0033 (0,009)	0,0005 0,0054	0,0011 (0,001)	0,001 (0,0037)	0,0013 0,0095	0,0012 0,0113	0,0012 0,0088
2021 (referans)									

Katsayıların Kantillere Göre Değişiminin Analizi

	Q10-Q20	Q20-Q30	Q30-Q40	Q40-Q50	Q50-Q60	Q60-Q70	Q70-Q80	Q80-Q90
t Testi	-28,948 [0,0000]	-2,9279 [0,0035]	-2,9279 0,003496	95,161 [0,0000]	-40,746 [0,0000]	-12,216 [0,0000]	-26,054 [0,0000]	55,22 [0,0000]
Wilcoxon (1945) İşaretli	1.478	50.806	401.456	435.086	948	84.282	2.307	412.810
Sıralar Testi	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]	[0,0000]

Notlar: ***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerinde istatistiksel anlamlılığı temsil etmektedir. Parantez içerisindeki değerler Powell (1991) çalışmasında geliştirilen sandviç tahmininden hareketle hesaplanan standart hatalardır.

Önceki bölümlerde açıklandığı üzere, kantil regresyona dayanan yöntemlerin temel avantajı açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerinin kantillere göre değişiminin incelenmesini sağlamasıdır. Tablo 19'dan elde edilen bulguların Tablo 14'ten elde edilen bulgular ile karşılaştırılması ile ortalamaya dayanan regresyon modelleri ile kantile dayanan regresyon modelleri arasındaki farklılıklar açığa çıkarılabilir. Bulgular karşılaştırıldığında, maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişkenlerinin bağımlı değişken üzerindeki etkilerinin ve katsayıların istatistiksel anlamlılıklarının, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca değişim gösterdiği belirlenmiştir. Bu, normal olmayan dağılım ve değişen varyans problemlerinin üstesinden gelmek için ortalamaya dayanan regresyon modelleri yerine tahmin edilebilecek olan medyan regresyon yerine kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesinin uygun yaklaşım olduğunu desteklemektedir. Nitekim, medyan regresyon ile katsayıların dağılımı boyunca heterojen etkisi gözlenmemektedir.

Kantil regresyon metodolojisi sayesinde, açıklayıcı değişkenlerin katsayıları, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analiz edilebilir. Dolayısıyla, açıklayıcı değişkenlerin katsayılarının analiz edilen kantil değerlerine göre istatistiksel olarak anlamlı olarak değişim göstermesi beklenmektedir. Katsayıların dağılımı boyunca benzer kalması ve istatistiksel olarak anlamlı bir değişim göstermemesi durumunda, medyan regresyon sonuçları yeterli olacak ve kantil regresyon analizine gerek olmayacaktır. Tablo 19 ve Tablo 14'teki sonuçların karşılaştırılmasından elde edilen çıkarımı takiben, sansürlü panel kantil regresyon yöntemi tahmin edilen maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişkenlerinin katsayılarının kantillere göre değişimi t ve Wilcoxon (1945) işaretli sıralar testleri ile test edilmiştir. Tablo 19'un son iki satırında yer alan iki test istatistiği, açıklayıcı değişkenlerin katsayılarının kantiller boyu istatistiksel olarak anlamlı olarak değişim gösterdiğini doğrulamaktadır. Bu durumda, kantile dayanan regresyon modellerine geçişin uygunluğu ilgili testler tarafından doğrulanmıştır.

Tablo 19'dan elde edilen bulgular, Tablo 16 ve 17'den elde edilen bulgularla karşılaştırıldığında, panel verideki sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması veya sansürlü gözlemlerin analize dahil edilmesi ancak tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan sapma gözlenebilmektedir. Bulgulardan hareketle, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon yönteminden elde edilen sonuçların, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği sabit etkili panel kantil regresyon yöntemlerinden elde edilen sonuçlardan farklı olduğu belirlenmiştir. Bu farklılık, katsayılarda gözlemlendiği gibi katsayıların istatistiksel anlamlılıkları üzerinde de gözlenmektedir. Buna göre, sansürlü gözlemlerin dikkate alınmadığı sabit etkili panel kantil regresyon yönteminden elde edilen katsayıların çoğunun istatistiksel olarak anlamlı olmadığı belirlenirken, sansürlü gözlemlerin tahmin prosedüründe dikkate alındığı sansürlü panel kantil regresyon yönteminden elde edilen katsayıların istatistiksel olarak anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Bu, sansürlü gözlemlerin tahmin prosedürüne dahil edilmemesinden kaynaklanabilecek sapmayı açığa çıkarmaktadır. Dolayısıyla, bu tez kapsamında, maddi yoksunluk modelinin sansürlü gözlemlerin tahmin prosedüründe dikkate alındığı sansürlü panel kantil regresyon yönteminden elde edilen bulguları yorumlanacaktır.

Tablo 19'da yer alan sansürlü panel kantil regresyon model tahmin sonuçlarından hareketle, ilgili açıklayıcı değişken setlerinin maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkileri kantiller boyu analiz edilirken, yorumların takibini kolaylaştırmak adına kantiller sınıflandırılacaktır. Bu sınıflandırmada, Q10 ve Q20 kantilleri düşük, Q30 ve Q40 kantilleri düşük-orta, Q50 orta, Q60 ve Q70 orta-yüksek, Q0 ve Q90 yüksek maddi yoksunluk indeksi düzeylerini temsil etmektedir. Yorumlar yapılırken ilk olarak

her bir deęişken için kantillere göre sayısal deęerler analiz edilerek devamında genel bir çıkarım yapılacaktır.

Hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri

Yaş

Hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olma olması durumlarını ifade eden iki durumlu deęişkenlerin katsayıları hanehalkı sorumlusunun 24 yaşında veya 24 yaşından küçük olmasını ifade eden iki durumlu deęişkene göre analiz edildiğinde, ilgili katsayıların kantil dağılımı boyunca maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduđu ve işaretlerinin kantiller boyunca negatiften pozitif doğru deęişim gösterdiđi gözlenmektedir. Buna göre, hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olmasının 50. kantile kadar maddi yoksunluk indeksi üzerinde negatif etkisi olduđu belirlenirken 50. kantil ile 90. kantil arasında bu etki pozitif dönmektedir. Spesifik olarak, maddi yoksunluk indeksinin düşük olduđu, başka bir deęişle 9 öđeyi karşılama ihtimali daha yüksek olan haneler arasında hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olması, maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 2-3 birim civarında azaltmakta ve bu hanelerin maddi yoksunluk durumunu giderek azaltmaktadır. Maddi yoksunluk indeksi azaldıkça, başka bir deyişle 40. kantilden 10. kantile doğru geçiş yapıldığında bu azaltıcı etkinin de az da olsa artış gösterdiđi belirlenmiştir. Maddi yoksunluk indeksinin orta ve yüksek olduđu haneler arasında hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olması, maddi yoksunluk indeksini 7 ila 10 birim arasında arttırmaktadır. Bu, maddi yoksunluk indeksinin orta ve yüksek olduđu hanelerde hanehalkı sorumlusunun 24 yaşında veya daha küçük olmasının maddi yoksunluğu azaltma üzerindeki etkisini açığa çıkarmaktadır. 50. ve 90. kantiller arasında gözlenen bu arttırıcı etki, medyanda en yüksek olmakla birlikte 90. kantile doğru etkinin azaldıđı gözlenmektedir. Hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olması durumlarını ifade eden deęişkenler arasındaki fark incelendiğinde ise katsayıların genellikle birbirine yakın olduđu gözlenmektedir. Buna karşın, 50. kantile kadar gözlenen azaltıcı etkiler 25 ila 64 yaş için daha fazla iken 50. kantilden sonra gözlenen arttırıcı etki az da olsa 65 yaşında veya yaşından büyük yaş grubu için daha fazladır.

Genel olarak, maddi yoksunluk indeksinin ve dolayısıyla maddi yoksunluğun düşük olduđu haneler için hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olmasının, hanehalkı sorumlusunun 24 yaşında veya daha küçük olmasına göre maddi yoksunluk düzeyi üzerinde azaltıcı etkiye sahip olduđu belirlenmiştir. Maddi yoksunluğun düşük olduđu hanelerde hanehalkı sorumlusunun 25 yaş ve üzerinde olması maddi yoksunluğun daha da azalmasına neden olmaktadır. Buna karşın, maddi yoksunluk indeksinin orta ve yüksek olduđu haneler için hanehalkı sorumlusunun 25 ila 64 yaş arasında ve 65 yaşında veya yaşından büyük olmasının, hanehalkı sorumlusunun 24 yaşında veya daha küçük olmasına göre maddi yoksunluk indeksi üzerinde arttırıcı etkiye sahip olduđu belirlenmiştir. Maddi yoksunluğun orta ve yüksek olduđu hanelerde hanehalkı sorumlusunun 25 yaş ve üzerinde olması maddi yoksunluğun daha da artmasına neden olurken hanehalkı sorumlusunun daha genç olmasının daha avantajlı olabileceđi tespit edilmiştir.

Medeni durum

Hanehalkı sorumlusunun medeni durumunu ifade eden deęişkenlerden bekar ve eşini kaybetmiş olma durumlarını ifade edenlerin kantil dağılımı boyunca maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin

istatistiksel olarak anlamlı olduđu gözlenirken boşanmış olma durumunu ifade eden değışkenin 50. ve 70. kantillerde istatistiksel olarak anlamlı olduđu belirlenmiştir. Hanehalkı sorumlusunun eşinden ayrı yaşıyor olma durumunu ifade eden değışkenin ise istatistiksel olarak anlamlı bir etkisine rastlanamamıştır. İstatistiksel olarak anlamlı olan değışkenlerin katsayı işaretlerinin kantil dağılımı boyunca aynı kaldığı gözlenirken, katsayı büyüklüklerinin değışim gösterdiği belirlenmiştir.

Hanehalkı sorumlusunun bekar olmasının, evli olmasına göre, maddi yoksunluk indeksi üzerinde tüm kantiller boyunca azaltıcı bir etkiye sahip olduđu belirlenmiştir. Bu azaltıcı etki, düşük maddi yoksunluk indeksine ve dolayısıyla düşük maddi yoksunluğa sahip hanelerde daha düşük iken, maddi yoksunluğun artması ile birlikte azaltıcı etkinin de arttığı gözlenmektedir. Spesifik olarak, hanehalkı sorumlusunun bekar olmasının evli olmasına göre azaltıcı etkisi 10. ve 40. kantiller arasında 1 birimin altında iken 50. kantilden 90. kantile doğru bu azaltıcı etki 5-6 birime kadar yükselmektedir.

Hanehalkı sorumlusunun eşini kaybetmiş olmasının, evli olmasına göre, maddi yoksunluk indeksi üzerinde tüm kantiller boyunca azaltıcı bir etkiye sahip olduđu belirlenmiştir. Bu bulgu, hanehalkı sorumlusunun bekar olmasını ifade eden değışkenin bulguları ile benzerdir. Ancak, hanehalkı sorumlusunun eşini kaybetmiş olmasının maddi yoksunluk üzerindeki azaltıcı etkisi, maddi yoksunluk indeksinin düşük olduđu hanelerde bekar olmasına göre daha fazla olup bu etki yaklaşık 3'tür. Maddi yoksunluk indeksinin orta olduđu hanelerde ise azaltıcı etki 1-2 birim arasında değeri almakta olup hanehalkı sorumlusunun bekar olması ile benzerdir. Maddi yoksunluk indeksinin yükselmesi ile birlikte azaltıcı etki yeniden artmakta ve 70. ve 90. kantil arasında 3-4 birim arasında değeri almaktadır. Bu azaltıcı etki, hanehalkı sorumlusunun bekar olmasına göre daha azdır.

Hanehalkı sorumlusunun boşanmış olmasının, maddi yoksunluk indeksi üzerinde 50. ve 70. kantillerde istatistiksel olarak anlamlı olduđu gözlenirken ilgili değışkenin hanehalkı sorumlusunun evli olmasına göre, etkisinin pozitif olduđu gözlenmiştir. Buna göre, hanehalkı sorumlusunun boşanmış olması, orta ve orta-yüksek maddi yoksunluk indeksine sahip hanelerde önem kazanırken düşük ve yüksek maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için istatistiksel olarak anlamlı değildir. Hanehalkı sorumlusunun boşanmış olmasının, maddi yoksunluk indeksi üzerindeki arttırıcı etkisi 50. kantilde oldukça düşük iken 70. kantilde 1,2 birimdir.

Genel olarak, maddi yoksunluğun düşük olduđu haneler arasında hanehalkı sorumlusunun bekar veya eşini kaybetmiş olması, maddi yoksunluğun daha da düşerek azalmasına neden olduđu gözlenmiştir. Hanehalkı sorumlusunun eşini kaybetmiş olmasının azaltıcı etkisi ise bekar olmasına göre daha fazladır. Maddi yoksunluğun orta olduđu haneler arasında iki değışkenin azaltıcı etkisi benzer ilen maddi yoksunluğun artması ile hanehalkı sorumlusunun bekar olmasının maddi yoksunluk üzerindeki azaltıcı etkisi eşini kaybetmiş olmasına göre daha fazladır. Hanehalkı sorumlusunun boşanmış olması ise orta ve orta-yüksek maddi yoksunluğa sahip hanelerin daha da yoksunlaşmasına neden olmaktadır.

Eğitim

Hanehalkı sorumlusunun eğitim aldığı yıl sayısını ifade eden değışkenin katsayıları analiz edildiğinde, ilgili katsayıların kantil dağılımı boyunca maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduđu ve işaretlerinin kantiller boyunca negatif olduđu gözlenmektedir. Negatif etkinin büyüklüğünün kantiller boyunca değışim gösterdiği belirlenmiştir. Buna göre, maddi yoksunluk indeksinin düşük olduđu hanelerde, hanehalkı sorumlusunun eğitim aldığı yıl sayısındaki artış maddi yoksunluk indeksini 0,7 birim civarında azaltarak yoksulluğun azalmasını sağlamaktadır. Bu etki,

maddi yoksunluk indeksinin orta olduđu hanelerde azalarak 0,01 birim deęerini almaktadır. Maddi yoksunluk indeksinin artması ile birlikte azaltıcı etki yeniden artış göstererek 0,3 birim civarında deęer almaktadır.

Genel olarak, hanehalkı sorumlusunun eğitim aldıęı yıl sayısının artması ile maddi yoksunluęun azaldıęı tespit edilirken bu azalmanın maddi yoksunluęun düşük olduđu hanelerde daha düşük olduđu belirlenmiřtir. Maddi yoksunluęun artması ile birlikte hanehalkı sorumlusunun eğitim aldıęı yıl sayısının maddi yoksunluk üzerindeki azaltıcı etkisi neredeyse yarı yarıya düşüş göstermektedir. Dolayısıyla, hanehalkı sorumlusunun eğitim aldıęı yıl sayısının maddi yoksunluk üzerindeki azaltıcı etkisi hali hazırda maddi yoksunluęun düşük olduđu hanelerde daha fazladır.

Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumu

Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumunu ifade eden deęişkenlerden kendi hesabına ve emekli olma durumlarını ifade edenlerin kantil dağılımı boyunca maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduđu gözlenirken ücretli çalışma durumunu ifade eden deęişkenin 50. ve 60. kantillerde, işsiz olma durumunu ifade eden deęişkenin ise 40., 50., 80. ve 90. kantillerde istatistiksel olarak anlamlı olduđu belirlenmiřtir. İstatistiksel olarak anlamlı olan deęişkenlerin katsayı işaretlerinin kantil dağılımı boyunca aynı kaldıęı gözlenirken, katsayı büyüklüklerinin deęişim gösterdięi belirlenmiřtir.

Hanehalkı sorumlusunun kendi hesabına çalışıyor olmasının, işgücü dışı olmasına göre, tüm kantillerde maddi yoksunluk indeksini azalttıęı gözlenmektedir. Bu azaltıcı etki, düşük ve yüksek maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için daha fazla olup 3 birim civarında iken orta maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için daha düşük olup 2 birim civarındadır. Çok az bir fark ile yüksek maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için bu azaltıcı etki daha fazladır.

Hanehalkı sorumlusunun emekli olmasının, işgücü dışı olmasına göre, tüm kantillerde maddi yoksunluk indeksini arttırdıęı gözlenmektedir. Bu arttırıcı etki, hanehalkı sorumlusunun kendi hesabına çalışmasının yarattıęı azaltıcı etkiden bile fazladır. Hanehalkı sorumlusunun emekli olmasının, maddi yoksunluk indeksi üzerindeki arttırıcı etkisinin düşük ve yüksek maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için daha fazla olup 5-6 birim civarında olduđu gözlenirken orta maddi yoksunluk indeksine sahip haneler için daha düşük olup 1 birimden düşüktür. Emekli olmanın yarattıęı bu olumsuz etkinin, az bir fark ile maddi yoksunluk indeksi düşük olan haneler için daha fazla olduđu belirlenmiřtir.

Hanehalkı sorumlusunun emekli olmasına benzer şekilde, hanehalkı sorumlusunun işsiz olması durumu, işgücü dışı olmasına göre, 40-50 ve 80-90 kantillerinde maddi yoksunluk indeksini arttırdıęı gözlenmektedir. Maddi yoksunluk indeksinin düşük-orta ve orta olduđu kantillerde, hanehalkı sorumlusunun işsiz olması maddi yoksunluk indeksini 0,03-0,04 birim civarında arttırırken, maddi yoksunluk indeksinin yüksek olduđu kantillerde yaklaşık 0,22 birim civarında arttırdıęı gözlenmiřtir. Buna göre, maddi yoksunluk indeksinin yüksek olduđu hanelerde hanehalkı sorumlusunun işsiz olması maddi yoksunluk düzeyini daha fazla arttırmaktadır. Maddi yoksunluęun düşük olduđu kantillerde ise hanehalkı sorumlusunun işsiz olmasının maddi yoksunluk indeksi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisine rastlanamamıřtır.

Son olarak, hanehalkı sorumlusunun ücretli çalışıyor olması durumunun, işgücü dışı olmasına göre, orta ve orta yüksek olduđu kantillerde maddi yoksunluk indeksi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı ve

negatif bir etkisi olduğu tespit edilmiştir. Maddi yoksunluğu azaltıcı bu etki 0,06 birimden 0,16 birime yükselerek maddi yoksunluğun artması ile daha da artmaktadır.

Genel olarak, hanehalkı sorumlusunun kendi hesabına veya ücretli olarak çalışmasının hanelerin maddi yoksunluk durumunu azalttığı tespit edilmiştir. Hanehalkı sorumlusunun kendi hesabına çalışıyor olması maddi yoksunluğun yüksek olduğu hanelerde daha da azaltıcı etkiye sahip iken ücretli olarak çalışmasının azaltıcı etkisi kendi hesabına çalışmasına göre daha düşük olup sadece orta ve orta-yüksek maddi yoksunluğa sahip haneler için önemlidir. Hanehalkı sorumlusunun emekli ve işsiz olması ise hanelerin maddi yoksunluk durumunu arttırmaktadır. Hanehalkı sorumlusunun emekli olması, maddi yoksunluğun düşük olduğu haneler için daha fazla azaltıcı etkiye sahip iken işsiz olması düşük-orta, orta ve yüksek maddi yoksunluğa sahip haneler için önemlidir. Hanehalkı sorumlusunun emekli olması, işsiz olmasına göre, maddi yoksunluk durumunu daha fazla arttırmaktadır.

Hanehalkının demografik özellikleri

Hanede 5 yaşında veya 5 yaşından küçük çocuk ve 6 ila 15 yaş arası çocuk sayısını ifade eden değişkenlerin katsayıları analiz edildiğinde ilgili katsayıların medyanda maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve işaretlerinin negatif olduğu gözlenmektedir. Maddi yoksunluk indeksinin düşük veya yüksek olduğu haneler için ise istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye rastlanamamıştır.

Hanede 5 yaşında veya 5 yaşından küçük çocuk sayısının, maddi yoksunluk indeksi orta olan hanelerde maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,008 birim azalttığı gözlenmektedir. Hanede ve 6 ila 15 yaş arası çocuk sayısının ise maddi yoksunluk indeksi orta olan hanelerde maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,006 birim azalttığı belirlenmiştir.

Genel olarak, hanedeki çocuk sayısının düşük ve yüksek maddi yoksunluk düzeyinde olan haneler için önemli olmadığı tespit edilirken orta maddi yoksunluk düzeyinde olan haneler için çocuk sayılarının maddi yoksunluğu az da olsa azalttığı belirlenmiştir.

Hanehalkının ekonomik özellikleri

Hanede çalışan kişi oranını ifade eden değişkenin katsayıları analiz edildiğinde ilgili katsayıların medyanda maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve işaretlerinin negatif olduğu gözlenmektedir. Hanede kişi başına geliri ifade eden değişkenlerin katsayıları analiz edildiğinde ise ilgili katsayıların 40. ve 50. kantillerde maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve işaretlerinin negatif olduğu gözlenmektedir. Bu değişkenler için maddi yoksunluk indeksinin düşük veya yüksek olduğu haneler için ise istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye rastlanamamıştır. Ek olarak, hanenin geçinmesi için gereken en düşük aylık geliri ifade eden değişkenin ise maddi yoksunluk indeksi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi bulunamamıştır.

Hanede çalışan kişi oranını ifade eden değişkene göre, maddi yoksunluk indeksinin orta olduğu hanelerde hanedeki çalışan kişi sayısının artış göstererek oranın yükselmesinin maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,07 birim azalttığı belirlenmiştir.

Hanede kişi başına geliri ifade eden değişkene göre ise maddi yoksunluk indeksinin düşük-orta ve orta olduğu hanelerde kişi başına gelirin artış göstermesi maddi yoksunluk indeksini yaklaşık %1 azaltmaktadır.

Genel olarak, hanedeki çalışan kişi oranının ve hanedeki kişi başına gelirin düşük ve yüksek maddi yoksunluk düzeyine olan haneler için önemli olmadığı tespit edilirken düşük-orta ve orta maddi yoksunluk düzeyinde olan haneler için hanedeki çalışan kişi oranının ve hanedeki kişi başına gelirin maddi yoksunluğu azalttığı tespit edilmiştir.

Konut mülkiyeti

Hanehalkının ev sahibi veya kiracı olma durumlarını ifade eden iki durumlu değişkenlerin katsayıları hanehalkının lojman veya diğer konut mülkiyetine sahip olmasını ifade eden iki durumlu değişkene göre analiz edildiğinde, ilgili katsayıların medyanda maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu gözlenmektedir.

Hanehalkının ev sahibi olmasının, lojman veya diğer konut mülkiyetine sahip olmasına göre, maddi yoksunluk indeksinin orta olduğu hanelerde maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,02 birim azalttığı tespit edilmiştir.

Hanehalkının kiracı olmasının ise lojman veya diğer konut mülkiyetine sahip olmasına göre, maddi yoksunluk indeksinin orta olduğu hanelerde maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,05 birim arttırdığı belirlenmiştir.

Genel olarak, hanehalkının ev sahibi veya kiracı olmasının düşük ve yüksek maddi yoksunluk düzeyinde olan haneler için önemli olmadığı tespit edilirken, maddi yoksunluk düzeyinin orta olduğu hanelerde hanehalkının ev sahibi olması maddi yoksunluk düzeyini azaltırken, kiracı olması maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır.

Hanehalkının sağlık durumu

Hanedeki sağlıklı kişi oranını ifade eden değişkenin katsayıları analiz edildiğinde, ilgili katsayıların medyanda maddi yoksunluk indeksi üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı ve negatif olduğu gözlenmektedir. Spesifik olarak, hanedeki sağlık durumunu iyi veya çok iyi olarak bildiren bireylerin oranının artması, maddi yoksunluk indeksinin orta olduğu hanelerde maddi yoksunluk indeksini yaklaşık 0,005 birim azaltmaktadır. Maddi yoksunluk indeksinin düşük ve yüksek olduğu hanelerde ise istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye rastlanamamıştır.

Genel olarak, maddi yoksunluk düzeyinin orta olduğu hanelerde hanedeki sağlıklı kişi oranının maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğü belirlenmiştir.

Yıl

Son olarak, analiz edilen mikro panel örnekleminin dönen yapıda derlenmesinin kontrol edilmemesinden kaynaklanabilecek sorunların üstesinden gelmek için modele eklenen 2018, 2019 ve 2020 yıllarını temsil eden ikili yıl değişkenleri incelendiğinde ilgili değişkenlerin katsayılarının genelde istatistiksel olarak anlamlı olmadığı tespit edilmiştir. Bu bulgu, panel verinin dönen yapıda olmasından ve zaman etkisinin kontrol edilmemesinden kaynaklanabilecek olan sapmanın istatistiksel olarak anlamlı olmadığı şeklinde yorumlanabilir.

6.4.5.2.4. Tartışma

Bu bölümde, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için oluşturulan maddi yoksunluk modelinin sansürlü panel kantil regresyon yöntemi ile tahmininden elde edilen bulgular literatür ile karşılaştırmalı olarak tartışılacak ve elde edilen sonuçlar değerlendirilecektir.

Hanehalkı sorumlusunun demografik özellikleri

Yaş

Literatürdeki bulgular, maddi yoksunluk ile yaş arasındaki ilişkinin farklılık gösterdiğini ve ülkeler bazında değişebildiğini ifade etmektedir. Bárcena-Martín vd. (2014: 814), Chzhen ve Bradshaw (2012: 498), Halleröd vd. (2006: 340), Muffels ve Fouarge (2004: 313-314), Mussida, Parisi ve Pontarollo (2023: 7), Sevä ve Larsson (2015: 12), Whelan ve Maître (2012: 498) ve Verbunt ve Guio (2019: 865) çalışmalarında, katsayılar ülkelere göre değişim gösterse de genel eğilim olarak yaşın ilerlemesi ile maddi yoksunluğun azaldığı belirlenmiştir. Bu bulgu, insanların yaşlandıkça, geçimlerini sağlamak için gereken kaynakları ve dayanıklı maddeleri biriktirme eğilimi göstermesi ile açıklanmıştır. Yaşlı bireylerin, yaşamları boyunca yatırım yapma ihtimalinin artması ve emekli maaşı gibi faktörler nedeni ile maddi yoksunluk düzeylerinin daha düşük olduğu ifade edilmiştir. Boarini ve d'Ercole (2006: 37) çalışmasında bazı ülkelerde maddi yoksunluğun yaşla birlikte monoton bir şekilde azalmakta olduğu, bazı ülkelerde ise yaşlılar arasında bazı maddi yoksunluk biçimlerinin arttığı ifade edilmektedir. Ek olarak, tüm OECD ülkelerinde gençlerin daha fazla maddi yoksunluk riskinde olduğu belirlenmiştir. Türkiye’de yaş değişkenini dikkate alan çalışmalardan olan Karcı ve Bayram Arlı (2018: 1047) ve Uğur (2023: 234) çalışmalarında, yaşın ilerlemesi ile maddi yoksun olma riskinin azaldığı ifade edilmiştir.

Bu çalışmadan kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için maddi yoksunluk dağılımı boyunca elde edilen bulgular, literatürdeki bulguları yalnızca maddi yoksunluk düzeyi düşük olan tek ebeveynli haneler için desteklemektedir. Buna göre, maddi yoksunluk düzeyinin düşük olduğu hanelerde yaşın ilerlemesi ile maddi yoksunluk düzeyi daha da düşerken, maddi yoksunluk düzeyinin artması ile yaşın genç olması maddi yoksunluk düzeyini düşürmektedir. Literatürdeki bulgular, ortalamaya dayanan regresyon modellerinden elde edildiğinden, maddi yoksunluk dağılımı boyunca yaşın etkisinin değişim gösterebileceği belirlenmiştir. Bu bulgu, Boarini ve d'Ercole (2006: 37) çalışmasında ülkeler bazında farklı elde edilen sonuçların ülkelerin maddi yoksunluk ortalamalarının değişmesinden kaynaklanabileceğini açıklamaktadır. Yaş değişkeninin maddi yoksunluk düzeyi boyunca değişen etkisi, maddi yoksunluk düzeyi düşük olan hanelerde yaşın ilerlemesi ile bireyin geçmişte yatırım yapmış olma ihtimalini ve emeklilik maaşı gibi güvencelere sahip olma olasılıklarını arttırması ile açıklanmaktadır. Maddi yoksunluk düzeyi yüksek olan hanelerde ise bu olasılıklar düşüktür ve hanehalkı sorumlusunun genç olması çalışma ihtimalini ve sosyal güvenceleri takip ederek destek alma ihtimalini arttıracığından maddi yoksunluk düzeyini düşürmektedir.

Medeni durum

Hanehalkı sorumlusunun medeni durumunun hanenin maddi yoksunluk düzeyi üzerine Muffels ve Fouarge (2004: 315) çalışmasında elde edilen bulgular, boşanmış ve bekar olmanın evli olmaya göre maddi yoksunluk düzeyini arttırdığını ifade etmektedir. Benzer şekilde, Bedük (2018: 131) çalışmasına göre, boşanmış olma durumu maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır. Whelan ve Maître (2012: 498) çalışmasında, boşanmış, eşini kaybetmiş veya ayrı yaşayanların maddi yoksunluk düzeylerinin daha fazla olduğu belirlenmiştir. Whelan, Layte ve Maître (2002: 47) çalışmasında, ayrılmış veya boşanmış

olanların maddi yoksunluk düzeylerinin daha fazla olduğu tespit edilmiştir. Boarini ve d’Ercole (2006: 38) çalışmasında ise Avrupa ülkelerinde eşini kaybetmiş, boşanmış veya bekar olanların diğerlerine göre daha maddi yoksun olduğu ifade edilirken, ABD ve Japonya gibi ülkelerde ise evli olan çiftlerin maddi yoksunluk yaşama olasılıklarının daha fazla olduğu ifade edilmektedir. Chzhen ve Bradshaw (2012: 498) çalışmasında, bekar olmanın maddi yoksunluğu arttırdığı belirlenirken boşanmış veya eşini kaybetmiş olmanın maddi yoksunluğu düşürdüğü belirlenmiştir. Fusco (2010: 11) çalışmasında evli veya eşini kaybetmiş olmanın maddi yoksunluğu azalttığı tespit edilmiştir. Türkiye üzerine elde edilen bulgular ile bekar, eşini kaybetmiş veya boşanmış olanların maddi yoksunluk düzeylerinin, evli olanlara göre daha düşük olduğunu ifade etmektedir (Uğur 2023: 233; Ünver, Alkan 2020: 1356).

Bu çalışmanın kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için bulguları ise bekar ve eşini kaybetmiş olanların maddi yoksunluklarının evli olanlara göre düşük olması açısından ABD, Japonya ve Türkiye üzerine elde edilen bulgular ile uyumludur. Bu bulgu, hanedeki giderlerin azalması veya sosyal destek ve yardım alma ihtimalinin artması ile açıklanabilir. Boşanmış olma durumunun maddi yoksunluk düzeyini arttırması ise Muffels ve Fouarge (2004) ve Bedük (2018) bulguları ile benzerdir. Bu durum, kadınların boşandığı eşlerinden alıyor olabileceği nafaka tutarının düşük olması veya nafakanın düzensiz ödenmesi nedeni ile olabilir. Buna göre, ebeveynlerin evli olmasına rağmen ebeveynlerden birinin hanede ikamet etmemesi, maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır. Bu durumda, hanehalkı sorumlusu evli olması nedeni ile sosyal destek ve yardım alamayacağından, maddi yoksunluk düzeyi artıyormuş olabilir.

Eğitim

Eğitim, literatürde maddi yoksunluk araştırmalarında mutlaka kontrol edilen bir değişkendir. Literatürdeki bulgular, eğitim düzeyinin artmasının maddi yoksunluk düzeyini azalttığını ifade etmektedir (Bárcena-Martín vd. 2014: 814; Bedük 2018: 131; Boarini, d’Ercole 2006: 38; Chzhen, Bradshaw 2012: 498; Fusco 2010: 11; Israel, Spannagel 2019: 163; Muffels, Fouarge 2004: 316; Mussida, Parisi, Pontarollo 2023: 7; Notten, Guio 2016: 31; Notten, Guio 2020: 28; Sevä, Larsson 2015: 12; Verbunt, Guio 2019: 865; Whelan, Maître 2012: 498; Whelan, Layte, Maître 2002: 47). Eğitimin bu azaltıcı ve önemli etkisinin, istihdam durumunun kontrol edilmesinden sonra dahi kuvvetli olduğu belirlenmiştir. Türkiye üzerine elde edilen bulgular, uluslararası literatürle uyumlu olup eğitimin maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğünü ifade etmektedir (Bayram vd. 2010: 89; Karıcı, Bayram Arlı 2018: 1047; Uğur 2023: 234; Ünver, Alkan 2020: 1357).

Literatürde ortalama maddi yoksunluk düzeyi için elde edilen bu bulgulara ek olarak bu çalışmada, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerde eğitim düzeyinin artmasının maddi yoksunluk düzeyini azalttığı ve bu azaltıcı etkinin maddi yoksunluk düzeyinin düşük olduğu hanelerde daha fazla olduğu belirlenmiştir. Bunun nedeni, maddi yoksunluğun düşük olduğu hanelerde temel ihtiyaçların karşılanma olasılığının daha fazla olması ve eğitimin getirisinin bu noktada daha fazla öne çıkmasından kaynaklanabilir. Böyle bir durumda, hanehalkı sorumlusu ekonomik güvenlik açısından daha rahat olacak ve eğitimin getirisi ile maddi yoksunluk düzeyini daha da düşürebilecektir. Buna karşın, maddi yoksunluk düzeyi yüksek olan hanelerde ekonomik güvence ve temel ihtiyaçlara erişim daha kısıtlı olacağından, eğitimin getirisi düşüş gösterebilir.

Hanehalkı sorumlusunun istihdam durumu

Literatürde istihdam durumunun maddi yoksunluk üzerindeki etkisi üzerine elde edilen bulgular, hanehalkı sorumlusunun işsiz olduğu hanelerde maddi yoksunluk düzeyinin daha yüksek olduğunu ifade ederken ücretli veya kendi hesabına çalışıyor olması durumunda maddi yoksunluk düzeyinin düştüğünü belirtmektedir (Bedük 2018: 131; Chzhen, Bradshaw 2012: 497; Figari 2012: 413; Fusco 2010: 11; Halleröd vd. 2006: 342; Muffels, Fouarge 2004: 316-317; Notten, Guio 2016: 31; Notten, Guio 2020: 28; Whelan, Maître 2012: 498). Buna karşın, hanehalkı sorumlusunun işgücü dışında olmasının maddi yoksunluğu arttırdığı ifade edilmektedir (Chzhen, Bradshaw 2012: 497; Figari 2012: 413). Literatürde genel anlamda hanehalkı sorumlusunun emekli olması, maddi yoksunluk düzeyini azaltmaktadır (Fusco 2010: 11; Notten, Guio 2016: 31; Notten, Guio 2020: 28). Türkiye üzerine elde edilen bulgular ise işsizlerin en fazla maddi yoksunluk riski içerisinde olan grup olduklarını ifade etmektedir (Karcı, Bayram Arlı 2018: 1047; Özdamar, Kılınç, Giovanis 2021: 551; Uğur 2023: 235).

Bu çalışmanın kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için bulguları, hanehalkı sorumlusunun ücretli veya kendi hesabına olarak çalışıyor olmasının maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğünü belirttiğinden literatür ile uyumludur. Hanehalkı sorumlusunun işsiz olması ise maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır. Bu, belli bir ekonomik güvenceye sahip olarak düzenli gelire sahip olan hanelerin maddi yoksunluk düzeylerinin düşmesi ile uyumludur. Buna karşın, hanehalkı sorumlusunun işsiz statüsünde olması, ekonomik belirsizliği beraberinde getirdiğinden maddi yoksunluğu arttırmaktadır. Çalışmanın emeklilere yönelik ilginç bulgusu ise uluslararası literatürden farklıdır. Hanehalkı sorumlusunun emekli olmasının maddi yoksunluk düzeyini arttırıyor olması, Türkiye’de kadın ve emekli hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin yaşadığı yoksunluğu ve bu hanelerin ekonomik güvensizliğe maruz kaldığını açığa çıkarmaktadır.

Hanehalkının demografik özellikleri

Literatürde maddi yoksunluk ile hanedeki çocuk sayısı arasındaki ilişki üzerine elde edilen bulgular incelendiğinde, bazı ülkelerde istatistiksel olarak anlamlı bir etki gözlenmese de anlamlı etkilerin gözlemlendiği ülkelerde genellikle hanedeki çocuk sayısının artması ile maddi yoksunluğun arttığı belirlenmektedir (Bárcena-Martín vd. 2014: 815; Bedük 2018: 131; Boarini, d’Ercole 2006: 38; Chzhen, Bradshaw 2012: 497; Figari 2012: 411; Fusco 2010: 11; Halleröd vd. 2006: 341; Muffels, Fouarge 2004: 316; Notten, Guio 2020: 28; Verbunt, Guio 2019: 865; Whelan, Maître 2012: 498; Whelan, Layte, Maître 2002: 47). Notten ve Guio (2016: 31) çalışmasında ise ters bir bulgu edilerek hanedeki 18 yaşından küçük çocuk sayısının istatistiksel olarak anlamlı olduğu ülkelerde maddi yoksunluğu azalttığı ifade edilmektedir. Benzer şekilde, Notten ve Guio (2020: 28) çalışmasında bağımlı çocuğun ikamet ettiği hanelerde maddi yoksunluğun düştüğü tespit edilmektedir. Türkiye üzerine yürütülen çalışmalarda hanedeki çocuk sayısının maddi yoksunluk üzerindeki etkisinin kontrol edilmediği gözlenmiştir. Bu etkiyi maddi yoksunluk araştırmalarına dahil eden tek çalışma Turgut (2021) çalışması olup, hanedeki çocuk sayısının maddi yoksunluk öğeleri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi tespit edilememiştir.

Bu çalışmanın kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için bulguları, hanedeki çocuk sayısının orta maddi yoksunluk düzeyine sahip hanelerde maddi yoksunluk düzeyini düşük derecede düşürdüğünü belirttiğinden Notten ve Guio (2016) çalışması haricinde literatürdeki genel bulgudan farklıdır. Bu ilginç sonuç, ilgili hanelerde çocuk sayısına göre sağlanan resmi veya özel ayni veya nakdi yardımlar ile açıklanabilir. Bunun yanı sıra, sağlanan çocuk yardımları ve destek programları,

dayanışma ve yardımlaşma faaliyetleri, çocukların yaşına bağlı olarak ev işi ve hane gelirine sağladığı katkı bu bulgunun diğer sebepleri olabilir.

Hanehalkının ekonomik özellikleri

Literatürdeki bulgular, hanedeki çalışan kişi sayısının maddi yoksunluğunu azalttığı yönündedir (Figari 2012: 410; Fusco 2010: 11; Notten, Guio 2016: 31). Türkiye’de maddi yoksunluk ile hanedeki çalışan kişi oranı arasındaki ilişkinin kontrol edildiği tek çalışma, Acar, Anil ve Gursel (2017) çalışmasıdır. Çalışmanın bulguları, hanedeki ilave bir çalışan kişi sayısının haneyi ülkeye özgü sınırın üzerine taşıdığını, ancak maddi yoksunluğu aşacak kadar yüksek olmadığını göstermektedir (Acar, Anil, Gursel 2017: 839). Bu çalışmadan, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için elde edilen bulgular ise hanedeki çalışan kişi sayısının artmasının, maddi yoksunluğu düşürdüğü belirlenmiştir. Bu azaltıcı etki, düşük-orta ve orta maddi yoksunluk düzeyinde olan haneler için geçerlidir. Bu bulgunun sebebi, hanede çalışan kişi oranının artması ile hanenin refah seviyesinin artarak maddi yoksunluk düzeylerinin düşmesi ile uyumludur. Bu çalışmanın bulgularının Acar, Anil ve Gursel (2017) çalışmasının bulgularından farklı olmasının nedeni ise analiz edilen örneklemin farklı olması olabilir.

Gelir ile maddi yoksunluk arasındaki ilişki, literatürde sıklıkla araştırılmaktadır. Türkiye dahil olmak üzere ülkeler için yürütülen çalışmaların bulguları, gelirin maddi yoksunluğu azalttığını doğrulamaktadır (Bárcena-Martín vd. 2014: 814; Bedük 2018: 131; Boarini, d’Ercole 2006: 36; Fusco 2010: 11; Halleröd vd. 2006: 342; Israel, Spannagel 2019: 164; Muffels, Fouarge 2004: 317; Mussida, Parisi, Pontarollo 2023: 7; Notten, Guio 2016: 31; Whelan, Maître 2012: 498; Ünver, Alkan 2020: 1357; Özdamar, Kılınç, Giovanis 2021: 544). Bu çalışmadan elde edilen bulgular, gelirin düşük-orta ve orta maddi yoksunluk düzeyinde olan kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için maddi yoksunluk düzeyini azalttığını ifade etmektedir. Bu bulgu, literatürdeki genel bulgular ile uyumludur. Maddi yoksunluk dağılımının diğer kantillerinde gelir değişkeninin maddi yoksunluk indeksi üzerindeki istatistiksel olarak anlamlı bulunamayan etkisi, yoksulluğun ölçümünde gelirin tek veya en önemli bileşeni olarak tespit edilememesi ile açıklanabilir (Desai, Shah 1988: 519). Göreli maddi yoksunluğun birçok boyutu mevcuttur ve gelir bunlardan sadece bir tanesi olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle, analiz edilen örnekleme gelirin maddi yoksunluk üzerindeki etkisinin yoğun olmadığı ancak istatistiksel anlamlı olduğu kantillerde maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğü tespit edilmiştir.

Konut mülkiyeti

Literatürde konut mülkiyeti ile maddi yoksunluk arasındaki ilişki üzerine elde edilen bulgular, hanelerin ev sahibi olmasının maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğü yönündedir (Boarini, d’Ercole 2006: 36; Mussida, Parisi, Pontarollo 2023: 7). Buna karşın, hanelerin kiracı konumunda olması maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır (Bedük 2018: 131; Fusco 2010: 11; Notten, Guio 2016: 31; Notten, Guio 2020: 28; Verbunt, Guio 2019: 865). Türkiye’de konut mülkiyeti ile maddi yoksunluk arasındaki ilişkiyi ele alan tek çalışma olan Acar, Anil, Gursel (2017: 839) çalışmasının bulguları, hanehalkının ev sahibi olmasının maddi yoksunluğu azalttığını ifade etmektedir.

Bu çalışmada hanehalkının ev sahibi ve kiracı olma durumları bir arada analiz edilmiş olup ev sahibi olmanın kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk düzeyini azalttığı belirlenirken, kiracı olmanın maddi yoksunluk düzeyini arttırdığı tespit edilmiştir. Üstelik kiracı olmanın negatif etkisi, ev sahibi olmanın pozitif etkisinden yaklaşık 5 birim kat daha fazladır. Bu durum, ev sahibi hanelerde konuta yönelik giderlerin kiracı olmaya göre daha düşük olmasından

kaynaklanabilir. Hanehalkının kiracı olmasının maddi yoksunluk düzeyini arttırmasına yönelik bulgu ise kira harcamaları, taşınabilirlik sorunları, kira artışları ve kira yardımlarının eksikliği gibi sebeplerden kaynaklanıyor olabilir.

Hanehalkının sağlık durumu

Hanehalkındaki sağlık durumunu hanehalkı sorumlusu üzerinden ve sağlıklı/sağlıksız kişi sayısı veya oranı üzerinden analiz ederek maddi yoksunluk ile ilişkisini inceleyen çalışmaların bulguları, hanehalkı sorumlusunun sağlıklı olmasının, hanedeki sağlıklı kişi sayısı veya oranının yüksek olmasının maddi yoksunluk düzeyini düşürdüğü, hanedeki kronik rahatsızlığa veya engele sahip bireylerin ise maddi yoksunluk düzeyini arttırdığı yönündedir (Bedük 2018: 131; Boarini, d'Ercole 2006: 36; Figari 2012: 413; Fusco 2010: 11; Israel, Spannagel 2019: 164; Mussida, Parisi, Pontarollo 2023: 7; Notten, Guio 2016: 31; Notten, Guio 2020: 28; Verbunt, Guio 2019: 865; Whelan, Maître 2012: 498). Türkiye'de sağlık durumu ile maddi yoksunluk arasındaki ilişki ise sağlık durumunun iyileşmesi ile maddi yoksunluğun azalması yönündedir (Acar, Anil, Gursel 2017: 840; Karcı, Bayram Arlı 2018: 1047; Uğur 2023: 235; Ünver, Alkan 2020: 1357). Bu çalışmada kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler için elde edilen bulgular literatür ile uyumludur. Bu bulgu, hanedeki sağlıklı kişi sayısının artması ile sağlık harcamalarının azalması ve ek bakıma ihtiyaç duymayan kişilerden oluşan hanehalkında ek gelir ve işgücüne katılım ihtimalinin artması ile açıklanabilir.

SONUÇ

Sansürlü regresyon modelleri, klasik regresyon modellerinin analiz edilen verinin sansürlenmesi durumunda sapmalı sonuçlar üretmesinin üstesinden gelerek araştırmalarda yaygın olarak görülen sansürlü verilerin modellenmesi için resmi bir prosedür ortaya koymuştur. Bu öncü yaklaşım, gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmesine olanak sağlayan panel regresyon modellerine genişletilmiştir. Bu sansürlü regresyon modelleri, ortalamaya ve normal dağılım ve sabit varyans varsayımlara dayanmaktadır. Öte yandan, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analizine imkan sağlayan kantil regresyon yöntemi ise sağladığı önemli avantajlar sayesinde literatürde önemli bir karşılık bulmuştur. Kantil regresyon yöntemi, kantil fonksiyonlarını tahmin ederek heterojen ilişkileri açığa çıkarması açısından oldukça önemli bir yöntem olarak değerlendirilmektedir. Literatürdeki panel veri ve kantil regresyon yöntemlerindeki gelişmeler, uzun bir süre boyunca hiçbir kesişme olmaksızın neredeyse tamamen paralel olarak yürütülse de 2000’li yılların başında kantil regresyon yöntemi panel veriler için geliştirilmiştir. Geliştirilen panel kantil regresyon modellerini bağımlı değişkendeki sansürü dikkate alacak şekilde genişletmek ise panel verilerin sansürlenme olasılığının diğer verilere göre daha yüksek olması nedeni ile oldukça doğaldır. Bu nedenle, panel kantil regresyon yönteminin geliştirilmesinden yaklaşık 10 yıl sonra, bağımlı değişkenin sansürlenmesi durumunda uygulanabilen sansürlü panel kantil regresyon yöntemi geliştirilmiştir. Araştırmalarda yaygın olarak görülen sansürlü verilerin panel kantil regresyon modelleri kapsamında modellenmesi, kapsamlı, geliştirilebilir ve robust çıkarımlar yapılmasına olanak sağlamaktadır. Bu bağlamda sansürlü panel kantil regresyon yöntemi, oldukça güçlü bir yöntem olarak değerlendirilebilir. Buna karşın, ilgili yöntemde karmaşık ilişkilerin dikkate alınması, veri ve model yapısının karmaşılaşması nedeni ile sansürlü panel kantil regresyon yöntemlerinin literatürde kullanımının oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir.

Bu tez kapsamında, giriş bölümünde ifade edilen amaçlar çerçevesinde, uygulamalarda sıklıkla karşılaşılan sansürlü panel verilerin kantil regresyon çerçevesinde uygulanması konusunda bir teorik literatür özeti sunulmuş ve literatürdeki sınırlılıklar tespit edilmiştir. Tespit edilen sınırlılıklardan biri, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modellerinin tahmini için geliştirilen iki ve üç aşamalı tahmincilerde sansürlenme oranı ve sansürlenme dağılımının asimetric yapısının dikkate alınmaması üzerinedir. İki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında, sürekli ve sansürlü olan bağımlı değişkenin sansürlenme durumunu temsil eden iki durumlu bağımlı değişken geliştirilmiş modeller ile tahmin edilmektedir. İzleyen aşamalarda, birinci aşamadan hareketle tespit edilen bilgilendirici alt gruba panel kantil regresyon tahmini uygulanmaktadır. Literatürdeki çalışmalarda, iki ve üç aşamalı tahmincilerin birinci aşamalarında oluşturulan geliştirilmiş modellerin bağlantı fonksiyonlarını oluşturan dağılımlardan yalnızca simetrik olanların dikkate alındığı tespit edilmiştir. Dolayısıyla bu çalışmalarda, analiz edilen sürekli ve sansürlü bağımlı değişkenin sansürlenme olasılığının dağılımının simetrik olduğu varsayılmaktadır. Bu varsayım, gerçek verilerin analiz edildiği çalışmalarda her zaman geçerli olmayabilir. Varsayımın sağlanmaması ve sansürleme olasılığının dağılımının asimetric olması durumunda ise simetrik bağlantı fonksiyonlarının en iyi bilgilendirici alt grubu yakalamakta başarısız olması muhtemeldir. Bu nedenle bu tez çalışmasında, sansürleme olasılığının dağılımının asimetric olması durumunda asimetric bağlantı fonksiyonunun kullanılması önerilerek bilgilendirici alt grubun

daha doğru belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu sayede, farklı bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin farklı panel veriler için daha iyi performans göstereceği öne sürülmüştür.

Literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen tahmincilerin performanslarının karşılaştırılması ve önerilen yaklaşımın geçerliliğinin sınanması için simülasyon analizleri gerçekleştirilmiştir. Simülasyon bulguları, bağımlı değişkenin sansürlenme oranının %50'den farklı olması ve sansürlenme olasılığının asimetrik dağılması durumunda, asimetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin daha iyi performans gösterdiğini doğrulamaktadır. Bağımlı değişkenin sansürlenme oranının %50'ye yakın ve sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda ise simetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki ve üç aşamalı tahmincilerin daha iyi performans göstermektedir. Buna karşın, analizlerde panel verinin zaman boyutunun karşılaştırmalı olarak eklenmesi sayesinde, bağımlı değişkenin sansürlenme oranının %50'ye yakın ve sansürlenme olasılığının simetrik dağılması durumunda, panel verinin zaman boyutu kısa ise asimetrik bağlantı fonksiyonlarının daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Genel olarak simülasyon bulguları, panel verinin zaman boyutu ve bağımlı değişkendeki sansürlenmenin simetrik veya asimetrik olarak dağılmasına bağlı olarak uygun tahmincilerin seçilmesi durumunda tahmincilerin performanslarının arttığını ifade etmektedir.

Literatürde mevcut olan ve bu tez kapsamında önerilen sansürlü regresyon yöntemlerinin uygulanabilirliğini gösterme ve bu tez kapsamında öne sürülen yaklaşımın geçerliliğini sınamaya amacı ile gerçek verilerden hareketle analiz gerçekleştirilmiştir. Analiz kapsamında, dünya ülkelerinin önlemeye çalıştığı ekonomik ve sosyal sorunların başında gelen yoksulluğun temel nedenlerinden biri olarak kabul edilen maddi yoksunluk dikkate alınmıştır. Maddi yoksunluğun kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerde daha şiddetli olduğu tespit edildiğinden, Türkiye için 2018-2021 dönemlerinde derlenen Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması mikro panel veriden kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli haneler tespit edilerek bu hanelerin maddi yoksunlukları analiz edilmiştir. Bu hanelerin maddi yoksunluklarını analiz edebilmek için yaygınlık ağırlıklandırılması ile ağırlıklandırılan maddi yoksunluk indeksi hesaplanmıştır. Hesaplanan maddi yoksunluk indeksi, sıfır noktasında soldan sansürlenmektedir. Bu nedenle oluşturulan maddi yoksunluk modeli, bağımlı değişkendeki sansür tahmin prosedüründe dikkate alan sansürlü regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Bu yapılırken gözlenemeyen heterojenliğin, açıklayıcı değişkenlerin dağılım boyunca heterojen etkisinin ve sansürün göz ardı edilmesi veya tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan olası sapmaları açığa çıkarmak için çok aşamalı bir metodoloji benimsenmiştir.

Analizlerin ilk aşamasında, ortalamaya dayanan regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Tahmin esnasında, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması ve analize dahil edilmesine karşın tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan sapmayı açığa çıkarmak için sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği panel veri için tahminler gerçekleştirilmiştir. Bu iki aşamalı analiz sayesinde, bağımlı değişkenin sansürlü gözlemlerinin analiz dışı bırakılmasından kaynaklanan sapma analiz edilmiştir. Bu yapılırken, panel veri yapısının ve dolayısıyla gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmemesinden kaynaklanan sapma da kontrol edilmiştir. Ortalamaya dayanan analizlerin son aşamasında, bağımlı değişkendeki sansür tahmin prosedürüne dahil edilmesi ile tahmin sonuçlarının nasıl değişeceğinin gözlenebilmesi için maddi yoksunluk indeksi ortalamaya dayanan standart panel Tobit regresyon modeli ile tahmin edilmiştir.

Ortalamaya dayanan analizlerden elde edilen bulgular, panel veri yapısının ve panel veride yer alan gözlenemeyen heterojenliğin dikkate alınmaması nedeni ile katsayıların büyüklüklerinde ve istatistiksel anlamlılıklarında değişim olduğunu ifade etmektedir. Bu, panel veri yapısının ve gözlenemeyen heterojenliğin kontrol edilmemesinden kaynaklanan sonuçların model tahmin sonuçları üzerindeki anlamlı etkisini ortaya çıkarmaktadır. Bağımlı değişkende mevcut olan sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması ve analize dahil edilse dahi tahmin prosedüründe dikkate alınmaması nedeni ile katsayıların gerçek etkisinin olduğundan daha düşük tahmin edildiği tespit edilmiştir. Katsayılarda meydana gelen bu değişimler, bağımlı değişkendeki sansürün dikkate alınmamasından kaynaklanabilecek sapmayı açıkça ortaya koymaktadır. Ortalamaya dayanan regresyon modellerinin ileri bulguları, sabit etkili panel regresyon modelinin uygun olduğunu ifade etmektedir. Ancak ilgili test sonuçları, bu modellerde normal dağılım ve sabit varyans varsayımlarının sağlanmadığını öne sürmektedir. Değişen varyans probleminin üstesinden gelmek için robust standart hatalar hesaplanırsa da normal dağılım varsayımının sağlanmaması ve aşırı değerlerin mevcudiyeti daha karmaşık çözüm yöntemlerini beraberinde getirmektedir. Bu bağlamda, açıklayıcı değişkenlerin etkilerinin bağımlı değişkenin dağılımı boyunca değişimine izin vererek bağımlı değişken ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiye daha kapsamlı bir bakış açısı sağlayacağından kantil regresyon metodolojisine geçişin uygun olduğuna karar verilmiştir. Kantil regresyon metodolojisine geçiş ile sabit varyans ve normal dağılım varsayımlarının sağlanmaması durumlarına karşı robust sonuçlar elde edildiği gibi, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi bağımlı değişkenin dağılımı boyunca analiz edilebilmektedir.

Analizlerin ikinci aşamasında kantile dayanan regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Kantile dayanan regresyon modelleri tahmin edilirken, ortalamaya dayanan regresyon modellerine benzer şekilde, bağımlı değişkendeki sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği ancak tahmin prosedürüne dahil edilmediği panel veriler için sabit etkili panel kantil regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği ancak tahmin prosedürüne dahil edilmediği panel veriler için elde edilen sabit etkili panel kantil regresyon bulgularına göre katsayıların önemli bir bölümünün istatistiksel olarak anlamlı olmadığı belirlenmiştir. Bu sonucun, bağımlı değişkenin orijinal yapısının dikkate alınmayarak tahmin prosedüründe sansürlü gözlemlerin dikkate alınmamasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Bu tahmin sonuçlarında, sansürlü gözlemler örneklemde yer alsa da tahmin prosedürlerinde sansür dikkate alınmamaktadır. Bu sorunun üstesinden gelmek için bu tezin temelini oluşturan sansürlü panel kantil regresyon modelleri tahmin edilerek gözlenemeyen heterojenlik, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki heterojen etkisi ve bağımlı değişkendeki sansür dikkate alınarak kapsamlı analizler sunulması amaçlanmıştır.

Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri tahmin edilirken bu tez kapsamında önerilen asimetrik bağlantı fonksiyonuna dayanan yaklaşım da dikkate alınmıştır. Analiz edilen veri setinde maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme oranının %17,38 olduğu tespit edilmiş olup sansürlenme olasılığının dağılımının asimetrik olabileceği belirlenmiştir. Ön bulgular, maddi yoksunluk indeksinin sansürlenme olasılığının, asimetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan genelleştirilmiş modeller ile daha iyi modellenebileceğini öne sürmektedir. Bu çıkarımı test etmek için, simetrik ve asimetrik bağlantı fonksiyonlarına dayanan iki ve üç aşamalı sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelleri tahmin edilerek tahmincilerin performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgulardan hareketle dağılıma en iyi uyum gösteren ve en iyi karşılaştırma kriterlerine sahip olan tahmincinin için ilk aşamada asimetrik bağlantı fonksiyonu ile genelleştirilmiş toplamsal model tahminine dayanan

nonparametrik/semiparametrik iki aşamalı sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon tahmincisi olduğu belirlenmiştir.

Sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği ancak tahmin prosedürüne dahil edilmediği panel veriler için elde edilen sabit etkili panel kantil regresyon bulguları ile sansürlü gözlemlerin analize ve tahmin prosedürüne dahil edildiği sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon modelinden elde edilen bulgular karşılaştırıldığında, panel verideki sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakılması veya sansürlü gözlemlerin analize dahil edilmesi ancak tahmin prosedüründe dikkate alınmamasından kaynaklanan sapma açıkça gözlenmiştir. Sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon yönteminden elde edilen sonuçların, sansürlü gözlemlerin analiz dışı bırakıldığı ve analize dahil edildiği sabit etkili panel kantil regresyon yöntemlerinden elde edilen sonuçlardan farklı olduğu belirlenmiştir. Bu farklılık, katsayılar ve katsayıların istatistiksel anlamlılıkları üzerinde gözlenmiştir. Buna göre, sansürlü gözlemlerin dikkate alınmadığı sabit etkili panel kantil regresyon yönteminden elde edilen katsayıların çoğunun istatistiksel olarak anlamlı olmadığı belirlenirken, sansürlü gözlemlerin tahmin prosedüründe dikkate alındığı sansürlü panel kantil regresyon yönteminden elde edilen katsayıların istatistiksel olarak anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Bu, sansürlü gözlemlerin tahmin prosedürüne dahil edilmemesinden kaynaklanabilecek sapmayı açığa çıkarmaktadır. Sansürlü panel kantil regresyon yönteminden elde edilen bulguların ortalamaya dayanan sansürlü regresyon yönteminden elde edilen bulgular karşılaştırıldığında, maddi yoksunluk modelinin açıklayıcı değişkenlerinin bağımlı değişken üzerindeki etkilerinin, bağımlı değişkenin dağılımı boyunca değişim gösterdiği belirlenmiştir. Bu, ortalamaya dayanan regresyon yöntemleri yerine kantil regresyon metodolojisinin benimsenmesinin uygun yaklaşım olduğunu desteklemektedir.

Maddi yoksunluk modelinin sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon yöntemi ile tahmininden elde edilen genel bulgular, maddi yoksunluk düzeyinin düşük olduğu hanelerde hanehalkı sorumlusunun yaşının genç olmasının, maddi yoksunluk düzeyinin yüksek olduğu hanelerde ise hanehalkı sorumlusunun yaşının orta veya ileri olması maddi yoksunluk düzeyini arttırdığı yönündedir. Tüm maddi yoksunluk düzeylerinde hanehalkı sorumlusunun medeni durumunun evli veya boşanmış olması maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır. Hanehalkı sorumlusunun eğitim düzeyinin artması maddi yoksunluk düzeyini azaltma olup bu azaltıcı etki maddi yoksunluk düzeyinin düşük olduğu hanelerde daha fazladır. Hanehalkı sorumlusunun işsiz veya emekli statüsünde olması ve hanehalkının kiracı statüsünde olması maddi yoksunluk düzeyini arttırmaktadır.

Maddi yoksunluk modelinin, sansürlü sabit etkili panel kantil regresyon yöntemi ile tahmin edilmesi sayesinde, gözlenemeyen heterojenlik kontrol edilmiş, maddi yoksunluk indeksinin dağılımı boyunca heterojen etkiler açığa çıkarılmış ve maddi yoksunluk indeksindeki sansür dikkate alınmıştır. Bu robust ve kapsamlı sonuçlardan elde edilen bulgular, kadın hanehalkı sorumlusuna sahip tek ebeveynli hanelerin maddi yoksunluk düzeylerinin azaltılması için geliştirilecek olan yardım ve politikaların, maddi yoksunluk düzeylerinin dikkate alınarak yapılabileceğini açığa çıkarmaktadır. Geliştirilecek olan yardım ve politikalar, maddi yoksunluk düzeyinin düşük ve düşük orta olduğu hanelerde, hanehalkı sorumlusunun yaşının genç, eğitiminin düşük, emekli olduğu ve kişi başına gelirin düşük olduğu haneleri hedef alması gerektiğini ifade etmektedir. Maddi yoksunluk düzeyinin orta olduğu haneler için geliştirilecek yardım ve politikalar, hanehalkı sorumlusunun yaşının orta veya ileri, boşanmış, eğitiminin düşük, işsiz, emekli ve çalışan kişi oranının, kişi başına gelirin ve sağlıklı kişi oranının düşük olduğu kiracı olan hanelere odaklanmalıdır. Maddi yoksunluk düzeyinin orta yüksek ve yüksek olduğu

haneler için geliştirilecek yardım ve politikalar ise hanehalkı sorumlusunun yaşının orta veya ileri, eğitiminin düşük, işsiz ve emekli olduğu haneleri hedef almalıdır.



KAYNAKÇA

- Abe, A. (2006), “Empirical Analysis of Relative Deprivation and Poverty in Japan”, (*IPSS Discussion Paper Series No. 2005-07*).
- Abrevaya, J., Dahl, C. M. (2008), “The Effects of Birth Inputs on Birthweight: Evidence from Quantile Estimation on Panel Data”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 26/4: 379–397. doi: 10.1198/073500107000000269
- Abrevaya, J., Shen, S. (2014), “Estimation of Censored Panel-Data Models with Slope Heterogeneity”, *Journal of Applied Econometrics*, 29/4: 523–548. doi: 10.1002/jae.2325
- Acar, A., Anil, B., Gursel, S. (2017), “Mismatch between Material Deprivation and Income Poverty: The Case of Turkey”, *Journal of Economic Issues*, 51/3: 828–842. doi: 10.1080/00213624.2017.1359052
- Adams, J. D. (1980), “Personal Wealth Transfers”, *The Quarterly Journal of Economics*, 95/1: 159–179.
- Agresti, A. (2002), *Categorical Data Analysis* (2. Baskı), Hoboken: John Wiley and Sons.
- Ajwad, M. I., Simler, K., Azam, M., Dasgupta, B. (2013), “Simulating Poverty in Europe The Potential Contributions of Employment and Education to Reducing Poverty and Social Exclusion by 2020”, (*Policy Research Working Paper No. 6660*).
- Akaike, H. (1973), “Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle”, S. Kotz, N. L. Johnson (Ed.), *Breakthroughs in Statistics*, New York: Springer: 610–624.
- Alexander, M., Harding, M., Lamarche, C. (2011), “Quantile Regression for Time-Series-Cross-Section Data”, *International Journal of Statistics and Management System*, 6/2: 47–72.
- Amemiya, T. (1973), “Regression Analysis when the Variance of the Dependent Variable is Proportional to the Square of its Expectation”, *Journal of the American Statistical Association*, 68/344: 928–934. doi: 10.2307/2284524
- Amemiya, T. (1984), “Tobit Models: A Survey”, *Journal of Econometrics*, 24: 3–61. doi: 10.1016/0304-4076(84)90074-5
- Arellano, M., Bonhomme, S. (2016), “Nonlinear Panel Data Estimation via Quantile Regressions”, *Econometrics Journal*, 19/3: C61–C94. doi: 10.1111/ectj.12062
- Ashenfelter, O., Ham, J. (1979), “Education, Unemployment, and Earnings”, *Journal of Political Economy*, 87/5: 99–116. doi: 10.1086/260824

- Athari, S. A. (2021), “The Effects of Institutional Settings and Risks on Bank Dividend Policy in An Emerging Market: Evidence from Tobit model”, *International Journal of Finance and Economics*, 26/3: 4493–4515. doi: 10.1002/IJFE.2027
- Ayala, D., Nedeljkovic, M., Saborowski, C. (2017), “What Slice of The Pie? The Corporate Bond Market Boom in Emerging Economies”, *Journal of Financial Stability*, 30: 16–35. doi: 10.1016/j.jfs.2017.03.003
- Bache, S. H. M., Dahl, C. M., Kristensen, J. T. (2013), “Headlights on Tobacco Road to Low Birthweight Outcomes: Evidence from A Battery of Quantile Regression Estimators and A Heterogeneous Panel”, *Empirical Economics*, 44: 1593–1633. doi: 10.1007/s00181-012-0570-8
- Baltagi, B. H. (2005), *Econometric Analysis of Panel Data* (3. Baskı), Chichester: John Wiley and Sons.
- Baltagi, B. H., Wu, P. X. (1999), “Unequally Spaced Panel Data Regressions with AR(1) Disturbances”, *Econometric Theory*, 15: 814–823. doi: 10.1017/S0266466699156020
- Bárcena-Martín, E., Lacomba, B., Moro-Egido, A. I., Pérez-Moreno, S. (2014), “Country Differences in Material Deprivation in Europe”, *Review of Income and Wealth*, 60/4: 802–820. doi: 10.1111/roiw.12030
- Bargain, O., Kwenda, P. (2011), “Earnings Structures, Informal Employment, and Self-Employment: New Evidence from Brazil, Mexico, and South Africa”, *Review of Income and Wealth*, doi: 10.1111/J.1475-4991.2011.00454.X
- Barrodale, I., Roberts, F. D. K. (1973), “An Improved Algorithm for Discrete l1 Linear Approximation”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 10/5: 839–848. doi: 10.1137/0710069
- Barrodale, I., Roberts, F. D. K. (1974), “Algorithm 478: Solution of an Overdetermined System of Equations in the l1 Norm”, *Communications of the Association for Computing Machinery*, 17/6: 319–326. doi: 10.1145/355616.361024
- Bassett, G., Koenker, R. (1978), “Asymptotic Theory of Least Absolute Error Regression”, *Journal of the American Statistical Association*, 73/363: 618–622. doi: 10.1080/01621459.1978.10480065
- Bauman, K. J. (1999), “Extended Measures of Well-Being: Meeting Basic Needs”, *Current Population Reports*, U. S. Census Bureau: 67-70.
- Bayram, N., Bilgel, F., Bilgel, N. G. (2012), “Social Exclusion and Quality of Life: An Empirical Study from Turkey”, *Social Indicators Research*, 105/1: 109–120. doi: 10.1007/s11205-010-9767-4
- Bayram, N., Sam, N., Aytaç, S., Aytaç, M. (2010), “Yaşam Tatmini ve Sosyal Dışlanma”, “İş Güç” *Endüstri İlişkileri ve İnsan Kaynakları Dergisi*, 12/4: 79–92. doi: 10.4026/1303-2860.2010.0159.x

- Bedük, S. (2018), “Understanding Material Deprivation for 25 EU Countries: Risk and Level Perspectives, and Distinctiveness of Zeros”, *European Sociological Review*, 34/2: 121–137. doi: 10.1093/esr/jcx089
- Belloni, A., Chernozhukov, V. (2011), “l1-Penalized Quantile Regression in High-Dimensional Sparse Models”, *Annals of Statistics*, 39/1: 82–130. doi: 10.1214/10-AOS827
- Berhane, K., Tibshirani, R. J. (1998), “Generalized Additive Models for Longitudinal Data”, *The Canadian Journal of Statistics / La Revue Canadienne de Statistique*, 26/4: 517–535. doi: 10.2307/3315715
- Bhargava, A., Franzini, L., Narendranathan, W. (1982), “Serial Correlation and the Fixed Effects Model”, *The Review of Economic Studies*, 49/4: 533–549. doi: 10.2307/2297285
- Biørn, E. (2017), *Econometrics of Panel Data: Methods and Applications* (1. Baskı), Oxford: Oxford University Press.
- Birkes, D., Dodge, Y. (1993), *Alternative Methods of Regression* (1. Baskı), New York: John Wiley and Sons.
- Bista, R., Figueiredo, E., Sheridan, B. (2019), “Heterogeneous Time Zone Effects and Exports”, *Economics Bulletin*, 39/2: 1039–1046.
- Blinder, A. S. (1973), “Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates”, *The Journal of Human Resources*, 8/4: 436–455. doi: 10.2307/144855
- Boarini, R., d’Ercole, M. M. (2006), “Measures of Material Deprivation in OECD Countries”, (*OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 37*). doi: 10.1787/866767270205
- Bostic, A. (2023), “Family, Work, Economy, or Social Policy: Examining Poverty Among Children of Single Mothers in Affluent Democracies Between 1985 and 2016”, *Population Research and Policy Review*, 42/4: 42-59. doi: 10.1007/s11113-023-09805-y
- Boushey, H., Brocht, C., Gundersen, B., Bernstein, J. (2001), *Hardships in America: The Real Story of Working Families*, Washington: Economic Policy Institute.
- Bray, R. (1998), “Hardship in Australia: An Analysis of Financial Stress Indicators in the 1998–99 Australian Bureau of Statistics Household Expenditure Survey” (*Department of Family and Community Services Occasional Paper No. 4*).
- Breen, R. (1996), *Regression Models: Censored, Sample Selected or Truncated Data* (1. Baskı), California: Sage Publications.

- Brown, S., Greene, W. H., Harris, M. N., Taylor, K. (2015), “An Inverse Hyperbolic Sine Heteroskedastic Latent Class Panel Tobit Model: An Application to Modelling Charitable Donations”, *Economic Modelling*, 50: 228–236. doi: 10.1016/j.econmod.2015.06.018
- Buchinsky, M. (1994), “Changes in The U.S. Wage Structure 1963-1987: Application of Quantile Regression”, *Econometrica*, 62/2: 405–458. doi: 10.2307/2951618
- Buchinsky, M. (1998), “Recent Advances in Quantile Regression Models: A Practical Guideline for Empirical Research”, *The Journal of Human Resources*, 33/1: 88–126. doi: 10.2307/146316
- Buchinsky, M., Hahn, J. (1998), “An Alternative Estimator for The Censored Quantile Regression Model”, *Econometrica*, 66/3: 653–671. doi: 10.2307/2998578
- Cai, Z., Chen, L., Fang, Y. (2018), “A Semiparametric Quantile Panel Data Model with An Application to Estimating The Growth Effect of FDI”, *Journal of Econometrics*, 206/2: 531–553. doi: .1016/J.JECONOM.2018.06.013
- Callan, T., Nolan, B., Whelan, C. T. (1993), “Resources, Deprivation and the Measurement of Poverty”, *Journal of Social Policy*, 22/2: 141–172. doi: 10.1017/s0047279400019280
- Camba-Mendez, G., Carbo-Valverde, S., Rodriguez-Palenzuela, D. (2012), “Access to Funding by European Banks and the Financial Crisis”, European Central Bank.
- Cameron, A. C., Trivedi, P. K. (2005), *Microeconometrics: Methods and Applications* (1. Baskı), Cambridge: Cambridge University Press.
- Canay, I. A. (2011), “A Simple Approach to Quantile Regression for Panel Data”, *Econometrics Journal*, 14/3: 368–386. doi: 10.1111/j.1368-423X.2011.00349.x
- Chamberlain, G. (1980), “Analysis of Covariance with Qualitative Data”, *The Review of Economic Studies*, 47/1: 225–238. doi: 10.2307/2297110
- Chamberlain, G. (1982), “Multivariate Regression Models for Panel Data”, *Journal of Econometrics*, 18: 5–46. doi: 10.1016/0304-4076(82)90094-X
- Chamberlain, G. (1984), “Panel Data”, Z. Griliches, M. D. Intriligator (Ed.), *Handbook of Econometrics* (2. Baskı). Elsevier: 1218–1248.
- Chamberlain, G. (1994), “Quantile Regression, Censoring, and The Structure of Wages” C. Sims (Ed.), *Advances in Econometrics: Sixth World Congress*, Cambridge: Cambridge University Press: 171–210.
- Chay, K. Y. (1996), *An Empirical Analysis of Black Economic Progress Over Time*, Doktora Tezi, Princeton, Princeton University Department of Economics.

- Chay, K. Y., Honoré, B. E. (1998), “Estimation of Semiparametric Censored Regression Models: An Application to Changes in Black-White Earnings Inequality during the 1960s”. *The Journal of Human Resources*, 33/1: 4–38. doi: 10.2307/146313
- Chay, K. Y., Powell, J. L. (2001), “Semiparametric Censored Regression Models”, *Journal of Economic Perspectives*, 15/4: 29–42. doi: 10.1257/jep.15.4.29
- Chen, C. (2007), “A Finite Smoothing Algorithm for Quantile Regression”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 16/1: 136–164. doi: 10.1198/106186007X180336
- Chen, C., Wei, Y. (2005), “Computational Issues for Quantile Regression”, *The Indian Journal of Statistics*, 67/2: 399–417. doi: 10.2307/25053439
- Chen, M.-H., Dey, D. K., Shao, Q.-M. (1999), “A New Skewed Link Model for Dichotomous Quantal Response Data”, *Journal of the American Statistical Association*, 94/448: 1172–1186. doi: 10.2307/2669933
- Chen, S., Khan, S. (2008), “Semiparametric Estimation of Nonstationary Censored Panel Data Models with Time Varying Factor Loads”, *Econometric Theory*, 24/5: 1149–1173. doi: 10.1017/S0266466608080468
- Chen, X., Tang, N., Zhou, Y. (2016), “Quantile Regression of Longitudinal Data with Informative Observation Times”, *Journal of Multivariate Analysis*, 144: 176–188. doi: 10.1016/J.JMVA.2015.11.007
- Chernozhukov, V., Fernández-Val, I., Hoderlein, S., Holzmann, H., Newey, W. (2015), “Nonparametric Identification in Panels Using Quantiles”, *Journal of Econometrics*, 188/2: 378–392. doi: 10.1016/J.JECONOM.2015.03.006
- Chernozhukov, V., Hong, H. (2002), “Three-Step Censored Quantile Regression and Extramarital Affairs”, *Journal of the American Statistical Association*, 97/459: 872–882. doi: 10.1198/016214502388618663
- Choi, J.-Y. (2013), “Are Twins the Same?: Heavily Censored Semiparametric Panel Estimation with Fixed Effects”, (*Yayımlanmayan Makale*).
- Choi, J.-Y., Lee, M.-J. (2019), “Twins Are More Different Than Commonly Believed, But Made Less Different by Compensating Behaviors”, *Economics and Human Biology*, 35: 18–31. doi: 10.1016/j.ehb.2019.03.007
- Chzhen, Y., Bradshaw, J. (2012), “Lone Parents, Poverty and Policy in the European Union”, *Journal of European Social Policy*, 22/5: 487–506. doi: 10.1177/0958928712456578

- Clarke, D., Llorca, M. J., Paila  ir, D. (2023), “The Use of Quantile Methods in Economic History”, *Historical Methods: A Journal of Quantitative and Interdisciplinary History*, 56/2: 115–132. doi: 10.1080/01615440.2023.2198272
- Collett, D. (1991), *Modelling Binary Data* (1. Baskı). Malta: Chapman and Hall.
- Cragg, J. G. (1971), “Some Statistical Models for Limited Dependent Variables with Application to the Demand for Durable Goods”, *Econometrics*, 39/5: 829–844. doi: 10.2307/1909582
- Cram  r, H. (1946), *Mathematical Methods of Statistics* (1. Baskı), Princeton: Princeton University Press.
- Cronbach, L. J. (1951), “Coefficient Alpha and the Internal Structure of Tests”, *Psychometrika*, 16/3: 1951. doi: 10.1007/BF02310555
- Czado, C., Santner, T. J. (1992), “The Effect of Link Misspecification on Binary Regression Inference”, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 33: 213–231. doi: 10.1016/0378-3758(92)90069-5
- Czarnitzki, D., Hottenrott, H., Thorwarth, S. (2011), “Industrial Research versus Development Investment: The Implications of Financial Constraints”, *Cambridge Journal of Economics*, 35/3: 527–544. doi: 10.1093/cje/beq038
-   a  layan-Akay, E., Kangallı-Uyar, S. (2017), *R Uygulamalı Nonparametrik Ekonometri* (1. Baskı), İstanbul: DER Yayınları.
- DeBenedictis, L. F., Giles, D. E. A. (1998), “Diagnostic Testing in Econometrics: Variable Addition, RESET and Fourier Approximations” A. Ullah, D. E. A. Giles (Ed.), *Handbook of Applied Economic Statistics*, New York: Marcel Dekker: 383–417.
- Desai, M., Shah, A. (1988), “An Econometric Approach to the Measurement of Poverty”, *Oxford Economic Papers*, 40: 505–522. doi: 10.1093/oxfordjournals.oep.a041868
- Dolton, P. J., Makepeace, G. H. (1986), “Sample Selection and Male-Female Earnings Differentials in the Graduate Labour Market”, *Oxford Economic Papers*, 38/2: 317–341. doi: 10.1093/oxfordjournals.oep.a041743
- Driscoll, J. C., Kraay, A. C. (1998), “Consistent Covariance Matrix Estimation with Spatially Dependent Panel Data”, *Review of Economics and Statistics*, 80/4: 549–560. doi: 10.1162/003465398557825
- Dufrenot, G., Mignon, V., Tsangarides, C. (2010), “The Trade-Growth Nexus in The Developing Countries: A Quantile Regression Approach”, *Review of World Economics*, 146: 731–761. doi: 10.1007/s10290-010-0067-5

- Efron, B. (1967), “The Two Sample Problem with Censored Data”, *Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (4. Baskı), Berkeley: University of California Press: 831–853.
- Engeland, J., Lewis, R. (2004), “Exclusion from Acceptable Housing – Canadians in Core Housing Need”, *Horizons*, 7/2: 27-33.
- European Commission (2010), “Europe 2020: A European Strategy for Smart, Sustainable and Inclusive Growth”, Brussels: EC, Communication from the Commission. <https://ec.europa.eu/eu2020/pdf/COMPLET%20EN%20BARROSO%20%20%20007%20-%20Europe%202020%20-%20EN%20version.pdf>
- Fahey, T. (2007), “The Case for an EU-Wide Measure of Poverty”, *European Sociological Review*, 23/1: 35–47. doi: 10.1093/esr/jcl018
- Fair, R. C. (1977), “A Note on the Computation of the Tobit Estimator”, *Econometrics*, 45/7: 1723–1727. doi: 10.2307/1913962
- Fair, R. C. (1978), “A Theory of Extramarital Affairs”, *Journal of Political Economy*, 86/1: 45–61. doi: 10.1086/260646
- Fell, H., Kaffine, D. T. (2018), “The Fall of Coal: Joint Impacts of Fuel Prices and Renewables on Generation and Emissions”, *American Economic Journal: Economic Policy*, 10/2: 90–116. doi: 10.1257/pol.20150321
- Figari, F. (2012), “Cross-National Differences in Determinants of Multiple Deprivation in Europe”, *Journal of Economic Inequality*, 10/3: 397–418. doi: 10.1007/s10888-010-9157-9
- Fitzenberger, B. (1994), “A Note on Estimating Censored Quantile Regressions”, (*Econstor Discussion Paper No. 14*).
- Fitzenberger, B. (1997), “A Guide to Censored Quantile Regressions”, G. S. Maddala, C. R. Rao (Ed.), *Handbook of Statistics* (15. Baskı). Elsevier Science: 405–437.
- Fitzenberger, B., Hujer, R., MaCurdy, T. E., Schnabel, R. (2002), “Testing for Uniform Wage Trends in West-Germany: A Cohort Analysis Using Quantile Regressions for Censored Data”, B. Fitzenberger, R. Koenker, J. A. F. Machado (Ed.), *Economic Applications of Quantile Regression* (1. Baskı), New York: Springer-Verlag: 41-86.
- Fitzenberger, B., Koenker, R., Machado, J., Melly, B. (2022), “Economic Applications of Quantile Regression 2.0”, *Empirical Economics*, 62: 1–6. doi: 10.1007/s00181-021-02186-1

- Fitzenberger, B., Winker, P. (2007), “Improving The Computation of Censored Quantile Regressions”, *Computational Statistics and Data Analysis*, 52: 88–108. doi: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2007.01.013>
- Fox, J. (2016), *Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models* (3. Baskı). California: Sage Publication.
- Frees, E. W. (2004), *Longitudinal and Panel Data: Analysis and Applications in The Social Sciences*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Friedman, J. H., Stuetzle, W. (1981), “Projection Pursuit Regression”, *Journal of the American Statistical Association*, 76/376: 817–823. doi: 10.1080/01621459.1981.10477729
- Fusco, A. (2010), “The Relationship Between Income and Multiple Deprivation in Luxembourg: A Longitudinal Analysis”, (*« Luxembourg 2020 » Colloquium*).
- Fusco, A., Guio, A.-C., Marlier, E. (2010), “Characterizing The Income Poor and The Materially Deprived in European Countries” A. B. Atkinson, E. Marlier (Ed.), *Income and Living Conditions and Europe*, Belgium: Eurostat Statistical Books: 133–150.
- Galvao, A. F. (2011), “Quantile Regression for Dynamic Panel Data with Fixed Effects”, *Journal of Econometrics*, 164/1: 142–157. doi: 10.1016/J.JECONOM.2011.02.016
- Galvao, A. F., Gu, J., Volgushev, S. (2020), “On The Unbiased Asymptotic Normality of Quantile Regression with Fixed Effects”, *Journal of Econometrics*, 218: 178–215. doi: 10.1016/j.jecon.2019.12.017
- Galvao, A. F., Kato, K. (2016), “Smoothed Quantile Regression for Panel Data”, *Journal of Econometrics*, 193/1: 92–112. doi: 10.1016/J.JECONOM.2016.01.008
- Galvao, A. F., Kato, K. (2018), “Quantile Regression Methods for Longitudinal Data”, R. Koenker, V. Chernozhukov, X. He, L. Peng (Ed.), *Handbook of Quantile Regression*, Boca Raton: CRC Press Taylor and Francis Group: 363–380.
- Galvao, A. F., Lamarche, C., Lima, L. R. (2013), “Estimation of Censored Quantile Regression for Panel Data with Fixed Effects”, *Journal of the American Statistical Association*, 108/503: 1075–1089. doi: 10.1080/01621459.2013.818002
- Galvao, A. F., Poirier, A. (2019), “Quantile Regression Random Effects” *Annals of Economics and Statistics*, 134: 109–148. doi: 10.15609/annaeconstat2009.134.0109
- Galvao, A. F., Wang, L. (2015), “Efficient Minimum Distance Estimator for Quantile Regression Fixed Effects Panel Data”, *Journal of Multivariate Analysis*, 133: 1–26. doi: 10.1016/J.JMVA.2014.08.007

- Gamper-Rabindran, S., Khan, S., Timmins, C. (2010), “The Impact of Piped Water Provision on Infant Mortality in Brazil: A Quantile Panel Data Approach”, *Journal of Development Economics*, 92/2: 188–200. doi: 10.1016/J.JDEVECO.2009.02.006
- Gemicioğlu, S. (2022), “Hanehalkı Tipinin Yoksulluk ve Ekonomik Zorluk Çekme Riski Üzerindeki Etkisi”, *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 8/2: 121-142. doi: 10.20979/ueyd.1072998
- Geraci, M., Bottai, M. (2007), “Quantile Regression for Longitudinal Data Using The Asymmetric Laplace Distribution”, *Biostatistics*, 8/1: 140–154. doi: 10.1093/biostatistics/kxj039
- Geraci, M., Bottai, M. (2014), “Linear Quantile Mixed Models”, *Statistics and Computing*, 24: 461–479. doi: 10.1007/s11222-013-9381-9
- Gill, I. S., Montenegro, C. E., Dömeland, D. (2002), *Crafting Labor Policy: Techniques and Lessons from Latin America* (1. Baskı), Washington: The International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank.
- Goldberger, A. S. (1964), *Econometric Theory* (1. Baskı), New York: Wiley.
- Graham, B. S., Hahn, J., Poirier, A., Powell, J. L. (2018), “A Quantile Correlated Random Coefficients Panel Data Model”, *Journal of Econometrics*, 206/2: 305–335. doi: 10.1016/j.jeconom.2018.06.004
- Graham, B. S., Hahn, J., Powell, J. L. (2009), “The Incidental Parameter Problem in A Non-Differentiable Panel Data Model”, *Economics Letters*, 15: 181–182. doi: 10.1016/j.econlet.2009.07.015
- Greene, W. (1999), “Marginal Effects in The Censored Regression Model”, *Economics Letters*, 64/1: 43–49. doi: 10.1016/S0165-1765(99)00059-2
- Greene, W. (2004), “The Behaviour of The Maximum Likelihood Estimator of Limited Dependent Variable Models in The Presence of Fixed Effects”, *Econometrics Journal*, 7/1: 98-119. doi: 10.1111/j.1368-423X.2004.00123.x
- Greene, W. H. (2003), *Econometric Analysis* (5. Baskı), New Jersey: Prentice Hall.
- Gronau, R. (1974), “Wage Comparisons - A Selectivity Bias”, *Journal of Political Economy*, 82/6: 1119–1143. doi: 10.1086/260267
- Gujarati, D. N. (2004), *Basic Econometrics* (4. Baskı). The McGraw-Hill Companies.
- Guo, M., Li, H., Lin, W. (2021), “The Impact of Economic Growth, FDI, and Innovation on Environmental Efficiency of The Logistics Industry in Provinces Along The Belt and Road in China: An Empirical Study Based on The Panel Tobit Model”, *Science Progress*, 104/2: 1–24. doi: 10.1177/00368504211018054/FORMAT/EPUB

- Güriş, S., Çağlayan-Akay, E. (2018), *Ekonometri: Temel Kavramlar* (5. Baskı), İstanbul: DER Yayınları.
- Güriş, S., Çağlayan, E. (2007), *Ekonometrik Terimler Sözlüğü* (1. Baskı), İstanbul: Der'in Yayınları.
- Güriş, S., Kömüryakan, F. (2018), "Panel Kantil Modelleri ile Dış Borcu Etkileyen Faktörlerin Analizi: Gelişmekte Olan Ülkeler Uygulaması", S. Güriş (Ed.), *Uygulamalı Ekonometrik Araştırmalar*, İstanbul: DER Yayınları: 97–114.
- Guris, S., Sacakli Sacildi, I., Guneren Genc, E. (2015), "The Impact of The 2008 Crisis on Foreign Direct Investments: Panel Tobit Approach", *International Journal of Economic Perspectives*, 9/1: 50–60.
- Gustavsen, G. (2005), "Public Policies and the Demand for Carbonated Soft Drinks: A Censored Quantile Regression Approach", *XIth Congress of The European Association of Agricultural Economists*: 1–14.
- Gutenbrunner, C., Jurečková, J., Koenker, R., Portnoy, S. (1993), "Tests of Linear Hypotheses Based on Regression Rank Scores", *Journal of Nonparametric Statistics*, 2/4: 307–331. doi: 10.1080/10485259308832561
- Halleröd, B. (1998), "Poor Swedes, Poor Britons: A Comparative Analysis of Relative Deprivation", H. J. Andreß (Ed.), *Empirical Poverty Research in a Comparative Perspective*, Routledge: 283–311.
- Halleröd, B., Larsson, D., Gordon, D., Ritakallio, V. M. (2006), "Relative Deprivation: A Comparative Analysis of Britain, Finland and Sweden", *Journal of European Social Policy*, 16/4: 328–345. doi: 10.1177/0958928706068272
- Hao, L., Naiman, D. Q. (2007), *Quantile Regression*, California: SAGE Publications.
- Hardin, J. W., Hilbe, J. M. (2018), *Generalized Linear Models and Extensions* (4. Baskı). Texas: Stata Press.
- Harding, M., Lamarche, C. (2009), "A Quantile Regression Approach for Estimating Panel Data Models Using Instrumental Variables", *Economics Letters*, 104/3: 133–135. doi: 10.1016/J.ECONLET.2009.04.025
- Harding, M., Lamarche, C. (2012), "Quantile Regression Estimation of Panel Duration Models with Censored Data", *Advances in Econometrics*, 29: 237–267. doi: 10.1108/S0731-9053(2012)0000029014

- Harding, M., Lamarche, C. (2017), “Penalized Quantile Regression with Semiparametric Correlated Effects: An Application with Heterogeneous Preferences”, *Journal of Applied Econometrics*, 32/2: 342–358. doi: 10.1002/JAE.2520
- Hastie, T. J., Tibshirani, R. J. (1990), *Generalized Additive Models* (1. Baskı), Suffolk: Chapman and Hall/CRC.
- Hauser, R., Strengmann-Kuhn, W. (2005), “Changequal: Economic Change, Unequal Life Chances and Quality of Life”, (*EU Research on Social Sciences and Humanities EUR 21325*).
- Hausman, J. A. (1978), “Specification Tests in Econometrics”, *Econometrica*, 46/6: 1251–1271. doi: 10.2307/1913827
- Hausman, J. A., Wise, D. A. (1979), “Attrition Bias in Experimental and Panel Data: The Gary Income Maintenance Experiment”, *Econometrica*, 47/2: 455–473. doi: 10.2307/1914193
- Heckman, J. J. (1974), “Shadow Prices, Market Wages, and Labor Supply”, *Econometrica*, 42/4: 679–694. doi: 10.2307/1913937
- Heckman, J. J. (1979), “Sample Selection Bias as a Specification Error”, *Econometrica*, 47/1: 153–161. doi: 10.2307/1912352
- Heckman, J. J., MaCurdy, T. E. (1980), “A Life Cycle Model of Female Labour Supply”, *The Review of Economic Studies*, 47/1: 47–74. doi: 10.2307/2297103
- Hinkley, D. V., Revankar, N. S. (1977), “Estimation of The Pareto Law from Underreported Data”, *Journal of Econometrics*, 5: 1–11.
- Honoré, B. E. (1992), “Trimmed Lad and Least Squares Estimation of Truncated and Censored Regression Models with Fixed Effects”, *Econometrica*, 60/3: 533–565. doi: 10.2307/2951583
- Honoré, B. E., Kyriazidou, E., Powell, J. L. (2000), “Estimation of Tobit-Type Models with Individual Specific Effects”, *Econometric Reviews*, 19/3: 1–366. doi: 10.1080/07474930008800476
- Honoré, B., Vella, F., Verbeek, M. (2008), “Attrition, Selection Bias and Censored Regressions”, L. Mátyás, P. Sevestre (Ed.), *The Econometrics of Panel Data: Fundamentals and Recent Developments in Theory and Practice* (3. Baskı). Berlin: Springer (385-419).
- Hsiao, C. (2007), “Panel Data Analysis - Advantages and Challenges”, *Test*, 16/1: 1–22. doi: 10.1007/s11749-007-0046-x
- Hsiao, C. (2014), *Analysis of Panel Data* (3. Baskı), Cambridge: Cambridge University Press.
- Hu, L. (2002), “Estimation of a Censored Dynamic Panel Data Model”, *Econometrica*, 70/6: 2499–2517. doi: 10.2139/ssrn.223750

- Huber, P. J. (1967) “The Behavior of Maximum Likelihood Estimates Under Nonstandard Conditions”, L. M. LeCam, J. Neyman (Ed.), *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (1. Baskı), California: University of California: 221-233.
- Huang, Q., Zhang, H., Chen, J., He, M. (2017), “Quantile Regression Models and Their Applications: A Review”, *Journal of Biometrics and Biostatistics*, 8: 3. doi: 10.4172/2155-6180.1000354
- Humphreys, B. R. (2013), “Dealing with Zeros in Economic Data”, University of Alberta, Department of Economics, 1-27.
- Israel, S., Spannagel, D. (2019), “Material Deprivation in the EU: A Multi-level Analysis on the Influence of Decommodification and Defamilisation Policies”, *Acta Sociologica*, 62/2: 152–173. doi: 10.1177/0001699318778735
- Kalwij, A. S. (2003), “A Maximum Likelihood Estimator Based on First Differences for a Panel Data Tobit Model with Individual Specific Effects”, *Economics Letters*, 81/2: 165–172. doi: 10.1016/S0165-1765(03)00166-6
- Kalwij, A. S., Gregory, M. (2000), “Overtime Hours in Great Britain Over The Period 1975-1999: A Panel Data Analysis”, (*Discussion Paper Series No. 27*).
- Kang, S. J., Lee, M.-J. (2003), “Analysis of Private Transfers with Panel Fixed-Effect Censored Model Estimator”, *Economics Letters*, 80: 233–237. doi: 10.1016/S0165-1765(03)00083-1
- Karadağ, M. A. (2013), “Recent Developments in Poverty Measurement in Turkey”, *United Nations Economic Commission for Europe Conference of European Statisticians*: 1–12.
- Karadağ, M. A., Saraçoğlu, B. (2015), “Çok Boyutlu Yoksulluk Analizi: Türkiye-AB Karşılaştırması”, *Amme İdaresi Dergisi*, 48/4: 129-159.
- Karcı, Z., Bayram Arlı, N. (2018), “Maddi Yoksunluğu Etkileyen Değişkenlerin Lojistik Regresyon Analizi ile Belirlenmesi”, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23/3: 1039–1048.
- Kato, K., F. Galvao, A., Montes-Rojas, G. V. (2012), “Asymptotics for Panel Quantile Regression Models with Individual Effects”, *Journal of Econometrics*, 170/1: 76–91. doi: 10.1016/J.JECONOM.2012.02.007
- Kennedy, P. (2008), *A Guide to Econometrics* (6. Baskı). Malden: Blackwell Publishing.
- Kenny, L. W., Lee, L.-F., Maddala, G. S., Trost, R. P. (1979), “Returns to College Education: An Investigation of Self-Selection Bias Based on the Project Talent Data”, *International Economic Review*, 20/3: 775–789. doi: 10.2307/2526272

- Khan, S., Powell, J. L. (2001), “Two-Step Estimation of Semiparametric Censored Regression Models”, *Journal of Econometrics*, 103/1–2: 73–110. doi: 10.1016/S0304-4076(01)00040-9
- Kim, B. S., Maddala, G. S. (1992), “Estimation and Specification Analysis of Models of Dividend Behavior Based on Censored Panel Data”, B. Raj, B. H. Baltagi (Ed.), *Panel Data Analysis* (1. Baskı), Heidelberg: Physica-Verlag: 113–126.
- Kılınç, Z. S. (2020), Türkiye’de Kamusal Nakdi Yardımların Maddi Yoksunluk Üzerine Etkisi: Bir Mikroekonometri Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, Aydın Adnan Menderes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kmenta, J. (1986), *Elements of Econometrics* (2. Baskı). New York: Macmillan Publishing Company.
- Kniesner, T. J., Viscusi, W. K., Ziliak, J. P. (2010), “Policy Relevant Heterogeneity in The Value of Statistical Life: New Evidence from Panel Data Quantile Regressions”, *Journal of Risk and Uncertainty*, 40: 15–31. doi: 10.1007/s11166-009-9084-y
- Kobayashi, G., Kozumi, H. (2012), “Bayesian Analysis of Quantile Regression for Censored Dynamic Panel Data”, *Computational Statistics*, 27: 359–380. doi: 10.1007/s00180-011-0263-3
- Koenker, R. (1994), “Confidence Intervals for Regression Quantiles”, P. Mand, M. Huskova (Ed.), *Fifth Prague Symposium: Asymptotic Statistics*, Berlin: Springer-Verlag.
- Koenker, R. (2004), “Quantile Regression for Longitudinal Data”, *Journal of Multivariate Analysis*, 91/1: 74–89. doi: 10.1016/j.jmva.2004.05.006
- Koenker, R. (2005), *Quantile Regression* (1. Baskı), Cambridge: Cambridge University Press.
- Koenker, R. (2008), “Censored Quantile Regression Redux”, *Journal of Statistical Software*, 27/6: 1–25. doi: 10.18637/jss.v027.i06
- Koenker, R. (2017), “Quantile Regression: 40 Years On”, *Annual Review of Economics*, 9: 155–176. doi: 10.1146/annurev-economics-063016-103651
- Koenker, R., Bassett, G. (1978), “Regression Quantiles”, *Econometrica*, 46/1: 33–50. doi: 10.2307/1913643
- Koenker, R., Bassett, G. (1982), “Robust Tests for Heteroscedasticity Based on Regression Quantiles”, *Econometrica*, 50/1: 43–61. doi: 10.2307/1912528
- Koenker, R., Chernozhukov, V., He, X., Peng, L. (2018), *Handbook of Quantile Regression* (1. Baskı), Boca Raton: CRC Press Taylor and Francis Group.
- Koenker, R., d’Orey, V. (1987), “Algorithm AS 229: Computing Regression Quantiles”, *Journal of The Royal Statistical Society*, 36/3: 383–393. doi: 10.2307/2347802

- Koenker, R., d'Orey, V. (1994), "Remark AS R92: A Remark on Algorithm AS 229: Computing Dual Regression Quantiles and Regression Rank Scores", *Journal of The Royal Statistical Society*, 43/2: 410–414. doi: 10.2307/2986030
- Koenker, R., Hallock, K. F. (2001), "Quantile Regression", *Journal of Economic Perspectives*, 15/4: 143–156. doi: 10.1257/jep.15.4.143
- Koenker, R., Machado, J. A. F. (1999), "Goodness of Fit and Related Inference Processes for Quantile Regression", *Journal of the American Statistical Association*, 94/448: 1296–1310. doi: 10.2307/2669943
- Koenker, R., Park, B. J. (1996), "An Interior Point Algorithm for Nonlinear Quantile Regression", *Journal of Econometrics*, 71: 265–283. doi: 10.1016/0304-4076(96)84507-6
- Kömüryakan, F. (2019), Tesadüfî Katsayılı Panel Veri Modelleri: Çevresel Kuznets Eğrisinin Geçerliliğinin Analizi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kömüryakan, F., Çağlayan-Akay, E. (2022), "Türkiye’de Çocuk İşçiliğinin Simetrik ve Asimetrik Modeller ile Analizi: Logit, Probit, Log-log ve Clog-log", *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 40/4: 776–798. doi: 10.17065/huniibf.1069864
- Kotlikoff, L. J. (1979), "Testing the Theory of Social Security and Life Cycle Accumulation", *The American Economic Review*, 69/3: 396–410.
- Kyriazidou, E. (1997), "Estimation of a Panel Data Sample Selection Model", *Econometrica*, 65/6: 1335–1364. doi: 10.2307/2171739
- Kyriazidou, E. (2001), "Estimation of Dynamic Panel Data Sample Selection Models", *Review of Economic Studies*, 68: 543–572. doi: 10.1111/1467-937X.00180
- Lachos, V. H., Chen, M.-H., Abanto-Valle, C. A., Azevedo, C. L. N. (2015), "Quantile Regression for Censored Mixed-Effects Models with Applications to HIV Studies", *Statistics and Its Interface*, 8: 203–215. doi: 10.4310/SII.2015.v8.n2.a8
- Lamarche, C. (2010), "Robust Penalized Quantile Regression Estimation for Panel Data", *Journal of Econometrics*, 157/2: 396–408. doi: 10.1016/J.JECONOM.2010.03.042
- Lamarche, C. (2011), "Measuring the Incentives to Learn in Colombia Using New Quantile Regression Approaches", *Journal of Development Economics*, 96/2: 278–288. doi: 10.1016/J.JDEVECO.2010.10.003

- Lamarche, C. (2020), “Quantile Regression Methods”, K. F. Zimmermann (Ed.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics* (1. Baskı), Springer Nature: 1-15. doi: 10.1007/978-3-319-57365-6_42-1
- Lamarche, C. (2021), “Quantile Regression for Panel Data and Factor Models”, *Oxford Research Encyclopedia of Economics and Finance*: 1-28. doi: 10.1093/acrefore/9780190625979.013.669
- Lamarche, C., Parker, T. (2020), “Wild Bootstrap Inference for Penalized Quantile Regression for Longitudinal Data”, (*arXiv preprint arXiv:2004.05127*).
- Lancaster, T. (2000), “The Incidental Parameter Problem Since 1948”, *Journal of Econometrics*, 95: 391–413. doi: 10.1016/S0304-4076(99)00044-5
- Laplace, P. S. de. (1818), *Théorie Analytique des Probabilités: Supplément a la Théorie Analytique des Probabilités* (2. Baskı). Paris: Courcier.
- Lee, M.-J., Kong, L. (2014), “Quantile Regression for Longitudinal Biomarker Data Subject to Left Censoring and Dropouts”, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 43/21: 4628–4641. doi: 10.1080/03610926.2012.729641
- Lee, M.-J. (2010), *Micro-Econometrics: Methods of Moments and Limited Dependent Variables* (2. Baskı), New York: Springer.
- Lee, M.-J., Rahbar, M. H., Brown, M., Gensler, L., Weisman, M., Diekman, L., Reveille, J. D. (2018), “A Multiple Imputation Method Based on Weighted Quantile Regression Models for Longitudinal Censored Biomarker Data with Missing Values at Early Visits”, *BMC Medical Research Methodology*, 18/1. doi: 10.1186/s12874-017-0463-9
- Li, Q., Racine, R. S. (2007), *Nonparametric Econometrics: Theory and Practice* (1. Baskı), Princeton: Princeton University Press.
- Li, T., Oka, T. (2015), “Set Identification of The Censored Quantile Regression Model for Short Panels with Fixed Effects”, *Journal of Econometrics*, 188: 363–377. doi: 10.1016/j.jeconom.2015.03.005
- Lipsitz, S. R., Fitzmaurice, G. M., Molenberghs, G., Zhao, L. P. (1997), “Quantile Regression Methods for Longitudinal Data with Drop-outs: Application to CD4 Cell Counts of Patients Infected with the Human Immunodeficiency Virus”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 46/4: 463–476. doi: 10.1111/1467-9876.00084
- Liu, Y., Bottai, M. (2009), “Mixed-Effects Models for Conditional Quantiles with Longitudinal Data”, *International Journal of Biostatistics*, 5/1. doi: 10.2202/1557-4679.1186

- Lu, Y. C., Walker, R., Richard, P., Younis, M. (2020) “Inequalities in Poverty and Income Between Single Mothers and Fathers”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17/1: 135-150. doi: 10.3390/ijerph17010135
- Machado, J. A. F., Portugal, P., Guimaraes, J. (2006), “U.S. Unemployment Duration: Has Long Become Longer or Short Become Shorter?”, (*IZA Discussion Paper Series No. 2174*).
- Machado, J. A. F., Santos Silva, J. M. C. (2019), “Quantiles via Moments”, *Journal of Econometrics*, 213: 145–173. doi: 10.1016/j.jeconom.2019.04.009
- Mack, J., Lansley, S. (1985), *Poor Britain* (1. Baskı), London: George Allen and Unwin.
- Maddala, G. S. (1987), “Limited Dependent Variable Models Using Panel Data”, *The Journal of Human Resources*, 22/3: 307–338. doi: 10.2307/145742
- Maddala, G. S. (1992), *Introduction to Econometrics* (2. Baskı), New York: Macmillan Publishing Company.
- Marino, M. F., Farcomeni, A. (2015), “Linear Quantile Regression Models for Longitudinal Experiments: An Overview”, *Metron*, 73: 229–247. doi: 10.1007/s40300-015-0072-5
- Matano, A., Naticchioni, P. (2013), “Rent Sharing as A Driver of The Glass Ceiling Effect”, *Economics Letters*, 118/1: 55–59. doi: 10.1016/J.ECONLET.2012.09.011
- Melenberg, B., Van Soest, A. (1996), “Parametric and Semi-parametric Modelling of Vacation Expenditures”, *Journal of Applied Econometrics*, 11: 59–76. doi: 10.1002/(SICI)1099-1255(199601)11:1<59::AID-JAE371>3.0.CO;2-A
- Montenegro, C. (2001), “Wage Distribution in Chile: Does Gender Matter? A Quantile Regression Approach”, (*Policy Research Report on Gender and Development Working Paper Series No. 20*).
- Mosteller, F., Tukey, J. W. (1977), *Data Analysis and Regression: A Second Course in Statistics* (1. Baskı). Massachusetts: Addison-Wesley.
- Muffels, R., Fouarge, D. (2004), “The Role of European Welfare States in Explaining Resources Deprivation”, *Social Indicators Research*, 68: 299–330.
- Mussida, C., Parisi, M. L., Pontarollo, N. (2023), “Severity of Material Deprivation in Spanish Regions and The Role of The European Structural Funds”, *Socio-Economic Planning Sciences*, 88: 101651. doi: 10.1016/j.seps.2023.101651
- Nelder, J. A., Wedderburn, R. W. M. (1972), “Generalized Linear Models”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 135/3: 370–384. doi: 10.2307/2344614

- Nerlove, M., Sevestre, P., Balestra, P. (2008), "Introduction", L. Mátyás, Sevestre P. (Ed.), *The Econometrics of Panel Data: Fundamentals and Recent Developments in Theory and Practice* (3. Baskı). Berlin–Heidelberg: Springer.
- Newey, W. K. (2009), "Two-Step Series Estimation of Sample Selection Models", *The Econometrics Journal*, 12/S1: 217–229. doi: 10.1111/j.1368-423X.2008.00263.x
- Neyman, J., Scott, E. L. (1948), "Consistent Estimates Based on Partially Consistent Observations", *Econometrica*, 16/1: 1–32. doi: 10.2307/1914288
- Nguyen, H. C., Nordman, C. J., Roubaud, F. (2013), "Who Suffers the Penalty? A Panel Data Analysis of Earnings Gaps in Vietnam", *Journal of Development Studies*, 49: 1694–1710. doi: 10.1080/00220388.2013.822069
- Notten, G., Guio, A.-C. (2016), "The Impact of Social Transfers on Income Poverty and Material Deprivation", (*Improve Working Papers No. 16/17*).
- Notten, G., Guio, A.-C. (2020), "At The Margin: By How Much Do Social Transfers Reduce Material Deprivation in Europe?" (*Eurostat Statistical Working Papers*). doi: 10.2785/79558
- Oaxaca, R. (1973), "Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets", *International Economic Review*, 14/3: 693-709. doi: 10.2307/2525981
- Ou, Z., Zeng, F., Zhan, X. (2020), "Does Public Spending Structure Affect the Efficiency of Spending? Evidence from a Panel Tobit Model for Chinese Provinces", *International Journal of Management*, 2020/3: 206–223. doi: 10.32327/IJMESS.9.3.2020.11
- Özdamar, Ö., Kılınç, Z. S., Giovanis, E. (2021), "Türkiye’de İşsizliğin Ekstra Maliyeti ve İşsizlik Ödeneklerinin Maddi Yoksunluk Üzerine Etkisi", *İzmir İktisat Dergisi*, 36/3: 535–554. doi: 10.24988/ije.202136303
- Park, J. W., Genton, M. G., Ghosh, S. K. (2007), "Censored Time Series Analysis with Autoregressive Moving Average Models", *Canadian Journal of Statistics*, 35/1: 151–168. doi: 10.1002/cjs.5550350113
- Parzen, E. (1979), "Nonparametric Statistical Data Modeling", *Journal of The American Statistical Association*, 74/365: 105–121. doi: 10.2307/2286734
- Pesaran, M. H. (2015), "Testing Weak Cross-Sectional Dependence in Large Panels", *Econometric Reviews*, 34/6–10: 1089–1117. doi: 10.1080/07474938.2014.956623
- Ponomareva, M. (2010). "Quantile Regression for Panel Data Models with Fixed Effects and Small T: Identification and Estimation".

- Portnoy, S., Koenker, R. (1997), “The Gaussian Hare and the Laplacian Tortoise: Computability of Squared-Error versus Absolute-Error Estimators”, *Statistical Science*, 12/4: 279-300. doi: 10.1214/ss/1030037960
- Powell, J. L. (1991), “Estimation of Monotonic Regression Models under Quantile Restrictions”, W. Barnett, J. Powell, G. Tauchen (Ed.), *Nonparametric and Semiparametric Methods in Econometrics* (1. Baskı), Cambridge: Cambridge University Press.
- Powell, J. L. (1984), “Least Absolute Deviations Estimation for The Censored Regression Model”, *Journal of Econometrics*, 25/3: 303–325. doi: 10.1016/0304-4076(84)90004-6
- Powell, J. L. (1986), “Censored Regression Quantiles”, *Journal of Econometrics*, 32/1: 143–155. doi: 10.1016/0304-4076(86)90016-3
- Pyper, W. (2002), “Falling Behind”, *Statistics Canada: Perspectives on Labour and Income*, 3/7: 17–23.
- Ramsey, J. B. (1969), “Tests for Specification Errors in Classical Linear Least-Squares Regression Analysis”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 31/2: 350–371. doi: 10.1111/j.2517-6161.1969.tb00796.x
- Reece, W. S. (1979), “Charitable Contributions: New Evidence on Household Behavior”, *The American Economic Review*, 69/1: 142–151.
- Ringen, S. (1985), “Toward a Third Stage in the Measurement of Poverty”, *Acta Sociologica*, 28/2: 99–113. doi: 10.1177/000169938502800203
- Robinson, P. M. (1988), “Root-N-Consistent Semiparametric Regression”, *Econometrica*, 56/4: 931–954. doi: <https://doi.org/10.2307/1912705>
- Rosen, A. M. (2012), “Set Identification via Quantile Restrictions in Short Panels”, *Journal of Econometrics*, 166: 127–137. doi: 10.1016/j.jeconom.2011.06.011
- Rosenzweig, M. R. (1980), “Neoclassical Theory and the Optimizing Peasant: An Econometric Analysis of Market Family Labor Supply in a Developing Country”, *The Quarterly Journal of Economics*, 94/1: 31–55. doi: 10.2307/1884603
- Rowntree, B. S. (1901), *Poverty: A Study of Town Life*. Macmillan.
- Runciman, W. (1966), *Relative Deprivation and Social Justice: A Study of Attitudes to Social Inequality in Twentieth-Century England* (1. Baskı), London: Routledge and Kegan Paul.
- Schneider, W. (2005), “Econometric Reviews Likelihood Estimation for Censored Random Vectors”, *Econometric Reviews*, 24/2: 195–217. doi: 10.1081/ETC-200067925

- Selim, S., Bursalioglu, S. A. (2013), "Analysis of the Determinants of Universities Efficiency in Turkey: Application of the Data Envelopment Analysis and Panel Tobit Model", *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 89: 895–900. doi: 10.1016/J.SBSPRO.2013.08.952
- Sen, A. (1983), "Poor, Relatively Speaking", *Oxford Economic Papers*, 35/2: 153–169. doi: 10.1093/oxfordjournals.oep.a041587
- Sevä, I. J., Larsson, D. (2015), "Are The Self-employed Really That Poor? Income Poverty and Living Standard Among Self-employed in Sweden", *Society, Health and Vulnerability*, 6/1: 26148. doi: 10.3402/vgi.v6.26148
- Smith, L. B., Fuentes, M., Gordon-Larsen, P., Reich, B. J. (2015), "Quantile Regression for Mixed Models with An Application to Examine Blood Pressure Trends in China", *Annals of Applied Statistics*, 9/3: 1226–1246. doi: 10.1214/15-AOAS841
- Stewart, H., Blisard, N., Jolliffe, D. (2003), "Do Income Constraints Inhibit Spending on Fruits and Vegetables Among Low-Income Households?", *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 28/3: 465–480. doi: 10.22004/ag.econ.31064
- Sun, X., Peng, L., Manatunga, A., Marcus, M. (2016), "Quantile Regression Analysis of Censored Longitudinal Data with Irregular Outcome-Dependent Follow-Up", *Biometrics*, 72/1: 64–73. doi: 10.1111/BIOM.12367
- Swamy, P. A. V. B. (1970), "Efficient Inference in a Random Coefficient Regression Model", *Econometrica*, 38/2: 311–323. doi: 10.2307/1913012
- Tang, Y., Wang, H. J., He, X., Zhu, Z. (2012), "An Informative Subset-Based Estimator for Censored Quantile Regression", *Test*, 21: 635–655. doi: 10.1007/s11749-011-0266-y
- Tekgüç, H., Akbulut, B. (2022), "A Multidimensional Approach to the Gender Gap in Poverty: An Application for Turkey", *Feminist Economics*, 28/2: 119-151. doi: 10.1080/13545701.2021.2003837
- Tian, Y., Tang, M., Tian, M. (2018), "Joint Modeling for Mixed-Effects Quantile Regression of Longitudinal Data with Detection Limits and Covariates Measured with Error, with Application to AIDS Studies", *Computational Statistics*, 33: 1563–1587. doi: 10.1007/s00180-018-0812-0
- Tobin, J. (1958), "Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables", *Econometrica*, 26/1: 24–36. doi: 10.2307/1907382
- Townsend, P. (1979), *Poverty in the United Kingdom* (1. Baskı), Harmondsworth: Penguin Books.
- Townsend, P. (1987), "Deprivation", *Journal of Social Policy*, 16/2: 125–146. doi: 10.1017/s0047279400020341

- Tsakoglou, P., Papadopoulos, F. (2013), “Poverty, Material Deprivation and Multi-dimensional Disadvantage During Four Life Stages: Evidence from the ECHP”, *Poverty and Social Exclusion in Europe*, Edward Elgar Publishing. doi: 10.4337/9781781009710.00009
- Turgut, M. (2021), “Türkiye’nin Maddi Yoksunluk Oranındaki Değişimin İncelenmesi”, *International Journal of Financial Economics and Banking Practices*, 2/1: 63–108.
- Türk, T., Ünlü, H. (2016), “Yoksullukla Mücadele Politikaları: 2000 Sonrası Türkiye Örneği”, *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 7/14: 92–104. doi: 10.21076/vizyoner.245986
- Uğur, M. S. (2023), “Türkiye için Gelir Yoksulluğu ve Maddi Yoksunluğun Belirleyicileri: Çok Durumlu Probit Modeli”, *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 16/1: 224–240. doi: 10.25287/ohuiibf.1177542
- United Nations (2015), “Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development”. <https://sdgs.un.org/2030agenda>
- Uribe, J. M., Guillen, M. (2020), *Quantile Regression for Cross-Sectional and Time Series Data: Applications in Energy Markets Using R* (1. Baskı), Switzerland: Springer.
- Ünver, Ş., Alkan, Ö. (2020), “Türkiye’de Bireylerin Maddi Yoksunluk Durumlarını Etkileyen Faktörlerin Modellenmesi”, *Business and Management Studies: An International Journal*, 8/2: 1334–1370. doi: 10.15295/bmij.v8i2.1457
- Verbeek, M. J. C. M. (2004), *A Guide to Modern Econometrics*, (2. Baskı), Chichester: John Wiley and Sons.
- Verbeek, M. J. C. M., Nijman, T. E. (1990), “Testing for Selectivity Bias in Panel Data Models”, (*CentER Discussion Paper No. 1990-18*).
- Verbunt, P., Guio, A.-C. (2019), “Explaining Differences Within and Between Countries in the Risk of Income Poverty and Severe Material Deprivation: Comparing Single and Multilevel Analyses”, *Social Indicators Research*, 144: 827–868. doi: 10.1007/s11205-018-2021-1
- Wang, H. J., Fygenon, M. (2009), “Inference for Censored Quantile Regression Models in Longitudinal Studies”, *Annals of Statistics*, 37/2: 756–781. doi: 10.1214/07-AOS564
- Wang, Q., Chen, S. (2021), “Moment Estimation for Censored Quantile Regression”, *Econometric Reviews*, 40/9: 815–829. doi: 10.1080/07474938.2021.1889207
- Wang, S., Zeng, J., Liu, X. (2019), “Examining The Multiple Impacts of Technological Progress on CO2 Emissions in China: A Panel Quantile Regression Approach”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 103: 140–150. doi: 10.1016/J.RSER.2018.12.046

- Wang, Z., Ding, J., Sun, L., Wu, Y. (2018), “Tobit Quantile Regression of Left-Censored Longitudinal Data with Informative Observation Times”, *Statistica Sinica*, 28/1: 527–548. doi: 10.5705/ss.202016.0527
- Whelan, C. T., Layte, R., Maître, B. (2002). “Persistent Deprivation in the European Union”, *Journal of Contextual Economics–Schmollers Jahrbuch*, 122(1): 31–53. doi: 10.3790/schm.122.1.31
- Whelan, C. T., Maître, B. (2012), “Understanding Material Deprivation: A Comparative European Analysis”, *Research in Social Stratification and Mobility*, 30/4: 489–503. doi: 10.1016/j.rssm.2012.05.001
- Wilcoxon, F. (1945), “Individual Comparisons by Ranking Methods”, *Biometrics Bulletin*, 1/6: 80–83. doi: 10.2307/3001968
- Wirth, H., Pforr, K. (2022), “The European Union Statistics on Income and Living Conditions after 15 Years”, *European Sociological Review*, 38/5: 832–848. doi: 10.1093/esr/jcac024
- Witte, A. D. (1980), “Estimating the Economic Model of Crime with Individual Data”, *The Quarterly Journal of Economics*, 94/1: 57–84. doi: 10.2307/1884604
- Wooldridge, J. M. (2002), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data* (1. Baskı), Cambridge: MIT Press.
- Wooldridge, J. M. (2013), *Introductory Econometrics* (5. Baskı), Mason: South Western Cengage Learning.
- Xiao, L. Q., Hou, B., Wang, Z. F., Wu, Y. H. (2014), “Computational Statistics and Data Analysis Random Weighting Approximation for Tobit Regression Models with Longitudinal Data”, *Computational Statistics and Data Analysis*, 79: 235–247. doi: 10.1016/j.csda.2014.05.020
- Xiao, L.-Q., Wang, Z.-F., Wu, Y.-H. (2018), “Composite Quantile Regression Estimation for Left Censored Response Longitudinal Data”, *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, 34/4: 730–741. doi: 10.1007/s10255-018-0782-6
- Xiaowen, D., Libin, J., Yuzhu, T., Maozai, T., Manlai, T. (2020), “Quantile Regression for Panel Data Models with Fixed Effects Under Random Censoring”, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 49/18: 4430–4445. doi: 10.1080/03610926.2019.1601221
- Yu, K., Lu, Z., Stander, J. (2003), “Quantile Regression: Applications and Current Research Areas”, *Journal of The Royal Statistical Society*, 52/3: 331–350. doi: 10.1111/1467-9884.00363
- Yu, K., Moyeed, R. A. (2001), “Bayesian Quantile Regression”, *Statistics and Probability Letters*, 54: 437–447. doi: 10.1016/S0167-7152(01)00124-9

Yu, K., Zhang, J. (2005), “A Three-Parameter Asymmetric Laplace Distribution and Its Extension”, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 34/9–10: 1867–1879. doi: 10.1080/03610920500199018

Želinský, T., Mysíková, M., Ng, J. W. J. (2021), “Choosing An Optimal Material Deprivation Indicator Threshold”, *Applied Economics Letters*, 28/2: 100-104. doi: 10.1080/13504851.2020.1734181

