



**T.C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI**

**U.Ü. S.B.E.
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI**

**YARI PARAMETRİK PANEL MULTİNOMİNAL
TERCİH MODELLERİ VE BİR UYGULAMA
DOKTORA TEZİ**

**NURSEFA
YAVUZ**

**BURSA
2022**

YARI PARAMETRİK PANEL MULTİNOMİNAL TERCİH MODELLERİ VE BİR UYGULAMA

DOKTORA TEZİ

Nursefa YAVUZ

BURSA-2022



**T.C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
EKONOMETRİ BİLİM DALI**

YARI PARAMETRİK PANEL MULTİNOMİNAL TERCİH MODELLERİ VE BİR UYGULAMA

DOKTORA TEZİ

Nursefa YAVUZ

**Danışman:
Prof. Dr. Mustafa SEVÜKTEKİN**

BURSA-2022

ÖZET

Yazar Adı ve Soyadı : Nursefa Yavuz
Üniversite : Bursa Uludağ Üniversitesi
Enstitü : Sosyal Bilimler Enstitüsü
Anabilim Dalı : Ekonometri
Bilim Dalı : Ekonometri
Tezin Niteliği : Doktora Tezi
Mezuniyet Tarihi : / / 2022
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Mustafa Sevüktekin

YARI PARAMETRİK PANEL MULTİNOMİNAL TERCİH MODELLERİ VE BİR UYGULAMA

Ekonomide pazarlama ve tüketici davranışları önemli bir yere sahiptir. Tüketicinin satın alma davranışı kültürel, sosyal, kişisel, psikolojik vb. faktörlerden etkilenmektedir. Tüketiciler her gün birçok satın alma kararı alır. Satın alma kararı pazarlamacıların çabalarının odak noktası haline gelmiştir. Pek çok şirket tüketicilerin satın alma kararlarını; nerede, ne zaman, ne kadar ve ne satın aldıklarını ciddi bir şekilde araştırmakta ve bu araştırmalara önemli bütçeler ayırmaktadır. Bu çalışmada tüketicilerin davranışlarını etkileyen faktörleri belirlemek için Sabit Etkili Logit Modeli, Sabit Etkili Multinomial Logit Modeli ve Rassal Etkili Multinomial Logit Modeli parametrik En Çok Olabilirlik Yöntemi ile tahmin edilmiştir. Parametrik modellerde varsayımların sağlanmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Sabit Etkili Multinomial Logit Modeli esnek yoğunluk fonksiyonu hesaplayan ve yarı parametrik bir yöntem olan Döngüsel Monotonluk Yöntemi ile tahmin edilmiştir. Analizlerde tasarruf finansman sektöründe faaliyet gösteren bir şirketin 2021 yılına ait verileri kullanılmıştır. Panel verilerin birim boyutunu İstanbul'da yer alan 22 şube, zaman boyutunu 2021 yılına ait 52 hafta oluşturmaktadır. Tüketicilerin finansman ürünü ve finansman türü tercihlerini finansman ücreti, iskonto ve referansın nasıl etkilediği araştırılmıştır. Tüketicilerin finansman ürünü tercihini finansman ücretinin önemli derecede etkilediği belirlenmiştir. Finansman ücretinde yapılan iskontonun ve referansın müşterilerin ürün tercihleri üzerinde büyük bir etkisinin olmadığı belirlenmiştir. Sonuçlar ürünlere yönelik kampanyaların düzenlenmesinde ve şirketin likidite oranının izlenmesinde önemli bilgiler sağlamaktadır. Ayrıca parametrik ve yarı parametrik tahminler karşılaştırılmış ve yarı parametrik tahmin yöntemi esnek bir tahmin sağladığı için daha uygun bir tahmin yöntemi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yarı Parametrik Modeller, Panel Veri Modelleri, Tüketici Davranışı, Multinomial Tercih Modeli

ABSTRACT

Name & Surname : Nursefa Yavuz
University : Bursa Uludağ University
Institute : Institute of Social Sciences
Field : Econometrics
Branch : Econometrics
Degree Awarded : PhD
Degree Date : / / 2022
Supervisor : Prof. Dr. Mustafa Sevüktekin

SEMIPARAMETRIC PANEL MULTINOMIAL CHOICE MODELS AND AN APPLICATION

Marketing and consumer behavior have an important place in the economy. Consumer's purchasing behavior can be cultural, social, personal, psychological, etc. affected by factors. Consumers make many purchasing decisions every day. The purchasing decision has become the focus of marketers' efforts. Many companies seriously research where, when, how much and what consumers buy, and allocate significant budgets to these researches. In this study, Fixed Effect Logit Model, Fixed Effect Multinomial Logit Model and Random Effect Multinomial Logit Model were estimated by parametric Maximum Likelihood Method to determine the factors affecting consumer behavior. It was concluded that the assumptions were not met in the parametric models. The Fixed Effect Multinomial Logit Model was estimated by the Cyclic Monotonicity Method, which is a semi-parametric method that calculates the elastic density function. In the analysis, the data of a company operating in the Savings Finance sector for the year 2021 were used. The unit size of the panel data is 22 branches in Istanbul, and the time dimension is 52 weeks for 2021. It has been researched how the financing fee discount and the reference affect the financing product and financing type preferences of the consumers. It was determined that the financing fee significantly effected the consumers' choice of financing products. It has been determined that the discount and reference made in the financing fee do not have a great effect on the product preferences of the customers. The results provide important information in organizing campaigns for products and monitoring the company's liquidity ratio. In addition, parametric and semi-parametric estimations were compared and it was concluded that semi-parametric estimation method is a more suitable estimation method because it provides a elastic estimation.

Keywords: Semi Parametric Models, Panel Data Models, Consumers Behavior, Multinomial Choice Model

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca bana her konuda örnek olan, fikirlerini, emeğini ve desteğini esirgemeyen kıymetli hocam Sayın Prof. Dr. Mustafa Sevüktekin'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Bu tezin her aşamasında örnek çalışmaları ve yardımları için Sayın Prof. Dr. Xiaoxia Shi'ye teşekkürü bir borç bilirim. Son olarak her zaman yanımda olan bütün aileme sabırları ve destekleri için teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÖNSÖZ	iii
İÇİNDEKİLER	iv
TABLolar	vii
ŞEKİLLER.....	viii
KISALTMALAR	ix
SİMGELER.....	x
1.GİRİŞ	1
2. REGRESYON MODELLEMESİ	3
2.1. Parametrik Olmayan Tahmin Kavramı	5
2.2. Yarı Parametrik Tahmin Kavramı.....	7
2.3. Yoğunluk Fonksiyonu.....	7
2.4. Düzgünleştirme Kavramı	8
2.5. Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri	11
2.5.1. <i>Optimal Düzgünleştirme</i>	12
2.5.2. <i>En Küçük Kareler Çapraz Doğrulama Seçicisi</i>	13
2.5.3. <i>Plug-in Seçicisi</i>	15
2.5.4. <i>Diğer Seçiciler</i>	16
2.6. Parametrik Olmayan Yoğunluk Fonksiyonu Tahmincileri	16
2.6.1. <i>Kernel Tahminci</i>	16
2.6.2. <i>k-En Yakın Komşu Tahminci</i>	19
2.6.3. <i>Yerel Polinom Tahminci</i>	20
2.6.4. <i>Spline Tahminci</i>	22
2.6.5. <i>Seri Tahminci</i>	23
2.7. Parametrik Olmayan Regresyon	24
3. İKİLİ NİTEL BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ.....	28
3.1. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modeli	29
3.2. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modelinin Tahmini	30
3.3. Katsayıların Testi	32
3.4. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Sabit Etkiler Modeli	34
3.5. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Sabit Etkiler Modelinin Tahmini	34
3.6. Manski'nin İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modeli	35

3.7. Parametrik Olmayan Sabit Etkili Logit Modeli	38
3.8. Parametrik Olmayan Sabit Etkili Logit Modelin Tahmini.....	39
3.9. Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modellerinde Varsayımlar	40
4. SINIRLI BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ	43
4.1. Sabit Etkili Sansürlü Regresyon Modeli	44
4.2. Sabit Etkili Sansürlü Regresyon Modelinin Tahmini	45
4.3. Sabit Etkili Kesilmiş Regresyon Modeli.....	46
4.3.1. Sabit Etkili Kesilmiş Regresyon Modelinin Tahmini	47
4.3.2. Kesilmiş Regresyon Modelinde Değişen Varyans.....	48
4.4. Sabit Etkili Örnek Seçim Modeli	49
4.5. Sabit Etkili Örnek Seçim Modelinin Tahmini	52
4.6. Diğer Tobit Tipi Panel Veri Modelleri.....	53
4.7. Sınırlı Bağımlı Değişkenli Modellerde Varsayımlar	55
5. ÇOKLU NİTEL BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ	58
5.1. Panel Multinomial Tercih Modeli	62
5.2. Panel Multinomial Tercih Modelinin Varsayımları.....	64
5.3. Panel Multinomial Tercih Modelinin Tanımlama Stratejisi	67
5.4. Panel Multinomial Tercih Modelinin Anakütle Kriter Fonksiyonu.....	70
5.5. Panel Multinomial Tercih Modelinin Tahmini	72
5.5.1. Birinci Aşama: Parametrik Olmayan Regresyon.....	73
5.5.2. İkinci Aşama: Ekstremum Tahmini	74
5.5.3. Geriye Uyum Algoritması	77
5.6. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modellerinde Varsayımlar	79
6. TÜKETİCİ DAVRANIŞLARINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER VE AMPİRİK UYGULAMA	80
6.1. Tüketici Davranışı Kavramı	83
6.2. Tüketici Davranışını Etkileyen Faktörler.....	83
6.2.1. Tüketici Davranışını Etkileyen Kültürel Faktörler	83
6.2.2. Tüketici Davranışını Etkileyen Sosyal Faktörler	84
6.2.3. Tüketici Davranışını Etkileyen Kişisel Faktörler.....	85
6.2.4. Tüketici Davranışını Etkileyen Psikolojik Faktörler.....	86
6.3. Tüketici Davranışı Modeli	87
6.4. Pazarlama	88
6.4.1. Pazarlama Stratejisi.....	89

6.4.2. Pazarlama Karması	90
6.5. Ampirik Uygulama.....	92
6.6. Veri ve Değişken.....	93
6.7. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Tahmini.....	98
6.7.1. Değişkenlerin Grafikleri	98
6.7.2. Tanımlayıcı İstatistikler	101
6.7.3. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modelin Parametrik Tahmini	102
6.8. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Tahmini	103
6.8.1. Değişkenlerin Grafikleri	103
6.8.2. Tanımlayıcı İstatistikler	111
6.8.3. Çoklu Bağımlı Değişkenli Modellerin Parametrik Tahmini	112
6.8.4. Çoklu Bağımlı Değişkenli Modellerin Yarı Parametrik Tahmini	130
7. TARTIŞMA VE SONUÇ	133

TABLÖLAR

Tablo 1. Kerneller ve Etkileri.....	19
Tablo 2. Tüketici Davranışı Modeli	87
Tablo 3. Kategorik Değişkenlerin Tanımları	94
Tablo 4. Sürekli Değişkenlerin Tanımları.....	95
Tablo 5. Finansman Türü Panel Verisi	96
Tablo 6. Finansman Ürünü Panel Verisi	97
Tablo 7. Finansman Türüne Göre Tanımlayıcı İstatistikler	101
Tablo 8. Parametrik Sabit Etkili Logit Modeli Tahmini (Model 1).....	102
Tablo 9. Parametrik Sabit Etkili Logit Modeli Tahmini (Model 2).....	103
Tablo 10. Finansman Ürününe Göre Tanımlayıcı İstatistikler	112
Tablo 11. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Modeli Tahmini (Model 3, 1.Dönem).....	113
Tablo 12. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 3, 2.Dönem).....	115
Tablo 13. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 3, 3.Dönem).....	117
Tablo 14. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 3, 4.Dönem).....	119
Tablo 15. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 1.Dönem).....	121
Tablo 16. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 2.Dönem).....	123
Tablo 17. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 3.Dönem).....	125
Tablo 18. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 4.Dönem).....	127
Tablo 19. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 5)	129
Tablo 20. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinomial Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 3).....	130
Tablo 21. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinomial Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 4).....	131
Tablo 22. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinomial Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 5).....	132

ŞEKİLLER

Şekil 1. İskonto Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)	98
Şekil 2. Referans Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)	99
Şekil 3. Ücret Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)	99
Şekil 4. Pazarpayı Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)	100
Şekil 5. İskonto Değişkeninin Bar Grafiği	104
Şekil 6. Referans Değişkeninin Bar Grafiği	105
Şekil 7. Ücret Değişkeninin Bar Grafiği	105
Şekil 8. İskonto Değişkeninin Ridgeline Grafiği	106
Şekil 9. Referans Değişkeninin Ridgeline Grafiği	107
Şekil 10. Ücret Değişkeninin Ridgeline Grafiği	107
Şekil 11. İskonto, Pazar Payı ve Ücret Değişkenlerinin 3D Grafiği	108
Şekil 12. İskonto Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği	109
Şekil 13. Referans Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği	109
Şekil 14. Ücret Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği	110
Şekil 15. Pazarpayı Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği	111

KISALTMALAR

MSE	: Ortalama Hata Kare (Mean Squared Error)
MISE	: Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare (Integrated Mean Squared Error)
AMISE	: Asimptotik Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare (Asymptotic Integrated Mean Squared Error)
K-NN	: K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)
LSCV	: En Küçük Kareler Çapraz Doğrulama Seçicisi (Least Squares Cross Validation)
ISE	: Birleştirilmiş Hata Kareyi (Integrated Squared Error)
DPI	: Doğrudan Plug-In (Direct Plug-In)
AIC	: Akaike'nin Bilgi Kriteri (Akaike's Information Criterion)
I.I.D.	: Özdeş Bağımsız Dağılım (Identical Independent Distribution)
EKK	: En Küçük Kareler (Ordinary Least Squares)
LAD	: En Küçük Mutlak Sapmalar (Least Absolute Deviations)
IIA	: İlişkisiz Alternatiflerin Bağımsızlığı (Independence of Irrelevant Alternatives)
MNL	: Multinomial Logit Modeli
MLR	: Makine Öğrenme (Machine Learning)
AIO	: Aktiviteler, İlgi Alanları ve Görüşler (Activities, Interests and Opinions)
4P	: Ürün, Fiyat, Yer ve Tutundurma (Product, Price, Place and Promotion)
7P	: Ürün, Fiyat, Yer, Tutundurma, İnsan, Süreç ve Fiziksel Çevre (Product, Price, Place, Promotion, People, Process and Physical Evidence)
SQL	: Yapılandırılmış Sorgu Dili (Structured Query Language)

SİMGELER

μ	:Ortalama
β	:Parametre
σ^2	:Varyans Terimi
σ	:Standart Sapma
$\sigma_0(.)$	:Değişen Varyans Fonksiyonu
$G(.)$	:Bilinmeyen Bir Fonksiyon
θ	:Sonlu Boyutlu Parametre
$f(.)$	:Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu
$\int$	:İntegral İşareti
$m(.)$	:Nonparametrik Fonksiyon
$W(.)$	:Ağırlık Dizisi
h	:Düzgünleştirme Parametresi
$E[.]$	:Beklenen Değer
$K(.)$	:Kernel Fonksiyonu
ψ_r	:Bilinmeyen Yoğunluk Fonksiyonu
$\phi_j(.)$	:Ortogonal Temel Fonksiyon
$I(.)$	:Gösterge Fonksiyonu
v	:Regresör
u	:Hata Terimi
τ	:Transpoz
z	:Rassal Vektör
$\theta(.)$	:Bilinmeyen Bir Fonksiyon
A_n	:Pozitif Tanımlı Matris
$\eta(.)$	:Yarı Parametrik Fonksiyon
$\ \quad \ $	:Öklit Uzunluğu
Ξ	:Simetrik Kayıp Fonksiyon
δ_{ijt}	:İndeks
$\Omega, \mathfrak{F}, \mathbb{P}$	:Olasılık Uzayı
$\mathbb{S}^1$	:Birim Çember
$\mathbb{S}^2$	:Birim Küre

1.GİRİŞ

Mikro ekonomik alanlardaki verilerin analizinde nitel tercih modelleri sıklıkla tercih edilmektedir. Nitel tercih modelleri bağımlı değişkenin kategori sayısına ve kategorilerin aralarındaki ilişkilere göre farklılaşmaktadır. Nitel tercih modellerinde bağımlı değişken kategorik değişkendir. Nitel Tercih Modelleri fayda teorisi üzerine kurulan modeller olduğu için nitel bağımlı değişkenin gerçekleşme olasılığı hesaplanır. Bağımlı değişken iki kategorili ise doğrusal olasılık modeli, logit modeli ve probit modeli (vb.), bağımlı değişken ikiden fazla kategori içeriyorsa multinominal tercih modeli (vb.) isimlerini almaktadır. Nitel tercih modellerinde bağımsız değişkenlerin süreksiz (kesikli/kategorik) ya da sürekli değişken olması önemli değildir. Ancak bağımlı değişkenin kategorik bir değişken olması gerekmektedir. Dolayısıyla nitel tercih modellerinin dağılımı da değişmektedir.

Ekonomik olaylar her zaman sürekli değerler almamaktadır. Ekonometrik analizlerde de her zaman sürekli veri ile çalışılmamaktadır. Verilerin kategorik olduğu durumlarda olmaktadır. Genellikle mikro ekonomik alanlarda belli bir zaman döneminde yatay kesit veri (birey, hane halkı, firma vb.) ile analiz yapılmaktadır. Ancak son yıllarda panel veri analizleri ivme kazanmıştır. Panel veri hem birimin hem de zamanın değişken olduğu bir veri tipidir. Birim boyutu ile zaman boyutunun birleştiği durumda analizler oldukça zorlaşmaktadır. Gelişen tahmin teknikleri panel veri kaynağında nitel tercih modellerinin tahminine olanak sağlamaktadır.

Genellikle bilindiği halde ihmal edilen varsayımlardan biri ekonometrik bir modelin fonksiyonel şeklinin doğrusal olmasıdır. Değişkenler arasındaki ilişki doğrusal olduğunda panel veri modellerinin tahmini parametrik tahmin teknikleri ile mümkün olmaktadır. Ancak araştırılan mikro ekonomik değişkenler arasındaki ilişkinin fonksiyonel şekli ile ilgili bir teori ya da ön bilgi olmadığında doğrusal olmayan yöntemler kullanılabilir. Yarı parametrik panel multinominal tercih modelleri yarı parametrik yöntemlerle tahmin edilebilmektedir. Bu modellerde hem parametrik hem de parametrik olmayan değişkenler birlikte tahmin edilebilmektedir. Bu tahmin yöntemi robust standart hatalar vermektedir. Bu çalışmanın amacı yarı parametrik panel nitel tercih modellerinin tahmini ile mikro ekonomik olayların analizine robust bir tahmin yöntemi sunmaktır.

Panel veri son yıllarda oldukça fazla kullanılan veri tipidir. Mikro ekonometrik yöntemlerde mikro ekonomik çalışma alanlarında oldukça fazla tercih edilen yöntemlerdendir. Multinomial tercih modelleri mikro ekonometrik yöntemlerden biridir. Panel veri kaynağında multinomial tercih modelleri mikro ekonomik olayların analizine imkan sunmaktadır. Bu modeller ile yarı parametrik tahmin literatürüne katkıda bulunmaktadır. Robust tahmin tekniklerinin daha etkin kullanılması sağlanmaktadır. Zaman boyutu ile birlikte birime inerek daha etkin araştırmalar yapılmaktadır.

Bu çalışmada verilerin düzenlenmesi, modellerin tahmini ve testi aşamasında R Studio ve MATLAB programları kullanılmaktadır.

Bu bölüm giriş bölümü olarak tezin ilk bölümü olmaktadır. İkinci bölümde regresyon modellemesine yer verilmektedir. Bu bölümde parametrik olmayan ve yarı parametrik kavramlar, yoğunluk tahmincisi, düzgünleştirme parametresi, parametrik olmayan tahminci, parametrik olmayan regresyon vb. konularına yer verilmektedir. Üçüncü bölümde ikili nitel bağımlı değişkenli panel veri modellerinin yarı parametrik yaklaşımına yer verilmektedir. Dördüncü bölümde sınırlı bağımlı değişkenli panel veri modellerinin yarı parametrik yaklaşımına yer verilmektedir. Beşinci bölümde çoklu bağımlı değişkenli panel veri modellerinin yarı parametrik yaklaşımına yer verilmektedir. Altıncı bölümde tüketici davranışlarını etkileyen faktörler ile ampirik uygulamanın amacı, kapsamı, veri ve değişken, test ve tahmin sonuçları detaylı bir şekilde anlatılmaktadır. Son olarak yedinci bölümde sonuçlar değerlendirilmektedir.

2. REGRESYON MODELLEMESİ

Regresyon analizi iki ya da daha çok değişken arasındaki ilişkiyi ölçmek için kullanılan analiz yöntemidir. Eğer tek bir değişken kullanılarak analiz yapılıyorsa bu tek değişkenli regresyon analizi, birden çok değişken kullanılıyorsa çok değişkenli regresyon analizi olarak adlandırılmaktadır. Modelleme bilinmeyen olayları, karşılaştığımız problemleri, kurguladığımız hipotezleri test etmemize yardımcı olan bir yöntemdir. Ekonometride modelleme, regresyon yöntemiyle yapılmaktadır. Regresyon modellemesinde kullanılan teknikler bu bölümde açıklanmaktadır. Bu bölümde ayrıca parametrik regresyon modellerinden parametrik olmayan regresyon modellerine geçilmesinin gerekçeleri anlatılmaktadır.

İstatistik diğer çalışma tasarım alanları arasında bulunan hipotez testi, tahmin ve öngöründen oluşmaktadır. Bu tasarım bir analistin gelecekteki gözlemler için doğru tahminleri yapacak modelleri geliştirmesini sağlamaktadır. Öngörü, hipotez testinin ve tahmininin bir üst kümesi olarak düşünülebilir (Harrell Jr, 2015, s. 1).

Çok değişkenli modeller için sonsuz çeşitli kullanım vardır. Öngörü modelleri finansal performansı tahmin etmek, tüketicinin satınalma ve borcunu geri ödeme davranışlarını modellemek için uzun süredir kullanılmaktadır.

Ekolojide bir balık türünün bir gölden kaybolabilme olasılığını öngörmek için regresyon modelleri kullanılır.

Bir ürün ömrünü tahmin etmek için hayatta kalma modelleri kullanılmıştır. Mekanik bir parçanın yakıldığında geçen süre, tek kullanımlık bir bebek bezinin satürasyonuna¹ kadar geçen süre hayatta kalma modellerine örnek verilebilir.

Modeller diğer kişisel özellikleri dikkate alındığında ırk veya cinsiyetin işe alım veya terfi için temel olarak kullanılıp kullanılmadığını belirlemek amacıyla ayrımcılık davalarında yaygın olarak kullanılır.

Çok değişkenli modeller ekonomik alanların dışında tıp, epidemiyoloji, biyoistatistik, sağlık hizmetleri araştırması, ilaç araştırmaları ve ilgili alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Harrell Jr, 2015, s. 3).

İstatistiksel analizlerde sıklıkla kullanılan başlıca üç tip veri seti vardır. Bunlar yatay kesit, zaman serisi ve panel veridir. Yatay kesit verilerin kendine özgü durumları vardır.

¹ Satürasyon'un (saturation) kelime karşılığı "doyum" dur.

Birimden birime farklılık fazla olduğundan değişen varyans problemi ortaya çıkmaktadır. Modeller ilgili problemleri minimize eden tahmin yöntemleri ile tahmin edilmektedir. Zaman serisi verisinde zamana özgü durumlar ortaya çıkmaktadır. Veri seti zamana bağlı özellikler göstermektedir. En önemlisi durağanlık problemidir. Analize başlamadan önce sahte regresyon problemi ile karşılaşmamak için verilerin durağanlık varsayımını sağlayıp sağlamadığı kontrol edilir. Sağlamıyorsa gerekli düzeltmeler yapıldıktan sonra model tahminlerine geçilmektedir.

Panel verilerin de kendine özgü problemleri bulunmaktadır. Bu veri tipinde değişen varyans ve durağanlık problemlerinin yanı sıra yatay kesit bağıllık problemi bulunmaktadır. Bu problem bir birimde meydana gelen şokların etkisinin diğer birimleri etkileyip etkilemediğini ifade etmektedir.

Klasik regresyonda bağımlı değişken sürekli veri ise kullanılan model farklı, bağımlı değişken kategorik veri ise kullanılan model farklıdır. Bunun sebebi regresyonun fonksiyonel yapısının değişmesidir. Dolayısıyla bu modelleri tahmin etmek için gerekli olan yoğunluk fonksiyonları da değişmektedir. Klasik regresyonun dağılımı normal dağılım gösterirken ikili nitel tercih modellerinin dağılımları binom, lojistik vb. dağılım göstermektedir. Multinomial tercih modellerinin dağılımı weibull dağılmaktadır. Regresyonun dağılımı bağımlı değişkenin sürekli, kategorik vb. özelliklerine bağlı olarak değiştiği görülmektedir.

Kullanılan veri tipi ne olursa olsun bir regresyonun fonksiyonel şekli onun tahmini için bilgi vermektedir. Regresyonun tahmini için kullanılan yöntemler regresyonun fonksiyonel yapısına göre değişim göstermektedir. Bu fonksiyonel yapı matematik denklemlerinin dereceleri ile yakından bağlantılıdır. Regresyonların fonksiyonel şekli kuadratik, kübik ve polinom vb. olabilmektedir.

Doğrusal regresyon en klasik ve en yaygın olarak kullanılan tekniklerden biridir. Değişkenler ile model tahmin edilirken verilerin bir doğruya uygun olması istenmektedir. Doğruyla açıklanamayan kısım genellikle hata terimi olarak değerlendirilir. Doğrusal regresyon tekniği, bağımlı değişkenin ortalaması doğrusal ise çok kullanışlıdır. Yaygın olarak kullanılan belirleme tekniği dağılım grafiğidir.

Temsili X ile Y 'nin grafiği çizildiğinde doğrusal ya da doğrusal olmayan model ortaya çıkmaktadır. Bu belirsiz bir düzgünleştiriciye dayanmaktadır. Ancak düzgünleştirici, verileri görselleştirmeden başka bir şekilde açıklayamamaktadır (Fan & Gijbels, 1996).

Görselleştirme sonucunda model doğrusal ise doğrusal regresyon teknikleri kullanılmaktadır. Ancak görselleştirme modelin doğrusal olmadığını gösteriyorsa popüler bir yaklaşım olan polinom regresyon kullanılarak parametre sayısı arttırılmaktadır. Bu yaklaşım yaygın olarak kullanılsa da birkaç dezavantajı vardır.

Birincisi polinom fonksiyonlarının her yerde tüm türevlerine sahip olması nedeniyle pratikte karşılaşılan birçok problemi modellemede çok esnek olmamasıdır. İkincisi bireysel gözlemlerin doğrunun uzak kısımları üzerinde büyük bir etkiye sahip olabilesidir. Üçüncüsü polinom derecesinin sürekli olarak kontrol edilemeyeceğidir².

Polinom regresyondan farklı tahmin teknikleri bulunmaktadır. Bunlara kernel, sieve, örnek verilebilir.

Doğrusal olmayan bir model gerçekte doğrusal değil ise yani bazı dönüşümler sonucunda model doğrusallaşmıyor ise katsayılar da doğrusal değildir (Gujarati & Porter, 2012). Bu tür modelleri tahmin etmek için parametrik olmayan fonksiyonlar ile parametrik olmayan tahmin yöntemleri kullanılmaktadır.

2.1. Parametrik Olmayan Tahmin Kavramı

Parametre anakütleleri birbirinden ayırmak için kullanılan ortalama, oran, varyans gibi ölçülere verilen genel bir ifadedir. Temeli ölçülere dayanan yöntemlere parametrik yöntemler ve bu yöntem grubunun dışında kalan parametrelerin hesaplanmasına gerek olmayan yöntemlere parametrik olmayan yöntemler adı verilmektedir. Parametrik yöntemler ilgili varsayımların geçerliliğine dayanmaktadır. Varsayımların sağlanmaması durumunda parametrik olmayan yöntemlere geçilmektedir (Kangallı Uyar & Çağlayan Akay, 2017).

Model tahmini için üç temel yaklaşım vardır. Bunlar parametrik, parametrik olmayan ve yarı parametrik yaklaşımlardır. Parametrik yaklaşım tümüyle varsayımlara dayanmaktadır. Modelin tahmininde kullanılan dağılım fonksiyonunun bilinen bir fonksiyon olduğu, değişkenler arasındaki fonksiyonel yapının doğrusal olduğunu ve parametrelerin sonlu sayıda olduğu varsayılmaktadır (Powers & Xie, 2008), (Cox & Wermuth, 1992). İkili lojistik regresyon ve probit regresyon modelleri bu kategoride yer almaktadır. Dağılımlarının sırasıyla lojistik ve standart normal dağıldığı belirtilmektedir (Agresti, 2018).

² Polinom regresyon ile ilgili daha fazla bilgi için (Fan & Gijbels, 1996)'e bakınız.

Parametrik olmayan yaklaşımda hata dağılımı ile ilgili herhangi bir varsayım yapılmamaktadır. Parametreler vektöründen bahsedilmemekte ve değişkenler arasındaki fonksiyonel yapı da bilinmemektedir. Hiçbir varsayım gerektirmediğinden dolayı bu yaklaşımın uygulamalarda daha fazla tercih edilmesi öngörülmektedir. Ancak birçok problem ile karşılaşılmasından dolayı bu yaklaşım nadiren kullanılmaktadır. Bu problemler arasında en önemlisi açıklayıcı değişken sayısının fazla olması durumunda tahmin ve yorumlamanın zorlaşmasıdır.

Dağılım fonksiyonu ile ilgili herhangi bir dağılım varsayımı yapılmadığında ve açıklayıcı değişkenler arasındaki fonksiyonel yapı doğrusal varsayıldığında yarı parametrik yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemler başka hiçbir varsayım gerektirmeyen yarı parametrik yöntemlerdir (Härdle, Müller, Sperlich, & Werwatz, 2004).

Parametrik olmayan kavramı regresyon eğrisinin esnek fonksiyonel formunu ifade eder. Ortalama fonksiyonunun hem hata dağılımı hem de fonksiyonel formu önceden belirtilmemektedir (Härdle W. , 1990, s. 5).

Ortalama fonksiyonu belirleme iki şekilde yapılabilir. Oldukça sık kullanılan parametrik yaklaşım ortalama eğrisinin önceden belirlenmiş bir fonksiyonel forma sahip olduğunu varsaymaktır. Alternatif olarak belirli bir forma başvurmadan fonksiyon parametrik olmayan bir şekilde tahmin edilmeye çalışılabilir. Bir regresyon ilişkisini analiz etmek için ilk yaklaşım parametrik olarak adlandırılır. Çünkü fonksiyonel formun sonlu bir parametre seti tarafından tam olarak tanımlandığı varsayılır. Önceden seçilmiş bir parametrik model beklenmedik özelliklere uyum sağlamak için çok kısıtlanmış olabilir. Parametrik olmayan düzgünleştirme yaklaşımı ise bilinmeyen regresyon ilişkilerini analiz etmede esnek bir araç sunmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 4).

Bir regresyon eğrisini tahmin etmek için parametrik olmayan yaklaşımın dört ana amacı bulunmaktadır. İlk olarak iki değişken arasındaki genel bir ilişkiyi keşfetmemize çok yönlü bir yöntem sağlar. İkincisi sabit bir parametrik modele atıfta bulunulmaksızın yeni yapılacak tahminleri verir. Üçüncüsü izole edilmiş noktaların etkisini inceleyerek sahte gözlemleri bulmak için bir araç sağlar. Dördüncüsü eksik değerlerin yerini almanın veya bitişik X değerleri arasında interpolasyonun³ esnek bir yöntemini oluşturur (Härdle W. , 1990, s. 8).

³ İnterpolasyon var olan sayısal değerleri kullanarak boş noktalardaki değerlerin tahmin edilmesi işlemidir.

2.2. Yarı Parametrik Tahmin Kavramı

Yarı parametrik modeller parametrik modeller ile parametrik olmayan modeller arasında bir uzlaşma modelleridir. Model için gerekli olan verinin boyutu büyük olduğunda ya da verinin hem fonksiyonel şekli hem de korelasyonu hesaplanmak istendiğinde parametrik olmayan yöntemleri kullanmak doğru olmamaktadır. Böyle bir durumda yarı parametrik modeller tercih edilmektedir (Härdle & Linton, 1994, s. 31).

Yarı parametrik bir modelde verilerin yoğunluğunun sonlu boyutlu bir parametre olan θ ile bilinmeyen bir fonksiyon olan $G(.)$ tarafından belirlendiği söylenebilir. Andrews (1989) çalışmasında θ ve $G(.)$ 'nin birlikte tahmini için genel bir prosedür açıklamaktadır. Burada $\hat{\theta}$ ve $\hat{G}$ 'nin tahmini için ayrı düzgünleştirme parametrelerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Yarı parametrik tahminin uygulandığı üç temel alan bulunmaktadır. İlki kısmi doğrusal modeldir. Yani modelde doğrusal ve doğrusal olmayan değişkenler birlikte bulunmaktadır. İkincisi değişen varyanslı doğrusal olmayan modeldir. Bu modelde doğrusal olmamanın dışında değişen varyans varsayımı da sağlanmamaktadır. Üçüncüsü tek index modelidir. Modeli parametrik olmayan bir şekilde tahmin edebilmek için modeldeki değişkenleri tek indeks modeline dönüştürerek tahmin etmektir (Härdle & Linton, 1994, s. 33).

2.3. Yoğunluk Fonksiyonu

Olasılık yoğunluk fonksiyonu istatistikte temel bir konudur. Anakütle ile örneklem arasında bağlantı kurabilmek ancak olasılık teorisi ile sağlanabilmektedir (Serper, 2017, s. 219). Parametrik olmayan yaklaşımı açıklamaya ilk yoğunluk fonksiyonunu tanımlamakla başlanabilir (Härdle & Linton, 1994, s. 6). Olasılık yoğunluk fonksiyonu rastgele bir değişkenin davranışını karakterize etmede kullanılan önemli bir fonksiyondur. Olasılık yoğunluk fonksiyonu ile bir değişkene ait parametreler (μ, σ^2) tahmin edilebilmektedir.

Parametrik yaklaşımda dağılımın şekli ile ilgili varsayımda bulunmaktadır. Ancak parametrik olmayan yaklaşımda tek varsayım örneklemin çekildiği anakütlenin sürekli dağılıma sahip olmasıdır. Bunun dışında dağılımın parametreleri ya da biçimiyle ilgili herhangi bir varsayımda bulunulmamaktadır. Anakütle dağılımının sürekli olması modelin fonksiyonel şeklininde sürekli olması anlamına gelmektedir. Sürekli

fonksiyonların tahmini için yoğunluk fonksiyonu tahminleri kullanılmaktadır (Silverman, 1986, s. 43).

Parametrik olmayan yaklaşımda yoğunluk fonksiyonunun tahmini düzgünleştirme parametresinin seçimiyle gerçekleşmektedir. Düzgünleştirme parametresinin seçimi yoğunluk fonksiyonunun sistematik ve rassal hatası arasındaki dengeyi sağladığı için önemlidir.

Bir regresyon eğrisi bir açıklayıcı değişken X ile bir bağımlı değişken Y arasındaki genel bir ilişkiyi tanımlar. X 'i gözlemledikten sonra Y 'nin ortalama değeri regresyon fonksiyonu tarafından elde edilmektedir. Regresyon fonksiyonunun şekli belirli X değerleri için daha yüksek Y gözlemlerinin nerede olacağını veya iki değişken arasında özel bir bağımlılığın olup olmadığını bize gösterebilir (Härdle W. , 1990, s. 3).

Rassal değişken X 'in sürekli olması durumunda olasılık yoğunluk fonksiyonu $f(x)$ ile gösterilebilir. X 'in dağılımı ve X ile ilişkili olasılıklar aşağıdaki ilişkiden hareketle bulunmaktadır (Silverman, 1986, s. 43).

$$P(a < X < b) = \int_a^b f(x)dx \quad a < b \text{ için}$$

Burada a ve b reel iki sayı olduğu varsayılmaktadır. Yoğunluk fonksiyonunun tahmininde iki yaklaşım bulunmaktadır. İlki parametrik yaklaşım, örneklemin dağılımı belirli olan bir anakütleden alındığını varsaymaktadır. Diğer parametrik olmayan yaklaşım, örneklemin dağılımı hakkında herhangi bir varsayımda bulunmamaktadır. Bu durumda parametrik olmayan yaklaşımın parametrik yaklaşıma göre daha esnek olduğu söylenebilir.

Parametrik olmayan regresyon analizi ile parametrik regresyon analizinin en önemli farkı ilişkinin parametrik olmayan fonksiyonlar ile açıklanmasıdır (Härdle W. , 1990).

2.4. Düzgünleştirme Kavramı

Düzgünleştirme 1987'den beri uzun bir tarihçeye sahip olan bir tekniktir. Ekonomist Engel günümüzde regresyon çizimi (regressogram) olarak bilinen yöntemle bu alandaki eski analizi gerçekleştirmiştir (Härdle & Linton, 1994). Regresyon ilişkisinde bir veri setinin düzgünleştirilmesi yaklaşık ortalama eğrisinin elde edilmesidir. Yani daha esnek fonksiyonlar kullanarak verileri bir eğriye uydurmaktır. Bir eğriye yaklaştırma işlemi de düzgünleştirme (smoothing) olarak adlandırılmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 17). Regresyon ilişkisi,

$$Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

şeklinde olsun. m 'nin düzgün bir fonksiyon olduğuna inanılıyorsa x 'e yakın X_i 'deki gözlemler m 'nin değeri hakkında bilgi içermelidir. Böylece $m(x)$ tahmincisini oluşturmak için x yakınlarındaki verilerin yerel ortalaması gibi bir şey kullanmak mümkün olmalıdır (Eubank, 1988, s. 7). İlgili fonksiyon, regresyon eğrisinin kendisi, onun belirli türevleri, maksimum ve minimum noktaları ya da büküm noktaları gibi türevlerinin fonksiyonları olabilir (Härdle W. , 1990, s. 17).

Büyük veri kümelerinde küçük sıçramalar meydana gelebilmektedir. Bu durumda düzgün bir regresyon eğrisi, gerçek eğriye yalnızca bir yaklaşım olmaktadır. Bir regresyon eğrisinin yerel olarak sabit olup olmadığına iki boyutlu bir dağılım grafiğine bakarak bile karar vermek zordur. Yani regresyon fonksiyonu m 'nin düzgün bir fonksiyon olup olmadığına sadece veri setine bakarak karar vermek zor görünmektedir. Bununla birlikte bazen verilerin grafiksel olarak incelenmesi faydalı olabilmektedir (Härdle W. , 1990, s. 18).

Yerel ortalama, düzgünleştirmenin temel fikri olarak görülmektedir. Yerel ortalama yalnızca x çevresindeki küçük bir alandaki gözlemlerden oluşturulmalıdır. Çünkü x 'den uzak noktalarda Y gözlemleri genel olarak çok farklı ortalama değerlere sahip olacaktır. Yerel ortalama için regresyon tahmincisi,

$$\hat{m}(x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n W_{ni}(x) Y_i$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada $\{W_{ni}(x)\}_{i=1}^n$ ağırlıkları ifade etmektedir. Ağırlık dizisi $\{W_{ni}(x)\}_{i=1}^n$, düzgünleştirme parametresi tarafından kontrol edilmektedir. Bu düzgünleştirme parametresi x 'in etrafındaki bölgenin boyutunu düzenler. Çok büyük bir bölgeye ulaşan yerel bir ortalama iyi veriyi kötü ile birlikte uzaklaştırmaktadır. Bu durumda aşırı düz bir eğri üretilmektedir ve bu da sapmalı bir m tahmini ile sonuçlanmaktadır. Aşırı düzgünleştirme ve eksik düzgünleştirme arasındaki ilişkiyi dengeleyen düzgünleştirme parametresinin seçimi, düzgünleştirme parametresi seçim problemi olarak adlandırılmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 17).

Düzgünleştirici (smoother) bağımsız değişkenin fonksiyonu olan bağımlı değişkenin sahip olduğu trendi ifade etmektedir. Düzgünleştirici, düzgünleştirme parametresi (smoothing parameter) olarak da adlandırılmaktadır. Düzgünleştirme parametresi “ h ” ile ifade edilmektedir. Sürekli değişkene ait olasılık yoğunluk fonksiyonunun parametrik

olmayan tahmini için gerekli olan yoğunluk fonksiyonu dağılımındaki dalgalanmaları düzleme işlemine düzgünleştirme, bu işlem için kullanılan araca düzgünleştirici adı verilmektedir.

Yoğunluk fonksiyonu tahmininin sapma ve varyansı arasındaki denge ilişkisinin nasıl olacağı düzgünleştirme parametresinin seçimine bağlıdır.

Düzgünleştirme parametresi çok büyük seçildiğinde gerçek yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirilmiş olduğundan yoğunluk tahmini sapmalı olmaktadır. Bu aşırı düzgünleştirme (over smoothing) problemi olarak adlandırılmaktadır. Daha küçük bir düzgünleştirme parametresi kullanıldığında tahminin sapması azalırken varyansı artmaktadır. Bu da eksik düzgünleştirme (under smoothing) problemi olarak adlandırılmaktadır.

Düzgünleştirme parametresinin seçimi tahminin sapma ve varyansı arasındaki dengeyi ifade ettiği için oldukça önemlidir. Bu seçim iki şekilde yapılmaktadır. İlki subjektif yöntemler, diğeri otomatik seçim yöntemleridir. Düzgünleştirmede amaç basit (parametrik) modeller önermekse subjektif olarak seçilen bir düzgünleştirme parametresi ile aşırı düzgünleştirilmiş bir eğri tercih edilebilir. Eğer ilgi yalnızca yerel yapılara vurgu yaparak regresyon eğrisinin kendisini tahmin etmek olduğunda o zaman az düzgünleştirilmiş bir eğri uygun olmaktadır.

Düzgünleştirme parametresinin seçiminde ortalama hata kare (mean squared error, MSE), birleştirilmiş ortalama hata kare (integrated mean squared error, MISE) ve asimptotik birleştirilmiş ortalama hata kare (asymptotic integrated mean squared error, AMISE) kriterleri kullanılmaktadır. Bu kriterlerin minimizasyonuna dayalı olarak elde edilen düzgünleştirme parametresi optimal düzgünleştirme parametresi olarak ifade edilmektedir.

İstatistiksel yöntemlerde parametrelerin tahmini değerlerinin gerçek değerlere ne kadar yakın olduğunu ölçmek için ortalama hata kare (MSE) kullanılmaktadır. Bilindiği üzere ortalama hata kare, varyans ile sapmanın karesine eşittir. Ortalama hata kare,

$$MSE(\hat{f}) = E[\hat{f}(x) - f(x)]^2$$

olarak hesaplanmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 114). Yoğunluk fonksiyonunun tek bir x noktasında tahmini hesaplanmaktansa olasılık yoğunluk fonksiyonu bütün doğru boyunca hesaplanmak istendiğinde birleştirilmiş ortalama hata kare (MISE) gibi daha küresel bir ölçü tercih edilmektedir. Birleştirilmiş ortalama hata kare,

$$MISE(\hat{f}) = E \int [\hat{f}(x) - f(x)]^2 dx$$

olarak hesaplanmaktadır (Härdle & Linton, 1994, s. 23) (Silverman, 1986, s. 35).

Doğru miktarda düzgünleştirme kararı çok önemlidir. Her düzgünleştirme yöntemi verilerdeki hassaslık derecesini tahmin edilen eğrinin düzgünlüğüne karşı dengeleyen düzgünleştirme parametresi ile ayarlanmalıdır. Pratikte düzgünleştirme parametresi seçimi yapılmalıdır. Bu parametre tahmincilerin performansını kontrol eder (Härdle W. , 1990, s. 15).

Belirli bir tekniği incelemeden önce başlıca düzgünleştirme yöntemlerinin bazılarını açıklamak faydalı olacaktır. Özellikle kernel, spline, $k - NN$ ve ortogonal serilerin düzgünleştirme bu yöntemlere örnek verilebilir. Bu ağırlık dizileri birbirleriyle ilişkili olacaktır. Ağırlık dizisini hesaplamanın en basit yollarından birinin kernel düzgünleştirme olduğu iddia edilmektedir.

2.5. Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri

Düzgünleştirme parametresi iki şekilde seçilebilmektedir. İlki, hızlı ve basit düzgünleştirme parametresi seçicileridir. Diğer, ileri teknoloji düzgünleştirme parametresi seçicileridir. Panel multinominal tercih modelinin seçiminde ileri teknoloji düzgünleştirme parametresi seçicileri kullanılmaktadır.

Literatürde kernelin “ağırlık fonksiyonu” olarak, düzgünleştirme parametresinin “bant genişliği” olarak ifade edildiği sıkça görülmektedir (Gasser, Kneip, & Köhler, 1991, s. 643).

Çok büyük bir bant genişliği, regresyon fonksiyonunda bulunan gerçek özellikleri düzleştirebilirken çok küçük bir bant genişliği ise rassallık nedeniyle sahte özelliklere yol açabilmektedir (Gasser, Kneip, & Köhler, 1991, s. 643).

Bu durumda optimal düzgünleştirme parametresinin seçimi önem taşımaktadır. Daha öncede açıklandığı gibi optimal düzgünleştirme parametresi seçimi için farklı seçim kriterleri mevcuttur. Bunlara Ortalama Hata Kare (MSE) ve Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare (MISE) örnek verilebilir. İleri teknoloji seçicileri birleştirilmiş ortalama hata karenin minimizasyonuna bağlıdır. Böylece bu seçicilerin tutarlı olduğu söylenebilmektedir (Wand & Jones, 1994, s. 59).

Kernel düzgünleştiricinin varyans ve sapma karesi aynı büyüklükte ise bu optimal düzgünleştirme büyüklüğü olarak değerlendirilmektedir. Düzgünleştirme parametresindeki düşüş varyansı artırmakta, düzgünleştirme parametresindeki artış ise

$sapma^2$ 'yi artırmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 181). Parametrik olmayan bir tahminle elde edilen model ve onun istatistiksel kalitesi büyük ölçüde seçilen bant genişliğine h bağlıdır.

Kernel düzgünleştiricilerin doğruluğu kernel fonksiyonu ve bant genişliğine bağlıdır (Härdle W. , 1990, s. 180). Regresyon düzgünleştirme verilerden ortalama fonksiyonunu elde etmek için kullanılan bir yöntemdir (Härdle, Hall, & Marron, 1988, s. 87).

2.5.1. Optimal Düzgünleştirme

Uygun düzgünleştirme parametresi seçimi her zaman yoğunluk tahmininin kullanım amacından etkilenmektedir. Yoğunluk tahmininin amacı olası modelleri ve hipotezleri önermek için verileri araştırmaksa düzgünleştirme parametresini öznal olarak seçmek oldukça yeterli olmaktadır (Silverman, 1986, s. 43).

Yaklaşık olarak ortalama birleştirilmiş hata kareyi en aza indirme açısından ideal h değeri aşağıdaki formülde gösterildiği gibi ele alınabilir.

$$h_{opt} = \left\{ \frac{\alpha(K)}{\beta(f)n} \right\}^{\frac{1}{5}} \quad (2)$$

Burada $\alpha(K) = \int K(t)^2 dt / k_2^2$ ve $\beta(f) = \int f''(y)^2 dy$ verildiğinde , n gözlem sayısını, h_{opt} ifadesi optimal düzgünleştirme parametresini ifade etmektedir. Bu ifade bilinmeyen yoğunluk fonksiyonu f 'yi içerdiği için pratikte h 'nin optimal değeri elde edilememektedir (Silverman, 1986, s. 40). Bununla birlikte bazı yararlı sonuçlar çıkarılabilir. İlk olarak ideal h değeri örnek boyutu arttıkça sıfıra yakınsar ancak bu çok yavaş bir hızda olmaktadır. İkinci olarak $\int f''^2$ terimi, yoğunluktaki (f) hızlı dalgalanmaları ölçtüğü için daha küçük h değerlerinin daha hızlı dalgalanan yoğunluklara uygun olacağı söylenebilir.

Optimal düzgünleştirmede yoğunluk fonksiyonu bilinmemektedir. Yoğunluk fonksiyonu f 'nin normal dağıldığı varsayılırsa h_{opt} ifadesi basitleşerek aşağıdaki halini alacaktır.

$$h_{opt} = \left(\frac{4}{3n} \right)^{\frac{1}{5}} \sigma = 1.06 \sigma n^{-1/5} \quad (2)$$

Burada σ dağılımın standart sapmasıdır. Uzun kuyruklu ve çarpık dağılımlarda yukarıdaki formülün kullanılması uygun olmamaktadır. Bunun yerine normal optimal düzgünleştirmede σ 'nın robust tahminini elde etmek için veriden hesaplanan üçüncü ($q3$) ve birinci ($q1$) kartiller arasındaki fark kullanılmaktadır.

$$h_{opt} = 1.06 \left(\frac{q_3 - q_1}{1.349} \right) n^{-1/5} \quad (2)$$

Burada 1.349 standart normal dağılımda kartiller arası farka karşılık gelmektedir. Tek modlu dağılımlar için normallik varsayımı çok az hesaplama gerektirdiğinden düzgünleştirme parametresinin seçiminde oldukça önemlidir. Ancak iki modlu dağılımlar için yukarıdaki formülü kullanmak hesaplamaları daha da zorlaştırmaktadır. Çünkü yoğunluk fonksiyonu daha da düzgünleşmektedir. Bu riski azaltmak için Silverman (1986) bir pratik kural (rule of thumb) önermektedir. Bu kural yoğunluk fonksiyonunun aşırı düzgünleştirilmesini azaltmak için 1.06 değeri yerine 0.9 değerinin kullanılması gerektiğini ifade etmektedir. Pratik kurala göre oluşturulan yeni formül aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$h_{opt} = 0.9 \left(\hat{\sigma}, \frac{\hat{q}_3 - \hat{q}_1}{1.349} \right) n^{-1/5} \quad (2)$$

Pek çok durumda bu kural iyi sonuçlar vermektedir. Gerçek yoğunluk fonksiyonu çok modlu olduğunda ya da yoğunluk fonksiyonunun asimetriklik derecesi yüksek olduğunda aşırı düzgünleştirmeye neden olduğu belirlenmiştir.

2.5.2. En Küçük Kareler Çapraz Doğrulama Seçicisi

En Küçük Kareler Çapraz Doğrulama yöntemi ilk Rudemo (1982) ve Bowman (1984) tarafından önerilmektedir. En küçük kareler çapraz doğrulama seçicisi (least squares cross validation, LSCV) düzgünleştirme parametresinin seçiminde kullanılmaktadır. Bu yöntem birleştirilmiş hata kareyi (ISE) minimize eden otomatik bir yöntemdir. Bu yöntemde f 'nin tahmincisi $\hat{f}$ verildiğinde birleştirilmiş hata kare aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$\int (\hat{f} - f)^2 = \int \hat{f}^2 - 2 \int \hat{f} f + \int f^2 \quad (2)$$

Burada (2) 'nin son terimi $\hat{f}$ 'ye bağlı değildir ve bu nedenle ideal düzgünleştirme parametresinin seçimi $R(\hat{f}) = \int \hat{f}^2 - 2 \int \hat{f} f$ ile tanımlanan R miktarını en aza indiren seçeneğe karşılık gelmektedir. En küçük kareler çapraz doğrulamanın temel ilkesi verilerin kendisinden bir $R(\hat{f})$ tahmini oluşturmak ve ardından h 'yi en aza indirgeyecek seçimi elde etmektir. $\int \hat{f}^2$ değeri $\hat{f}$ 'den elde edilebilmektedir. X_i dışındaki tüm veri noktalarından oluşturulan yoğunluk tahmini olarak $\hat{f}_{-i}$ tanımlanabilir. Bu aşağıdaki gibi açıklanabilir.

$$\hat{f}_{-i}(x) = (n-1)^{-1}h^{-1} \sum_{j \neq i} K\{h^{-1}(x - X_j)\} \quad (2)$$

Bu denklemdeki toplama terimi beklenen değere sahiptir. En küçük kareler çapraz doğrulama fikri M_0 üzerinden h değerini en aza indirmektir. Bu aşağıdaki gibi açıklanabilir.

$$M_0(h) = \int \hat{f}^2 - 2n^{-1} \sum_i \hat{f}_{-i}(X_i) \quad (2)$$

Bir önceki eşitlik beklenen değer ile gösterilecek olursa,

$$En^{-1} \sum_i \hat{f}_{-i}(X_i) = E \hat{f}_{-n}(X_n) = E \int \hat{f}_{-i}(x)f(x) dx = E \int \hat{f}(x)f(x) dx \quad (2)$$

şeklinde açıklanabilir. Burada $E(\hat{f})$ terimi yalnızca kernele ve h 'ye bağlı olduğundan örneklem boyutuna bağlı değildir. Bu açıklamadan yola çıkarak $EM_0(h) = ER(\hat{f})$ olduğu çıkarımı yapılabilir.

M_0 puanını hesaplamaya daha uygun bir biçimde ifade etmek için önce $K^{(2)}$ 'yi kernelin kendisiyle evrişimi olarak tanımlanabilir. K standart Gauss kernel ise $K^{(2)}$ değeri varyans 2 ile Gauss yoğunluğu olacaktır. Burada K 'nin simetrik olduğu varsayılırsa $u = h^{-1}x$ ifadesi aşağıdaki eşitlikte yerine koyulabilir.

$$\begin{aligned} \int \hat{f}(x)^2 dx &= \int \sum_i n^{-1} h^{-1} K\{h^{-1}(x - X_i)\} \times \sum_j n^{-1} h^{-1} K\{h^{-1}(x - X_j)\} dx \\ &= n^{-2} h^{-1} \sum_i \sum_j \int K(h^{-1}X_i - u)K(u - h^{-1}X_j) du \\ &= n^{-2} h^{-1} \sum_i \sum_j \int K^{(2)}\{h^{-1}(X_i - X_j)\} \end{aligned} \quad (2)$$

Ek olarak aşağıdaki eşitlik gösterilebilir.

$$\begin{aligned} n^{-1} \sum_i \hat{f}_{-i}(X_i) &= n^{-1} \sum_i (n-1)^{-1} \sum_{j \neq i} h^{-1} K\{h^{-1}(X_i - X_j)\} \\ &= n^{-1}(n-1)^{-1} \sum_i \sum_j \int h^{-1} K\{h^{-1}(X_i - X_j)\} - (n-1)^{-1} h^{-1} K(0) \end{aligned}$$

Yukarıdaki açıklamalar $M_0(h)$ fonksiyonunda yerine koyulduğunda ve K^* fonksiyonu $K^*(t) = K^{(2)}(t) - 2K(t)$ olarak verildiğinde $M_1(h)$ fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$M_1(h) = n^{-2} h^{-1} \sum_i \sum_j \int K^*\{h^{-1}(X_i - X_j)\} + 2n^{-1} h^{-1} K(0) \quad (2)$$

Stone(1984)'un teoremi aşağıdaki ifade ile $M_1(h)$ fonksiyonunun temelde yatan f yoğunluğunu gerçekte biliyormuşuz gibi birleştirilmiş hata kare ile optimal düzgünleştirme parametresi kadar asimptotik olarak bizi bilgilendirdiğini göstermektedir (Silverman, 1986, s. 48-51).

$$\frac{I_{lsxv}(X_1 \dots X_n)}{I_{opt}(X_1 \dots X_n)} \rightarrow 1 \quad n \rightarrow \infty$$

2.5.3. Plug-in Seçicisi

Düzgünleştirme parametresi seçimi için birkaç popüler yöntem vardır. Bunların arasında en popüler yöntemler plug-in yöntemi ve çapraz doğrulama yöntemidir (Ju, Li, & Liang, 2009, s. 293). Plug-in seçicisi, asimptotik olarak optimum düzgünleştirme parametresi için formüllerde görünen bilinmeyen miktarların tahminlerini "plugging-in" gibi basit bir fikre dayandırmaktadır. Burada ψ_r fonksiyonları açısından optimal düzgünleştirme (AMISE) aşağıdaki şekildedir.

$$h_{AMISE} = \left[\frac{R(K)}{\mu_2(K)^2 \psi_4 n} \right]^{1/5}$$

Burada K , kernel olarak adlandırılan $\int K(x) dx = 1$ 'i tahmin eden bir fonksiyondur. Tek değişkenli seçiciler için $R(f^{(s)}) = (-1)^s \int f^{(2s)}(x) f(x) dx$ yoğunluk fonksiyonudur. Çok değişkenli seçiciler için $\psi_r = E\{f^{(r)}(X)\}$ yoğunluk fonksiyonudur. $\hat{\psi}_r(g) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{f}^{(2)}(X_i; g)$

Burada ψ_4 'ün kernel tahmincisi $\psi_4(g)$ ile değiştirilmesi doğrudan plug-in (direct plug-in, DPI) kuralına yol açar. Bu kural ile düzgünleştirme parametresi aşağıdaki formül ile açıklanabilir.

$$\hat{h}_{DPI} = \left[\frac{R(K)}{\mu_2(K)^2 \psi_4(g) n} \right]^{1/5}$$

Bu kural tam otomatik değildir. Çünkü h_{DPI} eşitliği pilot düzgünleştirme parametresi g 'nin seçimine bağlıdır. $\psi_4(g)$ 'nin tahmini için g 'yi seçmenin bir yolu AMSE-optimal düzgünleştirme parametresinin formülüne başvurmaktır.

Burada $\psi_4(g)$ 'de ikinci dereceden kernel (K) kullanılırsa AMSE için optimum düzgünleştirme parametresi,

$$g_{AMSE} = \left[\frac{2K^{(4)}(0)}{-\mu_2(K) \psi_6 n} \right]^{1/7}$$

şeklinde gösterilebilir. Bu kuralda $\hat{h}_{DPI}$ 'deki problemi içermektedir. g_{AMSE} 'nin tahmini ψ_6 olarak adlandırılan bilinmeyen yoğunluk fonksiyonuna bağlıdır. Başka bir kernel tahminini kullanarak ψ_6 'yı tahmin edebiliriz. Ancak onun optimal düzgünleştirme parametresinin belirlenmesi ψ_8 'e bağlıdır. Bu durumda ψ_r 'yi tahmin etmek için optimal düzgünleştirme parametresinin ψ_{r+2} 'ye bağlı olduğu anlaşılmaktadır. Ancak bu sorun ortadan kalkmayacaktır. Bu sorunun üstesinden gelmek için bir strateji belirlenmektedir. Bu strateji normal ölçek kuralının bir versiyonu gibi hızlı ve basit bir tahmin ile ψ_r fonksiyonunu tahmin etmektir (Wand & Jones, 1994, s. 71).

2.5.4. Diğer Seçiciler

Asimptotik olarak optimal *kernel* düzgünleştiricileri üreten farklı otomatik seçiciler vardır. Kuşkusuz bu tür herhangi bir düzgünleştirme parametresi seçicisi istenen durumdur. Ancak belirli bir seçicinin diğer alternatiflerinden daha iyi performans gösterebileceği veri kümeleri olabilir. Bu sebepten alternatif seçicilere Genelleştirilmiş Çapraz Doğrulama (Generalized Cross-validation), Akaike'nin Bilgi Kriteri (Akaike's Information Criterion), Sonlu Tahmin Hatası (Finite Prediction Error), Shibata'nın (1981) Model Seçicisi (Shibata's (1981) model selector) ve Rice'ın (1984a) bant genişliği seçicisi (Rice's (1984a) bandwidth selector) örnek verilebilir (Härdle W. , 1990, s. 202), (Härdle & Linton, 1994, s. 27).

2.6. Parametrik Olmayan Yoğunluk Fonksiyonu Tahmincileri

Parametrik olmayan farklı tahminciler bulunmaktadır. En basit düzgünleştirme tekniklerinden biri kernel tahminidir. Kernel yoğunluk fonksiyonunun tahmininden bahsedilebilir. Daha fazla matematik bilgisi olmadan uygulanması basittir ve sezgisel düzeyde anlaşılabilir. Bu tahmin düzgünleştirme parametresinin seçimi ile yapılmaktadır. Parametrik olmayan tahmin tekniklerine örnek olarak kernel, loess, yerel polinom bu bölümde açıklanabilir.

2.6.1. Kernel Tahminci

Kernel tahmini sabit bir x çevresindeki tepki değişkenlerinin ağırlıklı ortalaması olarak tanımlanmaktadır. Kernel yoğunluk tahmincisinin tercih edilmesinin iki önemli sebebi bulunmaktadır. İlki veriyi etkili bir şekilde analiz etmeye yarayan bir araç olmasıdır. İkincisi ise kernel tahmincisinin benzerleri arasındaki en basit tahmin tekniği olmasıdır. Basit olması onun özelliklerini oldukça kapsamlı bir şekilde incelememize izin vermektedir. (Wand & Jones, 1994, s. 10-11).

İlk olarak kernel yoğunluk tahmincisi,

$$\hat{f}(x; h) = (nh)^{-1} \sum_{i=1}^n K\{(x - X_i)/h\}$$

şeklinde açıklanabilir. Burada K , *kernel* olarak adlandırılan $\int K(x)dx = 1$ olan bir fonksiyondur. Bu eşitlikte h ifadesi genellikle bant genişliği veya pencere genişliği olarak adlandırılan pozitif bir sayıdır. Yukarıdaki eşitliğe yeniden ölçeklendirme gösterimi $K_h(u) = h^{-1}K(u/h)$ eklenerek kernel tahmincisi için daha anlaşılır bir formül elde edilebilir.

$$\hat{f}(x; h) = (n)^{-1} \sum_{i=1}^n K_h(x - X_i)$$

Kernel yönteminin nasıl çalıştığını göstermek için burada yalnızca beş gözlem kullanıldığını varsayalım. Bu durumda K_h 'nin yoğunluğunun $N(0, h^2)$ olduğuna dikkat edilmelidir. Böylece h , kernelin yayılımını belirleyen bir ölçekleme faktörünün yerini almaktadır. Kernel tahmini her gözlem için ölçekli bir kernel merkezlenerek oluşturulur. X noktasındaki kernel tahmininin değeri o noktadaki n kernel koordinatlarının ortalamasıdır.

Kernelin en yakınındaki her veri noktasıyla ilişkili $1/n$ büyüklüğünde bir "olasılık kütlesi" yaydığı düşünülebilir. Her veri noktasından elde edilen değerlerin birleştirilmesi ile birçok gözlemin olduğunu ve gerçek yoğunluğun nispeten büyük bir değere sahip olmasının beklendiği bölgeler olabilir. Bu bölgeler kernel tahmininin nispeten büyük bir değer alması gerektiği anlamına gelmektedir.

Kernel yöntemi özellikle tek değişkenli durumda geniş uygulanabilirliğe sahiptir. Muhtemelen özellikleri en iyi anlaşılan yöntemdir ve bu özelliklerin tartışılması diğer yoğunluk tahmin yöntemleriyle ilgili sorunları ortaya çıkarmayı sağlamaktadır (Silverman, 1986, s. 34).

Daha önce belirtildiği gibi $\hat{f}(x; h)$ tahminindeki sapma doğrudan örneklem boyutuna bağlı değildir. Ancak h 'ye bağlıdır. Elbette h , n 'nin bir fonksiyonu olarak seçilirse bu durumda sapma h 'ye bağlı olduğu için dolaylı olarak n 'ye de bağlı olacaktır.

Şimdi ortalama birleştirilmiş hata kareyi olabildiğince küçük yapmak için h 'yi seçmek istediğimizi varsayalım. Ortalama birleştirilmiş hata karenin iki bileşeni için (sapma ve varyans) karşılaştırması yoğunluk tahmininin temel sorunlarından birini göstermektedir.

$$\begin{aligned} sapma_h(x) &= E\hat{f}(x) - f(x) \\ &= \int h^{-1}K\{(x-y)/h\}f(y)dy - f(x) \end{aligned}$$

Bu eşitliğe Taylor serisi⁴ genişletmesi uygulandığında yeni eşitlik aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\int sapma_h(x)^2 dx \approx \frac{1}{4}h^4 k_2 \int f''(x)^2 dx$$

Sıra varyansı açıklamaya geldiğinde,

$$\begin{aligned} var\hat{f}(x) &= n^{-1} \int h^{-2}K\{(x-y)h^{-1}\}^2 f(y)dy - n^{-1}\{f(x) + sapma_h(x)\}^2 \\ &\approx n^{-1}h^{-1} \int f(x-ht) K(t)^2 dt - n^{-1}\{f(x) + O(h^2)\}^2 \end{aligned}$$

şeklinde ifade edilebilir. Bu eşitliğe *sapma* formülünde olduğu gibi Taylor serisi genişletmesi uygulandığında yeni eşitlik aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\int var\hat{f}(x)dx \approx n^{-1}h^{-1} \int K(t)^2 dt$$

Sapmayı ortadan kaldırmak için çok küçük bir h değeri kullanılırsa varyans büyür. Öte yandan büyük bir h değerinin seçilmesi tahminde sistematik hata ya da sapma olması pahasına varyansı azaltacaktır.

Hangi yoğunluk tahmin yöntemi kullanılırsa kullanılsın düzgünleştirme parametresi seçiminin rastgele ve sistematik hata arasında bir denge anlamına geldiği vurgulanmalıdır (Silverman, 1986, s. 40).

Kernel yöntemi uzun kuyruklu dağılımlardan gelen verilere uygulandığında küçük bir dezavantaja sahiptir. Düzgünleştirme parametresi tüm örnek boyunca sabitlendiğinden tahminlerin kuyruklarında sahte gürültü görünme eğilimi bulunmaktadır. Tahminci bunun üstesinden gelmek için yeterince düzgünleştirilirse dağılımın ana bölümündeki temel ayrıntılar maskelenebilir. Bu durum yöntemin bir dezavantajını meydana getirmektedir (Silverman, 1986, s. 18).

Buraya kadar genel hatlarıyla *kernel* tahmincisinden bahsedilmektedir. Ancak kernel tahmincisinin de kendi içinde türleri bulunmaktadır. Aşağıdaki tabloda kernel türlerine, fonksiyonlarına ve etkilerine kısaca yer verilmektedir (Silverman, 1986, s. 43).

⁴ Taylor serisi bir fonksiyonun terimlerinin tek bir noktadaki türev değerlerinden hesaplanan sonsuz toplamının gösterimidir. Adını İngiliz matematikçi Brook Taylor'dan almıştır.

Tablo 1. Kerneller ve Etkileri

Kernel	$K(t)$	Etki
Epanechnikov	$\frac{3}{4}\left(1 - \frac{1}{5}t^2\right)/\sqrt{5}, t < \sqrt{5}$ için 0,	diğer durumlarda 1
Biweight	$\frac{15}{16}(1 - t^2)^2, t < 1$ için 0,	diğer durumlarda $\left(\frac{3087}{3125}\right)^{1/2} \approx 0.9939$
Triangular	$1 - t , t < 1$ için 0,	diğer durumlarda $\left(\frac{243}{250}\right)^{1/2} \approx 0.9859$
Gaussian	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-(1/2)t^2}$	$\left(\frac{36\pi}{125}\right)^{1/2} \approx 0.9512$
Reetangular	$\frac{1}{2}, t < 1$ için 0,	diğer durumlarda $\left(\frac{243}{250}\right)^{1/2} \approx 0.9859$

Kaynak: (Silverman, 1986, s. 43)

2.6.2. *k-En Yakın Komşu Tahminci*

Kernel tahmini **sabit** bir x çevresindeki tepki değişkenlerinin ağırlıklı ortalaması olarak tanımlanırken k -en yakın komşu tahmini, **değişken** çevredeki tepki değişkenlerinin ağırlıklı ortalaması olarak tanımlanmaktadır. Bu çevre bir x noktasının k -en yakın komşuları arasında olan X değişkenleri aracılığıyla tanımlanır (Härdle & Linton, 1994, s. 15).

Başka bir deyişle k -en yakın komşu yöntemi (The nearest neighbour method, $k - NN$) düzgünleştirme miktarını yerel (local) veri yoğunluğuna uyarlamayı ifade etmektedir. Yani düzgünleştirme derecesi örnek boyutundan önemli ölçüde daha küçük olacak şekilde seçilen bir k tamsayısı ile kontrol edilmektedir. Bu da $k \approx \sqrt{n}$ olarak açıklanabilir. Örneğin $|x - y|$ doğrusu üzerinde iki nokta arasında $d(x, y)$ uzaklığı tanımlansın. Burada her bir t değeri için uzaklıklar t 'den örneklemin noktalarına artan sırada düzenlenmiş mesafeler olarak tanımlansın.

$$d_1(t) \leq d_2(t) \leq \dots \leq d_n(t)$$

Bu uzaklıklar k 'inci en yakın komşu yoğunluk tahmininde kullanılmaktadır. Yukarıdaki ifadeden hareketle k 'inci en yakın komşu yoğunluk tahmini,

$$\hat{f}(t) = \frac{(k - 1)}{2nd_k(t)}$$

olarak tanımlanmaktadır. Bu ifadeyi anlamak için öncelikle t 'nin yoğunluğunun $f(t)$ olduğu varsayılmaktadır. Böylece n büyüklüğünde bir örneklemden her $r > 0$ için yaklaşık $2rnf(t)$ gözlemlerinin $[t - r, t + r]$ aralığına düşmesi beklenmektedir.

Tanım gereği tam olarak $(k - 1)$ gözlemleri $[t - d_k(t), t + d_k(t)]$ aralığına düştüğü için $(k - 1)$ 'e denk olan ifade yerine koyularak t 'deki yoğunluğun bir tahmini elde edilebilir. Bu yeniden düzenlenebilir k 'inci en yakın komşu tahmininin tanımı,

$$k - 1 = 2d_k(t)n\hat{f}(t)$$

şeklinde açıklanabilir. Dağılımın kuyruklarında $d_k(t)$ mesafesi dağılımın ana kısmına göre daha büyük olacağı için kuyruklarda yetersiz düzeltme sorunu azaltılmaktadır. Naive tahminci, ilgilenilen noktada sabit genişlikte merkezlenen bir bölgeye düşen gözlemlerin sayısına dayanırken en yakın komşu tahmini belirli sayıda gözlemi içermek için gereken bölgenin boyutuyla ters orantılıdır (Silverman, 1986, s. 19).

Kernel tahminiyle ilgili bir tahmin sağlamak için en yakın komşu tahminini şu şekilde genellemek mümkündür. Genelleştirilmiş k 'inci en yakın komşu tahmini aşağıdaki gibi açıklanabilir.

$$\hat{f}(t) = \frac{1}{nd_k(t)} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{t - X_i}{d_k(t)}\right)$$

Burada $\hat{f}(t)$ tam olarak $d_k(t)$ ile değerlendirilen bir kernel tahminidir. Bu nedenle toplam düzgünleştirme miktarı k tamsayısının seçimi ile belirlenmektedir. Herhangi bir noktada kullanılan $d_k(t)$ o noktanın yakınındaki gözlemlerin yoğunluğuna bağlıdır (Silverman, 1986, s. 21).

2.6.3. Yerel Polinom Tahminci

Parametrik olmayan regresyon tahmin edicilerine genellikle regresyon düzgünleştirme veya dağılım grafiği düzgünleştirme adı verilmektedir. Kernel fonksiyonlarına dayalı olanlar ise genellikle kernel düzgünleştiriciler olarak adlandırılır (Wand & Jones, 1994, s. 4).

Kernel düzgünleştirme parametrik bir model zorunluluğu olmadan veri kümelerindeki yapıyı bulmanın basit bir yolunu sağlamaktadır. Bu yöntem genellikle yerel doğrusal kernel tahmincisi olarak adlandırılan yöntemi kullanarak veriler için m cinsinden bir tahmin göstermektedir. Genellikle normal yoğunluk gibi simetrik bir olasılık yoğunluğunun olduğu kabul edilen bir kernel fonksiyonudur. Başlangıç noktasındaki (u) tahmin değeri kernel fonksiyonunun yüksekliğine göre seçilmektedir. Tahmin, ağırlıklı en küçük kareler kullanılarak elde edilmektedir. Bu u 'ya yakın olan veri noktalarının doğru üzerinde u 'dan uzak olanlara göre daha fazla etkiye sahip olduğu anlamına gelmektedir.

Bu yerel düz çizgi, noktalı eğri ile gösterilir ve u 'daki regresyon tahmini u 'daki çizginin yüksekliğidir. Farklı bir v noktasındaki tahmin aynı şekilde bulunur. Ancak ağırlıklar v 'nin etrafında ortalandığında kernelin yüksekliğine göre seçilir. Bu tahminci yerel polinom regresyon tahminleri sınıfına girmektedir (Cleveland, 1979). Daha önceki yıllarda kernel regresyon literatürü esasında Nadaraya Watson tahmincisinin çalışması ve kullanımı ile sınırlı olduğu bilinmektedir (Wand & Jones, 1994, s. 130).

Yerel polinom ile kernel düzgünleştirme arasında çarpıcı bir benzerlik olmasının yanı sıra Nadaraya Watson tahmincisi en eski yerel polinom tahminci olarak bilinmektedir. Sabit x için pozitif ağırlıkları $w_{hi}(x)$ olan $m_h(x)$ kernel tahmincisi aşağıdaki minimizasyon probleminin çözümünde yerini almaktadır (Härdle W. , 1990, s. 39). Nadaraya Watson tahmincisi en eski yerel polinom tahminci olarak bilinmektedir ve bu tahminci minimizasyon problemlerinin çözümleri için önem taşımaktadır. Nadaraya Watson tahmincisi,

$$\hat{m}_h(x) = \operatorname{argmin}_{\theta} \sum_{i=1}^n K_h(x - X_i) \{Y_i - \theta\}^2$$

olarak açıklanabilir. Bu tahminci yerel polinom sınıfı tahmincileri motive etmektedir. Yukarıdaki eşitlikte yer alan $\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_p$ ifadelerinin minimizasyonu,

$$\sum_{i=1}^n K_h(x - X_i) \left\{ Y_i - \theta_0 - \theta_1(X_i - x) - \dots - \theta_p \frac{(X_i - x)^p}{p!} \right\}^2$$

şeklinde açıklanabilir (Härdle & Linton, 1994, s. 16). Bu anlamda daha düzgün kernel, yerel sabit bir polinom olarak anlaşılabilir. Bu problem belirlenen x civarındaki bir bölgede kalıntıların kareleri toplamı olan K_h dizisi tarafından en aza indirilir (Härdle W. , 1990, s. 39).

(Cleveland, 1979) yerel polinoma dayanan dirençli bir yöntem olan *LOWESS* adlı algoritmayı önermiştir. Temel fikir yerel bir polinomun en küçük kareler ile uyum sağlaması ve sonra onu sağlamlaştırmasıdır. Yerel (local) burada $k - NN$ tipi komşuluk anlamına gelmektedir. Prosedür bir $k - NN$ pilot tahmininden başlar ve yinelemeli olarak dirençli ağırlıkları tanımlar ve birkaç kez yeniden düzgünleştirme işlemi yapmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 231).

Adım1. x 'in komşusuna polinom regresyon uydurulur. Yani aşağıdaki ifadeyi minimize eden $\{\beta_j\}_{j=0}^p$ katsayılar bulunur.

$$n^{-1} \sum_{i=1}^n w_{ki}(x) \left(Y_i - \sum_{j=0}^p \beta_j x^j \right)^2$$

Burada $w_{ki}(x)$ ifadesi $k - NN$ ağırlıkları olarak tanımlanır.

Adım 2. Tahmin edilen artıklardan $\{\hat{\varepsilon}_i\}$ hesaplanan ölçek tahmini $\hat{\sigma} = \text{med}\{|\hat{\varepsilon}_i|\}$ ve dirençli (robustness) ağırlıkları $\delta_i = K(\hat{\varepsilon}_i/(6\hat{\sigma}))$ olarak tanımlanmaktadır. Burada K kuartik kerneli ifade etmektedir, $K(u) = \left(\frac{15}{16}\right)(1 - u^2)^2 I(|u| \leq 1)$.

Adım 3. Polinom regresyon Adım 1'de olduğu gibi gerçekleştirilir. Ancak ağırlıklar $\{\delta_i w_{ki}(x)\}$ olacaktır.

(Cleveland, 1979) hesaplama kolaylığı ile verilerdeki kalıpları yeniden üretme arasında iyi bir denge sağlamak için $p = 1$ (süper düzgün) olmasını önermektedir. Düzgünleştirme parametresi çapraz doğrulama ile belirlenebilir. *LOWESS* düzgünleştirme grafiğinin üst sınırındaki "uzak değerlerin" tepki değişkenlerine karşı dirençli olduğu bilinmektedir.

2.6.4. Spline Tahminci

Bir verinin duyarlılık ölçüsü kalıntı karelerin toplamıdır. Bu ölçü bir $\hat{m}$ için yaygın olarak kullanılmaktadır. Kalıntı kareler toplamı, X 'lerde hiçbir bağ olmadığı varsayıldığında verilerin birleştirilmesini sağlayan bir $\hat{m}$ fonksiyonu ile en aza indirilir. Bu minimizasyon problemini çözmek için bir dengeleyici eklemek gerekir. Bir çok çalışmada dengeleyici $\Omega(\hat{m}) = \int \{\hat{m}''(u)\}^2 du$ 'ya dayanmaktadır. Kübik spline tahmincisi $\hat{m}$ aşağıdaki eşitliği en aza indiren fonksiyondur.

$$R_h(\hat{m}, m) = \sum_{i=1}^n \{Y_i - \hat{m}(X_i)\}^2 + \lambda \int \{\hat{m}''(u)\}^2 du$$

Burada λ düzgünleştirme parametresi olarak tanımlanabilir. Düzgünleştirme parametresi, kalıntı hatası ile $\hat{m}$ eğrisinin pürüzlülüğü arasındaki değişim oranını temsil etmektedir. m 'nin tahmini $\hat{m}$ olarak gösterilebilir. Bu regresyon fonksiyonlarının tahmincilerini oluşturmak için kullanılan ve $\sum_{i=1}^n \{Y_i - \hat{m}(X_i)\}^2$ ile tanımlanan kalıntı karelerin toplamıdır. Bu durumda $\hat{m}$ 'nin herhangi bir eğri olmasına izin verilirse bu mesafe ölçüsü, verileri birleştiren herhangi bir $\hat{m}$ tarafından sıfıra indirgenebilir. Böyle bir eğri benzersiz olmadığı ve yapı odaklı bir yorumlama için fazla kırımlı olduğundan kabul edilmemektedir.

Spline düzgünleştirme yaklaşımı veriye iyi bir şekil üretme amacı ile bir eğri üretme amacı arasındaki rekabeti ölçerek verilerin bu mantıksız birleşimini önlemektedir. Yerel varyasyonu ölçmenin birkaç yolu vardır. Örneğin birinci, ikinci ve benzeri türeve dayalı olarak düzgünleştirme ölçüleri tanımlanabilir. Ana fikirleri açıklamak için ikinci türev en uygun olanıdır. Yani burada yerel varyasyonu ölçmek için pürüzlülük sorunu kullanılmaktadır (Härdle W. , 1990, s. 70).

Düzgünleştirme parametresi λ , tahmincinin $\hat{m}_\lambda$ düzgünlüğünün derecesini kontrol etmektedir. $\lambda \rightarrow 0$ olduğunda $\hat{m}$ gözlemlerin birleşimini sağlarken $\lambda \rightarrow \infty$ olduğunda $\hat{m}$ en küçük kareler regresyon doğrusuna yönelmektedir (Härdle & Linton, 1994, s. 18).

(Silverman, 1984)'ın gösterdiği gibi spline'lar asimptotik olarak kernel düzgünleştiricilere eşdeğerdir. Eşdeğer kernel,

$$K(u) = \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{|u|}{\sqrt{2}}\right) \sin\left(\frac{|u|}{\sqrt{2}} + \frac{\pi}{4}\right)$$

şeklinde açıklanabilir. Eşdeğer kernelin ilk üç momenti sıfır olduğu için dördüncü derecedendir. Ayrıca eşdeğer bant genişliği $h = h(h; X_i)$ 'dir. Bu da,

$$h(h; X_i) = h^{1/4} n^{-1/4} f(X_i)^{-1/4}$$

olarak gösterilmektedir. Spline tahmincilerinin kernellere göre bir avantajı vardır. Bu avantaj küresel eşitsizlik ve eşitlik kısıtlamalarının daha uygun bir şekilde uygulanabilmesidir. Örneğin, pürüzsüzlüğün belirli bir noktadan geçmesi kısıtlanabilir.

2.6.5. Seri Tahminci

Seri tahminciler ekonometri literatüründe büyük ilgi görmektedir. Bu teori Hilbert⁵ uzayının yapısına çok bağlıdır. Regresyon fonksiyonunun bir Fourier⁶ serisi olarak temsil edilebileceği varsayılır. Temel fonksiyonlar için iyi bilinen örnekler *Laguerre*⁷ ve *Legendre*⁸ polinomlarıdır. Fonksiyonların temeli sabitlendikten sonra m 'yi tahmin etme problemi, Fourier katsayıları $\{\beta_j\}$ tahmin edilerek çözülebilmektedir. Sıfırdan farklı bir çok β_j 'nin olabileceğine dair bir kısıtlama vardır. Dolayısıyla sonlu örneklem büyüklüğü

5 Hilbert uzayı, öklit uzayını kuantum mekaniğiyle uyumlu biçime dönüştüren soyut vektör uzayıdır. Adını David Hilbert'ten almaktadır.

6 Fourier serileri, bir periyodik fonksiyonu basit dalgalı fonksiyonların (sinüs ve kosinüs) toplamına çevirmektedir. Adını Joseph Fourier'den almaktadır.

7 Laguerre polinomu, ikinci mertebeden bir lineer diferansiyel denklem'dir. adını Edmond Laguerre'den (1834 – 1886) almıştır

8 Legendre polinomları, çok sayıda matematiksel özelliğe ve çok sayıda uygulamaya sahip tam ve ortogonal polinomlardan oluşan bir sistemdir. Adını 1782'de keşfeden Adrien-Marie Legendre'den almıştır.

n verildiğinde katsayıların yalnızca bir alt kümesi etkin bir şekilde tahmin edilebilir (Härdle W. , 1990, s. 61). Seri tahmincisinin fonksiyonu,

$$m(x) = \sum_{j=0}^{\infty} \beta_j \varphi_j(x)$$

şeklinde olsun. Bu eşitlikte ortogonal temel fonksiyon $\{\varphi_j\}_{j=0}^{\infty}$ olarak ifade edilmektedir. Onun katsayıları $\{\beta_j\}_{j=0}^{\infty}$ olarak ifade edilebilir. $m(x)$ 'i tahmin etmek için basit bir yöntem seçmek gerekmektedir. Bu tahmin kesilmiş bir dizi $t(n)$ içermektedir. Burada $t(n)$, n 'den küçük bir tamsayıdır. Şimdi Y_i değişkeni ile $\varphi_{ti} = (\varphi_0(X_i), \dots, \varphi_t(X_i))^T$ arasında bir regresyon oluşturulabilir. Bu durumda $\{\beta_j\}_{j=0}^{t(n)}$ en küçük kareler parametre tahminleri olsun. O zaman yukarıdaki seri tahmincisinin fonksiyonu aşağıdaki gibi tekrar gösterilebilir.

$$m_{t(n)}(x) = \sum_{j=0}^{t(n)} \hat{\beta}_j \varphi_j(x) = \sum_{i=1}^n W_{ni}(x) Y_i$$

Bu eşitlikten hareketle $W_n(x) = (W_{n1}, \dots, W_{nn})^T$ ve $W_n(x) = \varphi_{tx}^T (\Phi_t^T \Phi_t)^{-1} \Phi_t^T$ ifadeleri açıklanabilir.

Seri yönteminin önemli bir dezavantajı temel sistemin ve $t(n)$ düzgünleştirme parametresinin nasıl seçileceğine ilişkin nispeten çok az teori bulunmasıdır (Härdle & Linton, 1994, s. 18).

Spline'lar ve seriler tüm eğriyi bir kerede tahmin etmeye çalıştıkları için küresel yöntemler olarak bilinmektedir. Kernel ve en yakın komşu yöntemleri ise her bir tahmin noktasında ayrı ayrı çalışmaktadır. Bununla birlikte X düzgün bir şekilde dağıldığında $m(x)$ 'in kernel ve en yakın komşu tahmin edicileri aynıdır. Oysa spline tahmincileri bir kernel tahmincisine kabaca eşdeğerdir. Yalnızca tasarım eşit aralıklı olmadığında önemli farklılıklar ortaya çıkmaktadır (Härdle & Linton, 1994, s. 19).

2.7. Parametrik Olmayan Regresyon

Parametrik olmayan regresyon analizinin parametrik regresyon analizinden en büyük farkı ilişkinin parametrik olmayan fonksiyonlarla açıklanması ve bu nedenle tahminlerin parametrik olmayan yöntemler ile yapılmasıdır (Härdle W. , 1990).

Bir analizin en önemli sonuçlarından biri X 'in Y ile olan ilişkisinin yani eğiliminin (trend) tahminidir. Bu eğilim kendi başına faydalıdır ve bazı durumlarda tahmin edilen değerlerin

elde edilmesi için yeterli olabilir. Ancak trend tahminleri regresyon modellemesinde rehberlik etmek ve model varsayımlarını kontrol etmek için de kullanılabilir.

Parametrik olmayan düzgünleştiriciler (smoother) bir açıklayıcı değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkinin şeklini belirlemek için çok iyi bir araçtır. Standart parametrik olmayan düzgünleştiriciler sürekli açıklayıcı değişkeni değerlendirmekle ilgilenmektedir. Bağımlı değişkenin özelliği standart bir merkezi eğilim ölçüsü olduğunda düzgünleştiriciler işe yaramaktadır.

Parametrik ve parametrik olmayan regresyon modellerinin yapısını açıklamak için klasik bir doğrusal modeli ele alalım. Bu modeller üzerinden parametrik ve parametrik olmayan modellerin özelliklerini açıklayalım. İktisadi ilişkileri dikkate alan standart mincer ücret modeli⁹,

$$\log(ucret) = \alpha + \beta_1 egitim + \beta_2 tecrube + e$$

şeklinde verilmiş olsun. Burada bilindiği gibi *ucret* bağımlı değişken, α sabit katsayı, β_1 ve β_2 eğim katsayılarını, *egitim* ve *tecrube* açıklayıcı değişkenleri, *e* ise hata terimlerini ifade etmektedir. Bu modelde bağımlı değişken ile açıklayıcı değişkenlerin arasındaki ilişki doğrusal olarak belirlenmektedir. Modelin fonksiyonel şeklinin doğrusal olduğu söylenebilir. Modelin test ve tahmininde parametrik yöntemler kullanılmaktadır. Ancak fonksiyonel şeklin doğrusal olması varsayımı genellikle ihmal edilen bir varsayımdır. Açıklayıcı değişkenlerin parametrik olmayan formları modelin fonksiyonel yapısını değiştirebilmektedir. Yani fonksiyonel şeklin doğru belirlenmemesi durumunda model için tanımlama hatası yapılmaktadır. Fonksiyonel şekil doğru belirlenmediyse parametre tahminleri sapmalı ve tutarsız olmaktadır. Hata terimi varyansı yanlış tahmin edilmektedir. Parametre tahminlerinin varyansları da sapmalı olmaktadır. İktisadi ilişkileri göz önünde bulunduracağımız yeni bir model oluşturalım. Mincer ücret modelini tekrar ele alalım.

$$\log(ucret) = \alpha + \beta_1 egitim + \beta_2 tecrube + \beta_3 (tecrube)^2 + e$$

Burada *ucret* ile *egitim* arasında doğrusal bir ilişki olduğu ancak *ucret* ile *tecrube* değişkenleri arasında doğrusal olmayan, kuadratik bir ilişki olduğu varsayılmaktadır. Bu durumda doğrusal olmayan modelin tahmini aşamasında parametrik olmayan ya da yarı

⁹ Mincer ücret modeli ismini modeli ilk öneren Jacob Mincer'dan almaktadır. Bu model ilk Mincer'ın 1962 yılında yaptığı evli kadınların iş gücüne katılımı araştırmasıyla tanınmaktadır.

parametrik tahminlere geçilmektedir. Doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin yapısı farklıdır. Bu yüzden bu modellerin tahmini de farklılaşmaktadır.

Bir regresyon modelinde hata terimlerinin taşınması gereken varsayımlar bulunmaktadır. Bu varsayımların geçerliliği tahminlerin doğruluğu açısından önemlidir. Regresyon modelinde varsayımların sağlandığı durumda parametrik yöntemler oldukça kullanışlıdır. Ancak varsayımların sağlanmadığı durumda herhangi bir ölçüme dayanmayan yöntemlere yani parametrik olmayan yöntemlere başvurulmaktadır. Bir regresyon modeli doğrusal değilse hata terimleri normal dağılmıyorsa bu modeli tahmin etmenin alternatif bir yolu parametrik olmayan yöntemlerdir.

Parametrik olmayan panel nitel tercih modellerine ait çalışmalar literatürde önemli bir yere sahiptir. Özellikle (Honoré B. , 2002) çalışmasında doğrusal olmayan modelleri statik modeller ve dinamik modeller olarak iki ayrı başlık altında açıklamaktadır. Statik modellerin anlatıldığı bölümde bazı özel doğrusal olmayan modellere yer verilmiştir. Bunlar logit model, poisson regresyon modeli, yarı parametrik ikili tercih modeli, sansürlü regresyon modeli, örnek seçim modeli şeklinde sıralanabilir (Honoré B. , 2002). Bu modeller genel anlamda sınırlı bağımlı değişkenli modeller olarak tanımlanmaktadır. Ancak doğrusal olmayan modeller bunlarla sınırlı değildir. Kuadratik, kübik, polinom regresyon modelleri de doğrusal olmayan modellere örnek oluşturmaktadır. Yalnız bu modellerin bağımlı değişkeni sürekli değişkendir.

Panel sınırlı ve nitel bağımlı değişken modelleri bağımlı değişkenin bireysel etkinin doğrusal olmayan bir fonksiyonu olduğu önemli örnekleridir (Ai & Li, 2008, s. 462). Bağımlı değişken bireysel etkinin doğrusal olmayan bir fonksiyonu olduğunda bireysel etki basit zaman farkı ile ortadan kaldırılamamaktadır. Bireysel etki, ortalama bağımsızlık koşulu altında tutarlı bir şekilde tahmin edilememektedir (Ai & Li, 2008, s. 462).

Klasik panel sabit etkili nitel tercih modellerinin tutarlı tahmini T sonsuz olduğunda en çok olabilirlik yöntemi ile yapılabilmektedir. Ancak N ne kadar büyük olursa olsun T küçük ise en çok olabilirlik yöntemi tutarlı tahmin vermemektedir (Tatoğlu, 2012, s. 167). Küçük örneklerde $\hat{\beta}$ 'nin %100 sapmalı olduğu bilinmektedir (Hsiao, 1986, s. 240).

Sabit etkili tobit modelde, sabit etkili probit modelde olduğu gibi μ_i 'nin β ve σ_u^2 parametreleri üzerindeki etkisi yok edilememektedir. T sabitse tutarlı tahminçiler elde edilememektedir. Tutarlı tahminci sağlanamadığı için parametrik olmayan tahminçilere geçilmektedir.

Parametrik olmayan panel nitel tercih modelleri ikili tercih modelleri ile sınırlı değildir. Çoklu panel nitel tercih modellerinin de literatürde fazlaca kullanıldığı görülmektedir. Öncelikle mikro ekonomik konularda artan araştırma isteği mikro ekonometrik yöntemlerin gelişmesine önemli katkıda bulunmuştur. Günümüzde özellikle pazar araştırmalarında tüketicilerin bir ürünü, markayı ya da hizmeti tercih etme davranışının ardında yatan nedenler pazarlama stratejilerinin belirlenmesinde merak konusu oluşturmaktadır.

Örneğin ikiden daha fazla gözlük markası olsun. Tüketicinin bu markalardan birini tercih etme olasılığı gözlüğün kalitesi, fiyatı, promosyonu, tasarımı, reklamı, teslimatı vb. nedenlere bağlı olabilir. İşte tam bu noktada bilinmeyen bir problemi çözebilmek için multinominal tercih modellerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu modeller sayesinde pek çok nedensel faktörün gözlük markalarının tercih edilme olasılıklarını nasıl değiştirdiğinin tespit edilmesine olanak vermektedir. Bu ve benzeri mikro ekonomik araştırmalarda multinominal tercih modelleri oldukça fazla kullanılmaktadır.

Bu çalışmada parametrik olmayan panel nitel tercih modellerine yer verilmektedir. Bu nedenle polinomial, toplamsal vb. doğrusal olmayan modeller bu çalışmada ele alınmamaktadır. Yarı parametrik modeller parametrik olmayan modellerden yalnızca biridir. Bir sonraki bölümde yarı parametrik modeller detaylı bir şekilde anlatılmaktadır.

3. İKİLİ NİTEL BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ

Yarı parametrik panel ikili nitel tercih modellerini tanımlamanın üç yolu vardır. Birincisi modeli parametrik olmayan bir şekilde tahmin edebilmek için tek indeks modeline dönüştürüp parametrik olmayan bir şekilde tahmin etmektir (Härdle & Horowitz, 1996). İkincisi, (Manski, 1985) ve (Manski, 1987)'de olduğu gibi panel ikili nitel tercih modellerini koşullu kantil kısıtlarına dayanan tahminci ile tahmin etmektir. Son olarak, Lewbel (1998, 2000) tarafından önerilen $\sqrt{N}$ yakınsama oranını elde etme ve tanımlamanın bir yolu özel regresör yöntemidir. (Gao, Li, & Liang, 2015) bu yöntemi kullanmıştır.

Yarı parametrik regresyon modelinde bağımsız değişkenler ilişkisiz ise değişkenlerin tahmini kolaylaşmaktadır. Bağımsız değişkenler ilişkisiz (ortogonal) ise modelin parametrik değişkenleri en küçük kareler yöntemi kullanılarak, parametrik olmayan değişkenleri ise *kernel*, *lowess* ya da *spline* gibi parametrik olmayan yöntemler kullanılarak tahmin edilebilmektedir.

Ancak yarı parametrik regresyon modellerinde açıklayıcı değişkenler ilişkili olabilmektedir. Bu durumda geriye uyum algoritması kullanılmaktadır. Bu algoritma yarı parametrik panel nitel tercih modellerinde de kullanılmaktadır.

İki tercihli panel veri modelleri ampirik araştırmalarda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bunun bir nedeni bireylerin karar almalarında doğrudan ekonomik olarak yorumlanabilir olmasıdır. Diğer nedeni birçok zaman döneminde aynı bireylerin çoklu gözlemleri ile panel verinin avantajını vermesidir ve gözlemlenmeyen heterojenliği hesaba katmasıdır.

Yaygın yaklaşım, sabit etkiler ya da rassal etkiler modeline sebep olan birime özgü heterojen etki değişkenini içermektedir. Bu yaklaşımın avantajı doğrusal modeller için sabit etkili tahminci elde etmek ve farklı zaman dönemleri arasında fark alarak gözlemlenmeyen değişkeni ortadan kaldırmaktır. Bu ayrıca doğrusal panel veri modellerinde özdeş parametre sorununu çözer. Fark alma yöntemi ayrıca belirli durumda doğrusal olmayan panel veri modellerine genişletilebilir. Gözlemlenmeyen heterojenlikle baş etmek için uygun olmasına rağmen ekonomik modeller çok farklı toplamsal olmayan şekilleri yansıtır.

İkili tepki modelinin tanımı doğrusal modellerden farklıdır. Eğer gözlemlenmeyen rassal terimlerin bilinen bir dağılıma sahip olduğunu varsayarsak katsayıları tanımlayabiliriz ve koşullu maksimum olabilirlik yöntemi ile modeli tahmin edebiliriz. Gözlemlenmeyen terimlerin dağılımını varsaymazsak tanımlama güçleşmektedir. Regresörler ve gözlemlenmeyenler arasındaki bağımlılık yapısını ortaya koymak için ek kısıtlar uygulanmaktadır (Gao, Li, & Liang, 2015).

Son zamanlarda, ilişkili rassal etkiler modeli çok fazla ilgi çekmektedir. (Heckman, Schmieder, & Urzua, 2010, s. 3)'ın söylendiği gibi "İlişkili rassal katsayı modeli mikro ekonometride geniş bir literatürün yeni ve önemli bir parçası haline gelmiştir".

Yarı parametrik panel ikili nitel tercih modeli,

$$y_{it} = I(\nu_{it}^T \gamma + x_{it}^T \beta_i + u_{it} > 0) \quad (i = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Burada $I(\cdot)$ gösterge fonksiyonudur. ν_{it} γ sabit katsayı ile regresörleri ifade etmektedir. x_{it} , β_i rassal etki katsayısı ile regresörleri ifade etmektedir. u_{it} hata terimidir. x_{it} 1 olduğunda panel iki tercihli sabit etkiler modeli bu modelin özel bir durumu olmaktadır (Gao, Li, & Liang, 2015).

3.1. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modeli

Özel regresörler yaklaşımı ile panel iki tercihli rassal etkiler modeli,

$$y_{it} = I(\nu_{it} + x_{it}^T \beta_i + u_{it} > 0) \quad (i = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T)$$

olarak ifade edilebilir. Burada $I(\cdot)$ gösterge fonksiyonudur. β_i ise bireysel spesifik rassal katsayıyı ifade etmektedir. Bu eşitlikte ^{T} transpoz ifadesidir. Burada tek bir regresör vardır. Burada $\beta_i = \beta + \alpha_i$ eşitliğinden söz edilebilir. $E(\alpha_i) = 0$ olduğu için β ortalama eğimi vermektedir. α_i katsayısı x_{it} ile ilişkilidir.

Bu eşitlikte ν_{it} 'nin özel bir regresör olduğu varsayılır. Ancak bunun için üç koşul vardır. İlki ν_{it} 'nin sürekli rassal değişken olması, ikincisi α_i ve u_{it} 'nin x_{it} 'den bağımsız olma koşulu ve üçüncüsü ν_{it} 'nin daha spesifik olması için geniş bir desteğinin olması gerekmektedir. ν_{it} katsayısının 1 olması için bu regresör normalleştirilir. ν_{it} negatif ise $-\nu_{it}$ kullanılabilir. Bu katsayı test edilebilmektedir. Böyle özel bir regresörün içerdiği avantaj, iki tercihli modelleri doğrusal moment koşuluna dönüştürmemize izin vermesidir.

Bu modelin katı dışsallık koşulu söz konusudur. Bu koşul,

$$E(u_{it} | x_{i1}, \dots, x_{iT}, \alpha_i) = 0$$

olarak ifade edilmektedir. Burada $E(u_{it}|x_{it}, z_i) = 0$ koşulunu sağlayan z_i rassal vektörünün olduğu varsayılmaktadır. Bu vektör varsayımıyla açıklayıcı değişken ve hata terimi arasında ilişki olmamaktadır. Burada

$$E(\alpha_i|x_{it}, z_i) = E(\alpha_i|z_i) = g(z_i)$$

$$z_i = \bar{x}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T x_{it} \text{ ya da } z_i = (x_{i1}^T, \dots, x_{iT}^T)^T$$

Özel regresör aracılığıyla yukarıdaki modeli doğrusal moment koşuluna dönüştürebiliriz.

$$E[(y_{it} - I(\nu_{it} > 0))/f_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i) | x_{it}, z_i] = x_{it}^T \beta + x_{it}^T E(\alpha_i | x_{it}, z_i) = x_{it}^T \beta + x_{it}^T g(z_i)$$

Panel veri bize farklı zaman dönemlerinde aynı bireylerin daha fazla gözlemi verir. Bu bizim heterojenlik etkisini göz önünde bulundurmamıza yardım eder. z_i üzerinde ek bilgi ya da yeterli zaman dönemi olduğunda ortalama eğim tanımlanabilir. Burada verinin i 'ler arasında bağımsız olduğu varsayılır.

Bazı varsayımlar altında yukarıdaki model,

$$y_{it}^* = \begin{cases} [y_{it} - I(\nu_{it} > 0)]/f_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i) & \nu_{it} \in [L_t, K_t] \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

olarak ifade edilebilir. Böylece y_{it}^* 'ın beklenen değeri,

$$E(y_{it}^* | x_{it}, z_i) = x_{it}^T \beta + x_{it}^T g(z_i)$$

olarak ifade edilebilmektedir. Bu model (Honoré & Lewbel, 2002)'in modelinin daha genel bir halidir. Çünkü diğer model sabit etkilere izin verirken bu model ilişkili rassal katsayılar için vermektedir (Gao, Li, & Liang, 2015).

3.2. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modelinin Tahmini

Panel iki tercihli rassal etkiler modelinin tahmini için kernel yöntemleri kullanılmaktadır. Kernel yöntemleri ile β 'nın yarı parametrik tahmincisi elde edilmektedir. β 'nın yarı parametrik tahmincisi aşağıdaki adımlarla elde edilmektedir. İlk olarak parametrelerin bilinmesi gereken varsayımları,

$$E(\beta_i) = \beta$$

$$\theta(z_i) = \beta + g(z_i)$$

$$E[\alpha_i] = 0 = E[g(z_i)]$$

$$E[\theta(z_i)] = \beta$$

şeklinde sıralanabilir. Burada $\theta(\cdot)$ bir tahmincidir ve bu tahminci yardımıyla β 'yı tahmin edebiliriz. Bunun için kullanılan formül,

$$\hat{\beta} = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{\theta}(z_i)$$

olarak ifade edilebilir.

$\theta(z_i) = (\sum_{t=1}^T E[x_{it}x_{it}^\top|z_i])^{-1} \sum_{t=1}^T E[x_{it}y_{it}^*|z_i]$ burada $E[x_{it}y_{it}^*|z_i]$ bilinmediğinden $E[x_{it}y_{it}^*|z_i] = E[x_{it}(y_{it} - I(v_{it} > 0))/f_t(v_{it} | x_{it}, z_i)|z_i]$

olarak ifade edilmektedir. Burada da $f_t(v_{it} | x_{it}, z_i)$ bilinmediğinden tahmin edilmesi gerekmektedir.

$$\begin{aligned} \hat{f}_t(v_{it} | x_{it}, z_i) &= \frac{\hat{f}_t(v_{it}, x_{it}, z_i)}{\hat{f}_t(x_{it}, z_i)} \\ &\equiv \frac{(nH)^{-1} \sum_{k=1}^n K_h(v_{kt} - v_{it}, x_{kt} - x_{it}, z_k - z_i)}{(n\tilde{H})^{-1} \sum_{k=1}^n K_{\tilde{h}}(x_{kt} - x_{it}, z_k - z_i)} \end{aligned}$$

Yukarıdaki eşitliği ayrı ayrı ifade etmek gerekirse,

$$\hat{f}_t(v_{it}, x_{it}, z_i) = (nH)^{-1} \sum_{k=1}^n K_h(v_{kt} - v_{it}, x_{kt} - x_{it}, z_k - z_i) \text{ ve}$$

$$\hat{f}_t(x_{it}, z_i) = (n\tilde{H})^{-1} \sum_{k=1}^n K_{\tilde{h}}(x_{kt} - x_{it}, z_k - z_i)$$

olarak yazılabilir. Yukarıdaki ifadelerde kullanılan ve daha önce açıklanmayan terimler aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$H = h_1 \dots h_{d+q+1}$$

$$\tilde{H} = h_2 \dots h_{d+q+1}$$

$$K_h(u) = \prod_{l=1}^{d+q+1} k_{\frac{u_l}{h_l}}$$

$$h = (h_1 \dots h_{d+q+1})^\top$$

$$\tilde{h} = (h_2 \dots h_{d+q+1})^\top$$

Burada $K(\cdot)$ kernel fonksiyonu, h düzgünleştirme parametresidir. Bu bilgiler neticesinde $E[x_{it}y_{it}^*|z_i]$ 'nin tahmincisi,

$$\hat{E}[x_{it}y_{it}^*|z_i] = \frac{(nH')^{-1} \sum_{j=1}^n x_{jt} (y_{jt} - I(v_{jt} > 0)) K_{h'}(z_j - z_i) I_{\tau_{n,j}} / \hat{f}_t(v_{jt} | x_{jt}, z_j)}{(nH')^{-1} \sum_{j=1}^n K_{h'}(z_j - z_i)}$$

olarak ifade edilmektedir. Yukarıda verilen ifadede bilinmeyen terimler aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$\begin{aligned} I_{\tau_{n,j}} &= I_{\tau_n}(v_{jt}, x_{jt}, z_j) = I\{(v_{jt}, x_{jt}, z_j) \in \Omega_{vxz}\}, \Omega_{vxz} \\ &= \{a = (a_1 \dots a_{d+q+1}) \in S_{vxz} : \min_{l \in \{1, \dots, d+q+1\}} |a_l - b_l| \geq \tau_n, b \\ &= (b_1, \dots, b_{d+q+1}) \in \partial S_{vxz}\} \end{aligned}$$

Burada ∂S_{vxz} , v_{jt}, x_{jt}, z_j , $H' = h'_1 \dots h'_q$, $h' = (h'_1, \dots, h'_q)$, $\|h\|/\tau_n \rightarrow 0$, $\tau_n \rightarrow 0$ ve $n \rightarrow 0$ ifadelerinin desteği ile yoğun küme S_{vxz} sınırını tanımlamaktadır.

Tekillik probleminden ve sınır sapmasından kaçınmada sınırdaki verileri azaltmak için $I_{\tau_n}(\nu_{jt}, x_{jt}, z_j)$ ifadesi kullanılmaktadır.

$\theta(z_i)$ yerel sabit kernel yöntemi ya da yerel polinomiyeel yöntem ile elde edilmektedir. Yerel polinomiyeel yöntemin karmaşık olması nedeniyle yerel sabit kernel yöntemi kullanılmaktadır. Yukarıdaki açıklamalardan sonra $z_i \in \Omega_{\nu x z}$ verildiğinde yerel sabit kernel tahmincisi,

$$\hat{\theta}_{LC}(z_i) = \left[\sum_{j=1}^n \sum_{t=1}^T x_{jt} x_{jt}^T K_{h'}(z_j - z_i) I_{\tau_n, j} I_{\varepsilon_n, i} \right]^{-1} \times \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^n x_{jt} \frac{(y_{jt} - I(\nu_{jt} > 0))}{\hat{f}_t(\nu_{jt} | x_{jt}, z_j)} K_{h'}(z_j - z_i) I_{\tau_n, j} I_{\varepsilon_n, i}$$

olarak ifade edilebilir. Burada $I_{\varepsilon_n, i}$, $I_{\tau_n, j}$ ifadesine benzer şekilde açıklanır. Bunu,

$$I_{\varepsilon_n, i} = I_{\varepsilon_n}(z_j) = I\{(z_j) \in \Omega_z\}, \Omega_z = \left\{ z = (z_1, \dots, z_q) \in S_z : \min_{l \in \{1, \dots, q\}} |z_l - z_{0, l}| \geq \varepsilon_n, z_0 = (z_{0, 1}, \dots, z_{0, q}) \in \partial S_z \right\}$$

Burada ∂S_z , z_j , $\|h'\|/\varepsilon_n \rightarrow 0$, $\varepsilon_n \rightarrow 0$ ve $n \rightarrow 0$ ifadelerinin desteği ile yoğun küme S_z sınırını tanımlamaktadır. β 'nın yerel sabit kernel tahmincisi,

$$\hat{\beta}_{LC} = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{\theta}_{LC}(z_i)$$

olarak ifade edilebilir. Böylece β 'nın tutarlı tahmincisi elde edilmektedir (Gao, Li, & Liang, 2015).

3.3. Katsayıların Testi

Bu bölümde rassal katsayılar ve regresörler arasındaki ilişkinin nasıl test edildiği açıklanmaktadır. Diğer bir ifade ile

$$\text{cov}(\beta_i, x_{it}) = 0 \quad t = 1, \dots, T$$

Kovaryansı doğrudan test etmek yerine daha güçlü bir koşul test edilir. Bu koşul $E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = 0$ olarak ifade edilir.

Eğer $E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = 0$ koşulu geçerliyse $E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = g(x_{i1}, \dots, x_{iT}) = 0$ olur. Test hipotezleri,

$$H_0: E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = 0$$

$$H_1: E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) \neq 0$$

şeklinde ifade edilebilir. Başka bir ifadeyle test hipotezleri,

$H_0: \theta(\alpha_i|x_{i1}, \dots, x_{iT}) \equiv \text{sabit}$

$H_1: \theta(\alpha_i|x_{i1}, \dots, x_{iT}) \text{ sabit fonksiyon de\u011fil}$

\u015feklinde ifade edilir. \u0130kinci hipotezde tanımlama problemi testi, ilk hipotezde orijinal ba\u011fımlılık problemi testine d\u00f6n\u00fc\u015ft\u00fcr\u00fclmektedir. Burada parametrik olmayan kernel tanımlama testleri kullanılmaktadır. Bu test (Li, Huang, & Fu, 2002) tarafından \u00f6nerildi\u011fi gibi kernel test istatisti\u011finden elde edilen kalıntılara uyarlanmaktadır.

Bu test istatisti\u011fi katsayı fonksiyonlarının parametrik ve parametrik olmayan tahminlerini kar\u015fıla\u015ftırarak olu\u015fturulabilir. Bu yerel sabit kernel tahmincisi $\hat{\theta}(z)$ ile en k\u00fc\u00e7\u00fck kareler tahmincisi $\hat{\theta}_{OLS}$ arasındaki a\u011fırlıklı b\u00fct\u00fcnle\u015fmif\u0131 kuadratik (karesel) fark kullanılarak yapılmaktadır.

$$l_n = \int [\hat{\theta}(z) - \hat{\theta}_{OLS}]^T A_n [\hat{\theta}(z) - \hat{\theta}_{OLS}] dz$$

Burada A_n pozitif tanımlı matristir. Bu test istatisti\u011finin tahmini,

$$\hat{l}_n = \frac{1}{n^2} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n x_{it}^T x_{jt} \hat{u}_{it} \hat{u}_{jt} K_h(z_j - z_i)$$

$K(\cdot)$ \u00e7ok de\u011fi\u015fenli kernel fonksiyonu, $h = h_1, \dots, h_q$ d\u00fcz\u011f\u00fcnl\u00fc\u015ftirme parametresidir. Bu tip kuadratik test istatistiklerinin sonlu \u00f6rnek sim\u00fclasyonlarında ciddi boyut bozulmalarına sahip oldu\u011fu bilinmektedir. Sonlu \u00f6rnek bozulmalarını d\u00fczeltmek i\u00e7in standart g\u00fc\u00e7l\u00fc bir bootstrap y\u00f6ntemi \u00f6nerilmektedir. Bootstrap y\u00f6ntemi a\u015fa\u011fıda d\u00f6rt adımda a\u00e7ıklanmaktadır.

Adım 1: D\u00f6n\u00fc\u015ft\u00fcr\u00fclm\u00fc\u015f do\u011frusal regresyon modelini tahmin etmek i\u00e7in $\{(y_{it}, v_{it}, x_{it}, z_i)\}$ kullanılır ve OLS kalıntıları ($\hat{u}_{it} = y_{it}^* - x_{it}^T \hat{\theta}_{OLS}$ i\u00e7in $i = 1, \dots, n$) elde edilir.

Adım 2: $r = (1 + \sqrt{5})/(2\sqrt{5})$ olasılı\u011fi ile $u_{it}^* = [(1 - \sqrt{5})/2] \hat{u}_{it}$ ve $1 - r$ olasılı\u011fi ile $u_{it}^* = [(1 + \sqrt{5})/2] \hat{u}_{it}$ g\u00fc\u00e7l\u00fc bootstrap hataları \u00fcretilir. B\u00f6ylece $y_{it}^{**} = x_{it}^T \hat{\theta}_{OLS} + u_{it}^*$ elde edilmektedir.

Adım 3: Test istatisti\u011fi T_n 'de y_{it}^{**} ile yer de\u011fi\u015ftiren y_{it}^* ile T_n^* 'i hesaplamak i\u00e7in bootstrap \u00f6rne\u011fi kullanılmaktadır.

Adım 4: Burada 2. ve 3. adımdaki i\u015lemler B defa tekrarlanmaktadır. $T_{n,\alpha}^*$ de\u011ferini elde etmek i\u00e7in $\{T_{n,j}^*\}_{j=1}^B$ de\u011feri artan \u015fekilde sıralanır. $T_{n,\alpha}^*$ ile T_n test istatisti\u011finin orijinal de\u011feri kar\u015fıla\u015ftırılır. $T_n > T_{n,\alpha}^*$ ise α anlam d\u00fczeyinde temel hipotez reddedilmektedir.

Bu hipotez testi gibi özel regresörlerin katsayılarının 1 ya da -1 olup olmadığı test edilebilmektedir. Test istatistiği (Honoré & Lewbel, 2002)'in çalışmasında olduğu gibi elde edilmektedir. Hipotezler,

$$H_0: \gamma > 0$$

$$H_1: \gamma < 0$$

şeklinde ifade edilmektedir.

3.4. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Sabit Etkiler Modeli

Bu bölümde açıklayıcı değişkenlerden birinin, diğer açıklayıcı değişkenlere bağlı olarak, bireysel spesifik etkiden ve modelin hata terimlerinden bağımsız olduğu varsayılmaktadır. Bu alternatif varsayımın, sabit etkilere sahip iki tercihli panel veri modellerinin parametrelerini tutarlı bir şekilde tahmin etmek için nasıl kullanılabileceğini ve yalnızca önceden belirlenmiş (kesinlikle dışsal olarak değil) regresörleri gerektirdiği gösterilmektedir. İki tercihli sabit etkiler modeli,

$$y_{it} = I(\nu_{it} + x'_{it}\beta + \alpha_i + u_{it} > 0) \quad (i = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $I(\cdot)$ gösterge fonksiyonudur. Eğer $(\cdot)$ doğruysa gösterge fonksiyonu 1'e eşit, diğer durumlarda 0 olacaktır. ν_{it} 1'e eşit normalleştirilen katsayının regresörüdür. x_{it} diğer regresörlerin J vektörüdür. β katsayıların J vektörüdür. α_i sabit etki katsayısıdır. u_{it} hata terimidir ve dağılımı bilinmemektedir. Bu bilgilerden hareketle y_{it}^* aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$y_{it}^* = [y_{it} - I(\nu_{it} > 0)] / f_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i) \quad t = r, s$$

Burada y_{it}^* 'nin koşullu beklenen değeri,

$$E(y_{it}^* | x_{it}, z_i) = x_{it}^\top \beta + E(\alpha_i + u_{it} | x_{it}, z_i)$$

şeklinde gösterilmektedir. z_i önceden belirlenen bir regresördür. Bu değişken doğrusal iki aşamalı en küçük kareler tahmini için gereklidir. f yoğunluk tahmincisidir.

3.5. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Sabit Etkiler Modelinin Tahmini

Bu modelin tahmininde yarı parametrik tahminci kullanılmaktadır. Bu tahminciye $\sqrt{N}$ tahmincisi denilmektedir. Bu tahminci değişen varyansa izin vermekte ve hata terimlerinin dağılımı bilinmemektedir. Bunun için ilk olarak h_{it} ,

$$h_{it} = z_i y_{it}^* = z_i [y_{it} - I(\nu_{it} > 0)] / f_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i) \quad t=r, s$$

şeklinde tanımlanmaktadır. $\hat{f}_t$ yoğunluk tahmincisi verildiğinde $\hat{\eta}_t$ tahmincisi

$$\hat{\eta}_t = N^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{h}_{it} = N^{-1} \sum_{i=1}^N z_{it} [y_{it} - I(\nu_{it} > 0)] / \hat{f}_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Burada koşullu yoğunluk tahmincisi $\hat{f}_t(\nu_{it} | x_{it}, z_i)$ kernel tahmincidir. Burada $\hat{\eta}_t$ tahmincisi iki aşamalı bir tahmincidir. İlk aşaması parametrik olmayan tahmindir. $\hat{\eta}_t$ 'nin etki fonksiyonu,

$$q_{it} = h_{it} + E(h_{it} | x_{it}, z_i) - E(h_{it} | \nu_{it}, x_{it}, z_i)$$

olarak ifade edilmektedir. Bununla birlikte yeni eşitlik aşağıda gibi oluşmaktadır.

$$\sqrt{N}(\hat{\eta}_t - \eta_t) = N^{-1/2} \sum_{i=1}^N [q_{it} - E(q_{it})] + o_p(1)$$

Varsayımlar altında bu ifade tutarlıdır. Bu denklemlerden hareketle $\sqrt{N}$ tahmincisi aşağıdaki gibi düzenlenmektedir.

$$\sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) = N^{-1/2} \sum_{i=1}^N \Delta[Q_i - E(Q_i)] + o_p(1)$$

Öyleyse $\sqrt{N}$ tahmincisi,

$$\sqrt{N}(\hat{\beta} - \beta) \Rightarrow N[0, \Delta \text{var}(Q_i) \Delta']$$

şeklinde ifade edilmektedir. f bilindiğinde q_{it} bu eşitliği iki aşamalı en küçük kareler tahmini için kolaylaştırır. Burada $\Delta \text{var}(Q_i) \Delta'$ ifadesi $\hat{\beta}$ 'in etki fonksiyonudur. Varyans ise $\hat{\Delta} \hat{\text{var}}(\hat{Q}_i) \hat{\Delta}' / N$ formülü ile tahmin edilebilmektedir (Honoré & Lewbel, 2002, s. 2058).

3.6. Manski'nin İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Rassal Etkiler Modeli

İlk olarak (Manski, 1975)'te tercih modellerinin tahmin aşamasında kullanmak için maksimum skor tahmincisini geliştirmiştir. (Manski, 1985)'te bu tahminci ile nitel tercih modellerinin yarı parametrik tahmininin yapılabileceğini göstermektedir. Daha sonra (Manski, 1987)'de panel nitel tercih modellerinin de yarı parametrik tahmininin yapılabileceğini göstermektedir. Manski çalışmalarında modelde bir değişiklik yapmadan parametreler için koşullu kantil kısıtlarına dayanan tahminci geliştirmiştir.

Bu tahminci için rassal etkili doğrusal model,

$$y_t = x_t \beta + c + u_t \quad t = 0, 1$$

olarak ifade edilebilir. Burada y_t , t dönemde bir bağımlı değişkendir. x_t , açıklayıcı değişkenlerin K vektörüdür. u_t , gözlemlenemeyen dağılımdır. Rassal değişken c bireysel spesifik (sabit etki) etkidir. Burada $\beta \in R^K$ parametredir. $\| \quad \|$ ifadesi R^K 'da öklit

uzunluğu (euclid normu)'dur¹⁰. $\beta^* = \frac{\beta}{\|\beta\|}$ normalleştirilen parametre vektörünü ifade etmektedir.

z_t , yukarıdaki modelden yola çıkarak y_t yerine kullanılan değişkendir. $y_t \geq 0$ ise $z_t = 1$, diğer durumlarda $z_t = 0$ 'dır. Modeldeki $[y_t, x_t, u_t, t = 0,1]$ ifadelerinin anakütle dağılımı F ile tanımlanmaktadır. $F_{u_t|xc}$ ifadesi (x, c) üzerinde u 'nun koşullu dağılımına izin vermektedir.

Geliştirilen tutarlı tahminci için bazı varsayımlar söz konusudur. Bunlar aşağıda ifade edilmektedir.

Varsayım 1: Yukarıdaki model için $F_{u_0|xc} = F_{u_1|xc}$ ilk varsayımı ifade etmektedir. Dağılım için temel alınan dönem ile bir önceki dönemin hata teriminin eşit olduğunu yani hata terimlerinin durağan olduğunu ifade etmektedir.

Varsayım 2: a) F_w ($w = x_1 - x_0$), R^K 'nin uygun herhangi bir doğrusal alt kümesinde bulunmamaktadır. Bu tam rank koşulunu ifade etmektedir.

b) $k \in [1, 2, 3, \dots, K]$, $\beta_k \neq 0$, $\tilde{w} = (w_1, w_2, \dots, w_{k-1}, w_{k+1}, \dots, w_K)$ ve $k = K$ olduğu durumda w_k her yerde pozitif Lebesgue yoğunluk koşuluna sahiptir¹¹. Burada $b_k \neq 0$ olacak şekilde w_b 'nin tüm b 'ler için her yerde pozitif yoğunluğa sahip olduğu anlamına gelir.

Varsayım 3: N, F 'den alınan bağımsız olayların bir örneğidir. $n = 1, \dots, N, (z_{tn}, x_{tn}; t = 0, 1)$. Burada F 'nin rassal örnekleme varsayımının güçlü olduğu ifade edilir.

İkili tercih modeli ele alındığında beklentiler,

$$x_1\beta > x_0\beta \Leftrightarrow E(z_1 | x) > E(z_0 | x)$$

$$x_1\beta = x_0\beta \Leftrightarrow E(z_1 | x) = E(z_0 | x)$$

$$x_1\beta < x_0\beta \Leftrightarrow E(z_1 | x) < E(z_0 | x)$$

¹⁰ Öklid uzaklığı iki nokta arasındaki doğrusal uzaklıktır. n boyutlu Öklid uzayında $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ ve $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ noktaları arasındaki Öklid uzaklığı, $\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$ olarak ifade edilmektedir.

¹¹ Lebesgue ölçüsü, adını bu ölçüyü geliştiren Henri Lebesgue (1875-1941) tarafından almaktadır. Bu ölçü kısaca bitiş noktaları a ve b ($a < b$) olan sınırlı bir aralık I (açık, kapalı, yarı açık)'nın uzunluğunun $l(I) := b - a$ ile tanımlı olduğunu ifade etmektedir (Meisters, 1997). Matematikte Lebesgue yoğunluk teoremi, herhangi bir Lebesgue ölçülebilir $A \subset R^n$ kümesi için, A 'nın yoğunluğunun R^n 'nin hemen hemen her noktasında 0 veya 1 olduğunu belirtir. Lebesgue yoğunluk teoremi, A 'nın hemen hemen her x noktası için yoğunluğun olduğunu ifade etmektedir.

şeklinde ifade edilmektedir. Burada $E(z|x)$ bağımlı değişkenin açıklayıcı değişkenler üzerindeki koşullu beklentisini göstermektedir. İlk farkları alındıktan sonra yeni beklentiler,

$$w\beta > 0 \Leftrightarrow E(z_1 - z_0 | x) > 0$$

$$w\beta = 0 \Leftrightarrow E(z_1 - z_0 | x) = 0$$

$$w\beta < 0 \Leftrightarrow E(z_1 - z_0 | x) < 0$$

şeklinde ifade edilmektedir. Böylece β yerine normalleştirilmiş vektör β^* kullanılmaktadır. Bu beklentilerin örnek maksimizasyonunu elde etmek gerekmektedir. Bunun için $z_1 - z_0$ ifadesinin x üzerindeki koşullu medyanı,

$$M(z_1 - z_0 | x, z_1 \neq z_0) = \text{sgn}(w\beta)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Bu eşitlikten hareketle $H(b)$, ($b = \beta$)’da maksimum olmaktadır. $H(b)$ fonksiyonu,

$$H(b) = E[\text{sgn}(wb)(z_1 - z_0)]$$

olarak ifade edilmektedir. Burada ek olarak $W_b \equiv w \in R^K: \text{sgn}(wb) \neq \text{sgn}(w\beta)$ eşitliği verilmektedir. Ortalama fonksiyonları arasındaki fark,

$$\begin{aligned} H(\beta^*) - H(b) &= E[\{\text{sgn}(w\beta) - \text{sgn}(wb)\}(z_1 - z_0)] \\ &= 2 \int_{w_b} \text{sgn}(w\beta) E[(z_1 - z_0) | w] dF_w \end{aligned}$$

şeklindedir. Burada F_w , w ’nin dağılım fonksiyonunu göstermektedir. Burada,

$$\text{sgn}(w\beta) E[(z_1 - z_0) | w] = |[z_1 - z_0] | w|$$

eşitliği sağlanmaktadır. Böylece ortalama fonksiyonları arasındaki fark aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir.

$$H(\beta^*) - H(b) = 2 \int_{w_b} |[z_1 - z_0] | w| dF_w \geq 0$$

Yukarıdaki adımlardan sonra örnek ortalama fonksiyonu,

$$H_N(b) \equiv \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{sgn}(w_n b)(z_{1n} - z_{0n})$$

şeklinde ifade edilmektedir. Bu fonksiyon ile β^* ’ın tutarlı tahmincisi elde edilebilmektedir.

3.7. Parametrik Olmayan Sabit Etkili Logit Modeli

(Hoderlein, Mammen, & Yu, 2011) çalışmasında parametrik olmayan bileşenlerle ilgilenmek için sabit etkiler yaklaşımını genişletmiştir. Bunun için doğrusal olmayan panel veri kullanılmıştır. Bu çalışmada koşullu logit yaklaşımını genelleştiren parametrik olmayan bir prosedür önerilmektedir.

Doğrusal olmayan stokastik integral denklemlerine dayalı bir tahminci geliştirilmekte ve tahmincinin asimptotik özelliğini ve tahminciyi uygulamak için yinelemeli bir algoritma takip edilmektedir. Tahmincinin küçük örnek özelliği Monte Carlo çalışmasıyla analiz edilmektedir (Hoderlein, Mammen, & Yu, 2011).

Ekonometri alanındaki birçok ampirik uygulama bireysel özellikleri içerir. Doğrusal modelde panel veri heterojenlik sorununu ele almak için çok popüler hale gelmiştir. Bu tür heterojenlik terimlerini ortadan kaldırmak için yapılan işlem fark almadır. Parametrik koşullu logit modeli, açıklayıcı değişkenlerin doğrusal indeksi, sabit etkiler ve hata terimleri tarafından belirlenir. (Hoderlein, Mammen, & Yu, 2011) çalışmasında doğrusal fonksiyonu düzgün fakat sınırlandırılmamış bir η fonksiyon ile değiştirerek koşullu logit modelindeki doğrusal indeks varsayımını gevşetmeyi amaçlamaktadır. Böylece koşullu logit modelinin uygulanabilirliği artırılır. Parametrik olmayan model aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$Y_j^i = \mathbb{I}\{\eta(X_j^i) + \alpha^i + \varepsilon_j^i > 0\}$$

Burada α^i bireysel etkiyi, X_j^i d boyutlu regresörlerin vektörünü ve $\mathbb{I}\{\cdot\}$ gösterge fonksiyonunu tanımlamaktadır. Ayrıca $j = 1, 2$ için ε_j^i terimi X_j^i , X_j^i , α^i terimlerinden bağımsızdır ve lojistik dağılım göstermektedir.

Yatay kesit regresyon modelini açıklamadan önce $N_i = Y_1^i, Y_2^i$ $N_i \in \{0, 1, 2\}$ olduğunu ve $Y_1^i, Y_2^i, X_1^i, X_2^i$ için $i = 1, \dots, n$ olduğu bilinmelidir. Bu bilgiler doğrultusunda $Y^i = \mathbb{I}(Y_1^i = 1)$ eşitliği için aşağıdaki regresyon modeli elde edilmektedir.

$$\mathbb{E}(Y^i | N_i = 1) = \text{logit}(\eta(X_1^i) - \eta(X_2^i))$$

Burada $\text{logit}(u) = \exp(u) / (1 + \exp(u))$ şeklinde açıklanır. (X_1^i, X_2^i, Y^i) değişkenleri i.i.d.(identical independent distribution)'dir. η düzgünleştirme fonksiyonudur. α^i terimleri bu modelde görünmemektedir. X_j^i 'nin zamanla değiştiği varsayılmaktadır. Yani $X_1^i \neq X_2^i$ birbirine eşit değildir. Aksi durumda η fonksiyonu tanımlı olmayacaktır. Daha

genel regresyon modeli için parametrik olmayan bir prosedür açıklanmaktadır. Bunun için regresyon modeli,

$$E(Y^i | X_1^i, X_2^i) = G(\eta(X_1^i) - \eta(X_2^i))$$

şeklinde tanımlanmaktadır. G bağlantı fonksiyonudur ve Y değişkeni iki seçenikle sınırlı değildir. Bir önceki model bu modelin özel bir durumudur. Bu genelleştirme sadece yatay kesit modeller için değil aynı zamanda koşullu logit model içinde önemlidir.

3.8. Parametrik Olmayan Sabit Etkili Logit Modelin Tahmini

Literatürde pek çok parametrik olmayan tahmin teknikleri bulunmaktadır. Burada ise Hoderlein ve arkadaşlarının önerdiği koşullu logit yaklaşımını genelleştiren parametrik olmayan bir prosedür izlenmektedir. Doğrusal olmayan stokastik integral denklemine dayalı bir tahminci anlatılmaktadır. Tahmincinin asimptotik özelliğini ve tahminciyi uygulamak için yinelemeli bir algoritma takip edilmektedir.

Model tahmininde düzgünleştirilmiş log likelihood versiyonu aşağıdaki gibi kullanılmaktadır.

$$SL(\eta) = \int \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{Y^i(\eta(x_1) - \eta(x_2)) - b(\eta(x_1) - \eta(x_2))\} K_{h_1}(x_1, X_1^i) K_{h_2}(x_2, X_2^i) dx_1 dx_2$$

Burada K kernel fonksiyonu h ise düzgünleştirme parametresidir. Maksimum düzgünleştirilmiş likelihood tahmincisi, $SL(\eta)$ 'nin maksimize edicisi olarak tanımlanmaktadır. Maksimize edici aşağıdaki doğrusal olmayan integral denkleminin çözümü ile verilmektedir. Bu denklemin basitleştirilmiş şekli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$\eta(u) = \hat{f}(u) + \int \eta(v) \hat{\mathcal{K}}(u, v) dv \quad (a)$$

Bu integral denklemi ikinci tip Fredholm integral denklemdir¹². Yukarıdaki integral operatörünün çözümlenmesindeki zorluklar nedeniyle integral denklemi geometrik olarak hızlı yakınsayan yinelemeli bir algoritma ile çözülebilmektedir.

$$\hat{\eta}^{[k-1]}(u) = \hat{f}(u) + \int \hat{\eta}^{[k-1]}(v) \hat{\mathcal{K}}(u, v) dv \quad (b)$$

¹² Matematikte bu integral denklemi Erik Ivar Fredholm tarafından incelenmiştir. Fredholm integral denklemi, çözümü Fredholm teorisine, Fredholm çekirdekleri (kernel) ve Fredholm operatörlerinin çalışmasına yol açan bir integral denklemdir.

Algoritmanın ilk değeri $\hat{\eta}^{[k-1]}(.) = \hat{f}(.)$ ile başlar. Tahmincinin doğrusal olmayan integral denklemi (a) ile tanımlanır. Bu denklem Newton tipi algoritmalar kullanılarak çözülebilir. Bu amaçla doğrusal bir yaklaşım düşünülmektedir. Dış döngü Newton tipi bir yineleme kullanır. İç döngü (b) denklemi ile benzer şekilde ilerler. Şimdi bu algoritmanın daha ayrıntılı bir açıklaması gösterilebilir.

Adım 1: $k = 1$ verilir ve ilk değer $\hat{\eta}^{[0]}$ olur.

Adım 2: $f(u; \hat{\eta}^{[k-1]})$ ve $\hat{w}(u, v; \hat{\eta}^{[k-1]})$ hesaplanır.

Adım 3: İç döngü ile $j = 1$ ve $\xi^{[0,k]} = f(u; \hat{\eta}^{[k-1]})$ ayarlanır ve $j = 1, 2, \dots$ için aşağıdaki deklemler bir yakınsama kriteri karşılanana kadar veya sabit sayıda yineleme için tekrarlanır. Yinelemelerin sonucu $\xi^{[k]}$ ile gösterilir.

$$\xi^{[j,k]} = f(u; \hat{\eta}^{[k-1]}) + \int \xi^{[j-1,k]}(v) \hat{\mathcal{K}}(u, v; \hat{\eta}^{[k-1]}) dv$$

Adım 4: $\hat{\eta}^{[k]}$ ifadesi $\hat{\eta}^{[k]} = \hat{\eta}^{[k-1]} + \xi^{[k]}$ ile güncellenir ve Adım 2'de k yerine $k + 1$ ile tekrarlanır. Bu işlem bir yakınsama kriteri yerine getirilene kadar veya sabit sayıda yineleme için yapılır.

Burada $\hat{\eta}^{[0]}$ 'ın tutarlı bir η tahmincisi olması gerekmemektedir. Yaklaşımı sağlamlaştırmanın bir yolu algoritmayı farklı başlangıç değerleri için çalıştırmak ve sınırdaki farklılıkları kontrol etmektir. Tahmincinin sonlu örneklem simülasyonlarında iyi çalıştığı belirlenmiştir. Zamanla değişen hataların lojistik olarak dağıldığı sabit bir varsayım olmaktadır (Hoderlein, Mammen, & Yu, 2011).

3.9. Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modellerinde Varsayımlar

Tahmincinin özellikleri Monte Carlo gibi simülasyon denemeleri sonucunda elde edilir. Tahmincinin uygulanabilmesi için gerekli varsayımlar bir modelin taşıması gereken varsayımlardır. Bu varsayımlar sağlanmadığında tahmincinin uygulanması sapmalı sonuçlara yol açmaktadır.

Bu bölümde ikili nitel bağımlı değişkenli panel veri modelleri birkaç başlıkta ele alınmaktadır. Bu modellerin tahmini için tahmincinin özellikleri ve modelin varsayımları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

Bu modellerden ilki, **ikili nitel bağımlı değişkenli rassal etkiler modeli**'dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler yarı parametrik,
- Tahminci kernel fonksiyonu kullanılır,

- Tahminciler özel regresör yaklaşımını kullanılır,
 - Tahminciler tutarlıdır,
- modelin varsayımları;
- Açıklayıcı değişken ve hata terimi arasında ilişki olmamalı,
 - Özel regresör yaklaşımının içsellik problemine ve heterojenliğe çözüm sunduğu varsayılır,
 - Hata terimlerinin asimptotik olarak normal dağıldığı varsayılır.
- şeklinde özetlenebilir.

Bu modellerden ikincisi, **ikili nitel bağımlı değişkenli sabit etkiler modeli**'dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler yarı parametrik,
 - Tahminciler özel regresör yaklaşımını kullanılır,
 - İki aşamalı bir tahminci kullanılır,
 - Tahminci kernel fonksiyonu kullanılır,
 - Tahminciler tutarlıdır,
- modelin varsayımları;
- Açıklayıcı değişkenler, bireysel spesifik etkiden ve hata terimlerinden bağımsızdır,
 - Değişen varyansa izin verilmektedir,
 - Hata terimlerinin dağılımı bilinmemektedir,
- şeklinde özetlenebilir.

Bu modellerden üçüncüsü **parametrik olmayan sabit etkili panel logit modeli**'dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler parametrik değildir,
 - Tahminci stokastik integral denklemini kullanır,
 - Tahmincilerin tutarlı olması gerekli değildir,
- modelin varsayımları;
- Hata terimleri lojistik dağıldığı varsayılır,
 - Hata terimleri bireysel spesifik etkiden ve açıklayıcı değişkenlerden bağımsızdır,
 - Değişkenler bağımsız özdeş dağılır (i.i.d., identical independent distribution),
- şeklinde özetlenebilir.

Bu modellerden dördüncüsü *Manski'nin ikili nitel bağımlı değişkenli rassal etkiler modeli*'dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler yarı parametrikdir,
- Tahminciler tutarlıdır,

modelin varsayımları;

- Hata terimleri F dağılımı gösterir,
- Hata terimleri durağan olmalıdır,
- Rassal örnekleme varsayımı,

şeklinde özetlenebilir.

Tahmini parametrik yöntemlere dayanmayan modellerde varsayım testlerinin aranması olağan değildir. Bu tip modellerde varsayımlar sağlanmadığı için yarı parametrik ya da parametrik olmayan tahmin yöntemleri tercih edilmektedir.

4. SINIRLI BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ

Ekonomide tobit modelleri ilk (Tobin, 1958) tarafından önerilmektedir. Tobit modelleri literatürde sansürlü ya da kesilmiş modeller olarak yer almaktadır (Amemiya, 1985, s. 360). Tobit modelleri sınırlı bağımlı değişkenli modeller olarak da bilinmektedir. Bu modeller probit modellerine benzerliğinden dolayı tobit modeli adını almıştır.

(Tobin, 1958)'in çalışmasında dayanıklı tüketim mallarına yönelik hanehalkı harcamalarını analiz ederken harcamaların negatif olamayacağı gerçeğini dikkate alan bir regresyon modeli kullanılmıştır. Dayanıklı bir mala yönelik hane halkı harcamaları ile hanehalkı gelirleri arasında gözlemlenen ilişkide her noktanın belirli bir haneye ilişkin bir gözlemi temsil ettiği ifade edilir. Verilerin önemli bir özelliği harcamanın 0 olduğunu gösteren birçok gözlemin olmasıdır. Bu özellik doğrusallık varsayımını yok eder ve bu nedenle en küçük kareler yöntemi tahmin için uygun değildir (Amemiya, 1985, s. 362).

Özellikle çoğu hane herhangi bir yıl boyunca otomobillere veya dayanıklı mallara harcama yapmayacaktır. Yani sıfır harcama bildirilir. Bu tür harcamaları yapan haneler arasında miktar açısından büyük farklılıklar bulunmaktadır (Tobin, 1958, s. 25).

Sınırlı bir değişkenin diğer değişkenlerle ilişkisini istatistiksel olarak tahmin ederken ve ilişki hakkındaki hipotezleri test ederken sınır değerindeki gözlemlerin yoğunluğu dikkate alınmalıdır. Böyle bir ilişkideki açıklayıcı değişkenin hem sınırlı bağımlı değişkenlerin olasılığını hem de sınırsız bağımlı değişkenlerin boyutunu etkilemesi beklenmektedir. Sınırlı olmayan bağımlı değişkenlerin değerine bakılmaksızın sadece sınırlı ve sınırsız bağımlı değişkenlerin olasılığı açıklanacaksa probit analizinin uygun bir istatistiksel model olduğu öne sürülmektedir. Değişkenin sadece değeri açıklanacak olsaydı eğer sınırlı gözlem yoğunluğu yoksa çoklu regresyon uygun bir istatistiksel teknik olurdu. Ancak böyle bir yoğunlaşma olduğunda çoklu regresyon modelinin varsayımları sağlanmamaktadır. Böyle durumlarda probit analizi ve çoklu regresyonun birlikte kullanılabildiği hibrit bir analize ihtiyaç duyulmaktadır. Tobin'in makalesinin amacında böyle bir modeli açıklamaktır (Tobin, 1958, s. 25).

Tobit modellerinde bağımlı değişken bir araba veya bir ev için yapılan harcamalar ya da çalışılan saat sayısı olabilir. Kişi bir araba veya ev almazsa ya da kişi işsiz ise bu sıfır olacaktır. Bu modellerde sabit etkili probit modellerde olduğu gibi bireysel etki (μ_i) yok edilememekte ve bunun bir sonucu olarak T sabit olduğunda β ve σ^2 tutarlı bir şekilde

tahmin edilememektedir. Çünkü β ve σ^2 , bireysel etkilerden (μ_i) etkilenmektedir (Baltagi, 2005, s. 224).

(Honoré B. , 1992) sabit etkili kesilmiş ve sansürlenmiş regresyon modelleri için en küçük mutlak sapmalar ve kırılmış en küçük kareler tahmincilerini önermektedir. Bu tahminciler hata terimi için gerekli dağılım varsayımlarına sahip olmayan yarı parametrik tahmincilerdir. Bunun için temel varsayım hata teriminin açıklayıcı değişkenlerden ve bireysel etkiden bağımsız dağılmasıdır. (Honoré B. , 1992) çalışmasında bu tahmincilerin tutarlı ve asimptotik olarak normal olduğunu göstermektedir. $N \geq 200$ olduğunda asimptotik dağılımın, küçük örnek dağılımının iyi bir tahmini olduğu öne sürülmektedir.

4.1. Sabit Etkili Sansürlü Regresyon Modeli

Panel veri ekonominin hemen hemen tüm alanlarında, deneysel çalışmalarda önemli bir rol oynamaktadır (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 342). Örneklem rastgele bireylerden oluşuyorsa sansürlü model olarak adlandırılmaktadır. Örneğin (Heckman & MaCurdy, 1980)'nin işgücü arzı modeli açısından örneklem sürekli çalışan bireylerden oluşuyorsa kesilmiş model uygun olmaktadır. Oysa sansürlü model örneklem rastgele bireylerden oluşuyorsa uygundur ve çalışılan saatler ise birey çalışmazsa 0 olarak rapor edilmektedir (Honoré B. , 1992, s. 535). Bu modellerin tahmini için hata terimlerinde parametrik varsayımların sağlanması gerekmemektedir. Bu bölümde seçim denkleminin tobit tipinde olduğu panel sansürlü seçim modelleri için yarı parametrik bir yaklaşım açıklanmaktadır. Sabit etkiler ile panel sansürlü regresyon modeli,

$$y_{it}^* = x_{it}\beta + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

$$y_{it} = \max\{0, y_{it}^*\}$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Burada x_{it} açıklayıcı değişkenlerin k boyutlu bir vektörüdür. β parametre vektörüdür. α_i sabit etki ve ε_{it} hata terimidir. Bu modelde bağımlı değişken yalnızca belirli bir sabit değerden büyükse gözlemlenir. Burada 0 dikkate alınmıştır.

Bu modelde bağımlı değişken y_{it}^* , α_i sabit etkisinde doğrusaldır. Ancak gözlemlenen bağımlı değişken y_{it} sansürlemeden kaynaklanan doğrusal olmama ile α_i 'de doğrusal değildir. Gözlemlenen bağımlı değişkenin basit bir zaman farkı α_i 'yi ortadan kaldırmamaktadır (Ai & Li, 2008, s. 463).

Sabit etki (α_i) modele doğrusal veya çarpımsal olarak girmediğinden doğrusal regresyon modelinde olduğu gibi onu ayırt etmek mümkün değildir. Aynı zamanda bir koşullu olasılık yaklaşımının hangi koşullar altında sabit ekiyi (α_i) ortadan kaldırmak için

kullanılabileceği de belirsizdir. (Honoré B. , 1992) bu modelde tahmin için farklı bir yaklaşım önermektedir.

(Honoré B. , 1992) tahmincinin arkasındaki fikir bağımlı değişkeni, sabit etkinin farkını olarak yapay olarak sansürlemektir. Bu (Powell, 1986)'daki yaklaşıma benzemektedir. Bir sansürlü regresyon modelinde bağımlı değişken EKK için gerekli olan moment koşullarını uygulayacak şekilde yapay olarak sansürlemektedir. Sabit etkiye tam olarak aynı şekilde bağlı olan kalıntı çiftleri tanımlanabilir. Bu işlem kalıntıların farkının alınmasının sabit etkileri ortadan kaldıracağı anlamına gelmektedir (Arellano & Honoré, 2001, s. 3273).

Sabit etkili panel ikili tercih modellerinin tahmini literatürde yaygın bir şekilde ele alınmaktadır. Hatalar lojistik dağılımdan bağımsızsa koşullu maksimum olasılık tahmincisi tutarlı ve asimptotik olarak normal olacaktır. (Manski, 1987) aynı model için koşullu bir maksimum skor tahmincisi önermektedir. Manski'nin tahmincisinin avantajı koşullu maksimum olasılık tahmincisi için gerekli olan varsayımlardan çok daha zayıf varsayımlar altında tutarlı olmasıdır (Honoré B. , 1992, s. 534).

4.2. Sabit Etkili Sansürlü Regresyon Modelinin Tahmini

Kesilmiş en küçük mutlak sapmalar (LAD) ve kesilmiş en küçük kareler tahmincileri panel sansürlü regresyon modeli için önerilmiştir. Bu tahmincilerin uygun düzenlilik koşulları altında tutarlı ve asimptotik olarak normal oldukları kanıtlanmıştır. Bu tahmin için hata terimlerinde parametrik varsayımların sağlanması gerekmemektedir. Burada önerilen tahminciler tutarlı ve asimptotik olarak normaldir. Aynı zamanda bu tahminciler yarı parametriklerdir. Hatalar için parametrik bir form varsayımı gerekli değildir. Birimler arasında sabit varyans varsayımı da gerekli değildir (Honoré B. , 1992, s. 534).

Yukarıdaki bölümde açıklanan modelin β parametresi için minimize edici fonksiyon,

$$E[(\max\{y_{it}, \Delta x_i b\} - \max\{y_{is}, -\Delta x_i b\} - \Delta x_i b)^2 + 2 \cdot 1\{y_{it} < \Delta x_i b\}(\Delta x_i b - y_{it})y_{is} + 2 \cdot 1\{y_{is} < -\Delta x_i b\}(-\Delta x_i b - y_{is})y_{it}]$$

olarak açıklanabilir. Minimizasyon problemi dış bükeydir. Burada $\Delta x_i = x_{it} - x_{is}$ ilk farkı ifade etmektedir. β 'nin tahmincisi,

$$\hat{\beta} = \arg \min_b \sum_{i=1}^n ((\max\{y_{it}, \Delta x_i b\} - \max\{y_{is}, -\Delta x_i b\} - \Delta x_i b)^2 + 2 \cdot 1\{y_{it} < \Delta x_i b\}(\Delta x_i b - y_{it})y_{is} + 2 \cdot 1\{y_{is} < -\Delta x_i b\}(-\Delta x_i b - y_{is})y_{it})$$

olarak ifade edilir. Burada,

$$E[(\max\{y_{it}, \Delta x_i b\} - \max\{0, \Delta x_i b\}) - (\max\{y_{is}, -\Delta x_i b\} - \max\{0, -\Delta x_i b\})] \Delta x_i = 0$$

$b = \beta$ olduğunda eşitliğin sağ tarafı

$$E[(\max\{\alpha_i + \varepsilon_{it}, -x_{it}\beta, -x_{is}\beta\} - \max\{\alpha_i + \varepsilon_{is}, -x_{is}\beta, -x_{it}\beta\}) \Delta x_i]$$

şeklinde olur. Burada ε_{it} ile ε_{is} özdeş bir şekilde dağılıyorsa bu eşitlik 0 olmaktadır. Bu tahminci tutarlı ve asimptotik olarak normaldir (Arellano & Honoré, 2001, s. 3274).

(Lee, 2001) seçim denkleminin tobit tipinde olduğu panel sansürlü seçim modelleri için yarı parametrik bir ilk fark tahmincisi önermektedir. Tahminci birime özgü terimin keyfi olarak regresörlerle ilişkilendirilmesine izin vermektedir. Tahminci dışbükey bir fonksiyonu en aza indirir ve herhangi bir düzgünleştirme gerektirmez. Bu tahminci Monte Carlo deneyleri kullanılarak (Wooldridge, 1995) ve (Bo E., Kyriazidou, & Powell, 2000)'nun önerdiği tahminciler ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar üç tahmincinin de varsayım ihlalini modellemek için son derece iyi olduğunu göstermektedir.

Bu bölümde sunulan tahminciler gözlemlenemeyen dağılımının parametризasyonunu gerektirmemeleri açısından yarı parametrikdir. Sansürlü regresyon modeli için yeni bir tahminci sınıfı tanıtılmaktadır. Yeni tahmincilerin avantajı genellikle bu literatürde yapılan değiştirilebilirlik varsayımından daha zayıf olan geçici hata terimlerine bir durağanlık varsayımı altında uygulanabilmeleridir (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 341).

4.3. Sabit Etkili Kesilmiş Regresyon Modeli

Ekonomik araştırmalarda isteyerek ya da istemeden kesilmiş verinin kullanılması oldukça yaygındır. Kesilmiş regresyonun sansürlü regresyondan temel bir farkı bulunmaktadır. Bu fark sansürlü regresyon bölümünde bahsedildiği üzere (Heckman & MaCurdy, 1980) ve (Honoré B. , 1992, s. 535)'in çalışmalarında da bahsedildiği gibi örneklemin seçimine bağlıdır. Örneğin, örneklem sürekli çalışan bireylerden oluşuyorsa kesilmiş model uygun olmaktadır. Çünkü çalışmayan bireyler örnekleme hiç dahil edilmemektedir. Oysa sansürlü model örneklem rasgele bireylerden oluşuyorsa uygundur ve çalışılan saatler ise birey çalışmazsa 0 olarak rapor edilmektedir. Bu durumda kesikli regresyonun 0'dan büyük olması, sansürlü regresyonun 0'a eşit ya da 0'dan büyük olması gerekmektedir. Bu bölümde panel veri için kesilmiş regresyonun parametrik olmayan robust bir tahmini önerilmiştir.

$$y_{it}^* = m_0(x_{it}) + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad t = 1,2 \text{ için} \quad cc$$

Burada x_1 ve x_2 açıklayıcı değişkenler d boyutlu sütun vektörleridir. $m_0(\cdot)$ bilinmeyen regresyon fonksiyonu, α_i sabit etki, ε_1 ve ε_2 hata terimleridir. Bu modelde gözlemler $\{(y_{it}, x_{it}): i = 1, 2, \dots, n, t = 1, 2\}$, $\{y_{i1}^* > 0 \text{ ve } y_{i2}^* > 0\}$ olayı verildiğinde $\{y_{it}^*, x_{it}, t = 1, 2\}$ 'nin koşullu dağılımından üretilen rassal bir örnekten oluşur. Yukarıdaki modelde iki dönemli duruma odaklanılmakta ancak sonuçların daha genel durumlara genişletilebileceği bilgisi verilmektedir.

Bu tanımlama ikili değiştirilebilirlik koşulu altında ele alınmaktadır. Hata terimleri ε_{i1}^* , ε_{i2}^* ve ε_{i2}^* , ε_{i1}^* ikili değiştirilebilirlik koşulunu tanımlamaktadır. Bu terimler $\varepsilon_{i1}^* = \alpha_i + \varepsilon_{i1}$ ve $\varepsilon_{i2}^* = \alpha_i + \varepsilon_{i2}$ şeklinde açıklanabilir. Tanım kümesi Ω_p , $(X_{i1}, X_{i2}) \in \Omega_p$ verildiğinde $x = (x_{i1}, x_{i2})$ ve $P(y_{i1}^* > 0, y_{i2}^* > 0 \mid x_{i1} = X_{i1}, x_{i2} = X_{i2}) > 0$ olarak tanımlanmaktadır.

Bu bölümde panel veri kaynağında kesilmiş regresyon modellerinin parametrik olmayan tanımlamasının kapsamlı bir tanımlaması ele alınmaktadır. Tanımlama sonuçlarına dayalı olarak parametrik olmayan tahminçiler önerilmektedir. Sabit etkilerle kesilmiş panel veri modelinin parametrik olmayan tanımlama ve tahmininin ilk sistematik işleyişi sağlanmaktadır. İkili değiştirilebilirlik $x_{i1} = X_{i1}, x_{i2} = X_{i2}$ verildiğinde (y_{i1}^*, y_{i2}^*) 'nin koşullu dağılımının $(0, m_0(X_{i2}) - m_0(X_{i1}))$ üzerinden 45° çizgisi etrafında simetrik olduğu anlamına gelmektedir (Chen S. , 2010, s. 7).

4.3.1. Sabit Etkili Kesilmiş Regresyon Modelinin Tahmini

Bu bölümde panel sabit etkili kesilmiş regresyon modelinin tahmini ele alınmaktadır. Regresörlerin vektörü hem kesikli hem de sürekli bileşenlere sahip olabilir. Burada sürekli durum ele alınmaktadır.

(X_0, X) 'in Ω_p 'nin bir iç noktası olduğunu varsayılmaktadır. Rassal bir örneklem için $\{(y_{it}, x_{it}): i = 1, 2, \dots, n, t = 1, 2\}$, $m_0(X) - m_0(X_0)$ için tahminci $\hat{m}_p(X)$ tanımlanır. $m_0(X)$ 'in tahmini $\hat{m}(X)$ olarak tanımlanmaktadır. Amaç fonksiyonunun minimizasyonu,

$$T_{pn}(m) = T_{pn1}(m)w(m) + T_{pn2}(m)w^c(m)$$

şeklinde tanımlanabilir.

$$T_{pn1}(m) = \int_0^\infty \int_0^\infty \left[1 - \frac{G_n(s_1, s_2 + m, X_0, X)}{G_n(s_2, s_1 + m, X_0, X)} \right]^2 w_1(s_1, s_2) ds_1 ds_2$$

$$T_{pn2}(m) = \int_0^\infty \int_0^\infty \left[1 - \frac{G_n(s_1 - m, s_2, X_0, X)}{G_n(s_2 - m, s_1, X_0, X)} \right]^2 w_1(s_1, s_2) ds_1 ds_2$$

$$w_1(s_1, s_2) = w_1(s_1)w_1(s_2)$$

$$G_n(s_1, s_2, X_0, X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_y \left(\frac{y_{i1} - s_1}{h_y} \right) K_y \left(\frac{y_{i2} - s_2}{h_y} \right) \frac{1}{h^{2d}} k \left(\frac{x_{i1} - X_0}{h} \right) k \left(\frac{x_{i1} - X}{h} \right)$$

$$\sqrt{nh^{2d}} \left(\left(\hat{m}_p(X) - m_0(X) \right) - h^q b_p(X) \right) \xrightarrow{d} N \left(0, \sigma_p(X) \right)$$

Bu bölümde önerilen tahminci $\hat{m}_p(X)$, bazı varsayımlar altında $m_0(X)$ için tutarlıdır ve asimptotik olarak normaldir.

4.3.2. Kesilmiş Regresyon Modelinde Değişen Varyans

Bu bölümde panel veri için parametrik olmayan kesilmiş regresyon modelinin değişen varyans varsayımı incelenmektedir. Bunun için öncelikle parametrik olmayan kesilmiş regresyon modeli aşağıdaki gibi tekrar verilsin.

$$y_{it}^* = a_i + m_0(x_{it}) + \varepsilon_{it} \quad t = 1, 2$$

Kesin olarak söylemek gerekirse (Chen S. , 2010)'in tahmincisi belirli bir değişen varyans biçimine izin vermektedir. Çünkü hata terimi ε_{it} , x_{it} 'nin zamanla değişmeyen öğelerine ya da a_i 'ye bağlı olabilmektedir. Dolayısıyla yukarıdaki denklem aşağıdaki gibi yeniden ifade edilebilir.

$$y_{it}^* = a_i + m_0(x_{it}) + \sigma_0(x_{it}) \cdot \varepsilon_{it} \quad t = 1, 2$$

Daha öncede ifade edildiği üzere buradaki $m_0(.)$ ifadesi bilinmeyen regresyon fonksiyonudur. $\sigma_0(.)$ değişen varyans fonksiyonudur. Bu denklemin tanımlanmasının zor olduğu bilinmektedir. Bunun temel nedeni ikili değiştirilebilirlik koşulu $x_{i1} = X_1, x_{i2} = X_2$ verildiğinde $\left(\frac{y_{i1}^*}{\sigma_0(x_{i1})}, \frac{y_{i2}^*}{\sigma_0(x_{i2})} \right)$ 'nin $\left(0, \frac{m_0(X_1)}{\sigma_0(X_1)}, \frac{m_0(X_2)}{\sigma_0(X_2)} \right)$ boyunca 45° çizgisi etrafında simetrik olarak dağıldığının ifade edilmemesidir. Bu tanımlamayı başarmanın yolu açıklanan koşulun gerçekleşmesi ile sağlanmaktadır. Alternatif olarak aşağıdaki denklem verilsin.

$$y_{it}^* = m_0(x_{it}) + \sigma_0(x_{it}) \cdot (a_i + \varepsilon_{it}) \quad t = 1, 2$$

Bu denklem sabit etki ve kendine özgü hata terimi ε_{it} 'nin aynı değişen varyans fonksiyonunu paylaştığını göstermektedir. Bu kısıtlayıcı bir durumdur. Denklemin nasıl tanımlanacağından ve tahmin edileceğinden kısaca bahsedilebilir. Amaç fonksiyonu minimizasyonu,

$$T_{pn}(m, \sigma) \equiv T_{pn1}(m, \sigma) \omega(m) + T_{pn2}(m, \sigma) \omega^c(m)$$

şeklinde açıklanabilir. Fonksiyondaki bilinmeyen terimler,

$$T_{p1}(m, \sigma) \equiv \int_0^\infty \int_0^\infty \left[1 - \frac{G_n(s_1, \sigma s_2 + m, x_0, x)}{G_n(s_2, \sigma s_1 + m, x_0, x)} \right]^2 \omega_1(s_1) \omega_1(s_2) ds_1 ds_2$$

$$T_{p2}(m, \sigma) \equiv \int_0^\infty \int_0^\infty \left[1 - \frac{G_n\left(\frac{s_1 - m}{\sigma}, s_2, x_0, x\right)}{G_n\left(\frac{s_2 - m}{\sigma}, s_1, x_0, x\right)} \right]^2 \omega_1(s_1) \omega_1(s_2) ds_1 ds_2$$

şeklinde açıklanabilir. Burada koşullu ortak hayatta kalma fonksiyonu,

$$G_n(s_1, s_2, x_0, x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_y \left(\frac{y_{i1} - s_1}{h_y} \right) K_y \left(\frac{y_{i2} - s_2}{h_y} \right) \frac{1}{h^{2d}} k \left(\frac{x_{i1} - x_0}{h} \right) k \left(\frac{x_{i1} - x}{h} \right)$$

şeklinde açıklanabilir. Bu bölümde açıklanan tahminci

$$\sqrt{nh^d} \left(\begin{pmatrix} \hat{m}_p(x) - m_0(x) \\ \hat{\sigma}_p(x) - \sigma_0(x) \end{pmatrix} - h^q B_p(x) \right) \xrightarrow{d} N(0, \Gamma_p(x))$$

şeklinde açıklanabilir. Buradaki $B_p(x)$ ifadesi sapma, $\Gamma_p(x)$ ifadesi ise asimptotik varyans terimi olarak açıklanabilir.

Bu bölümde bilinmeyen değişen varyansa sahip kesik regresyon modellerinde regresyon ve değişen varyans fonksiyonlarının parametrik olmayan tanımlaması açıklandı. Kernele dayalı bir tahmin prosedürü ile istenen asimptotik özelliklere sahip olunacağı açıklanmaktadır.

Bu yöntemin, değişen varyans regresyona dahil edilerek yeni tahminci ile değişen varyansı göz ardı eden mevcut yöntemden çok daha iyi bir yöntem olduğu düşünülmektedir (Chen, Lu, Zhou, & Zhou, 2014, s. 16-18).

4.4. Sabit Etkili Örnek Seçim Modeli

Örnek seçimi, ampirik araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan bir problem olmaktadır. Bu problem bireylerin kendi seçimlerinin bir sonucu ya da veri analizcileri tarafından alınan örnek seçim kararlarının bir sonucu olarak ortaya çıkmaktadır (Kyriazidou, 1997, s. 1335).

Panel verinin kullanıldığı ampirik araştırmalardaki en bilindik endişe gözlemlenemeyen heterojenliğin varlığıdır. Birimler arasında heterojenlik, birimin farklı tercihlerinin, yeteneklerinin veya niteliklerinin bir sonucu olarak ortaya çıkabilir. Bu kalıcı bireysel özellikler genellikle gözlemlenememekte veya doğaları gereği ölçülememektedir. Bu tür bireysel etkilerin hesaba katılmaması ilgili parametrelerin sapmalı ve tutarsız

tahminlerine neden olmaktadır. Doğrusal panel veri modellerinde bu gözlemlenmemiş etkiler sabit etkiler yaklaşımı kullanılarak tahmin edilmektedir. Bu yöntem genellikle sınırlı bağımlı değişken modellerinde uygulanamamaktadır (Kyriazidou, 1997, s. 1336). Bu model ikili tercih denkleminde ve sansürlenmiş bir regresyon denkleminde oluşmaktadır. Bu nedenle panel ikili seçim modelinden ve panel tobit modelinden daha karmaşıktır. Katsayı γ panel ikili tercih modeli için daha önce açıklanan yöntemlerden herhangi biri ile tutarlı bir şekilde tahmin edilebilir. Ancak katsayı β 'yi tahmin etmek için yeni bir fark alma tekniğine ihtiyaç vardır (Ai & Li, 2008, s. 474).

Panel örnek seçim modelinin tahmini literatürde fazlaca ilgi görmektedir. Kyriazidou (1997) çalışmasında hem örnek seçim etkisini hem de bireysel etkiyi ilgili denklemden ayıran iki aşamalı bir tahmin prosedürü önermektedir. İlk adımda seçim denkleminin bilinmeyen katsayıları tutarlı bir şekilde tahmin edilmektedir. Tahminler daha sonra ilgili regresyon denklemini tahmin etmek için kullanılmaktadır.

Panel veri örnek seçim modeli,

$$y_{it} = d_{it}y_{it}^* = d_{it}(x_{it}^*\beta + \alpha_i^* + \varepsilon_{it}^*) = x_{it}\beta + \alpha_{it} + \varepsilon_{it} \quad a$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2)$$

$$d_{it} = 1\{w_{it}\gamma + \eta_i - u_{it} \geq 0\} \quad b$$

olarak ifade edilebilir. Burada x_{it}^* ve w_{it} açıklayıcı değişkenlerin vektörleridir. α_i^* ve η_i bireysel etkilerdir. Geri kalan u_{it} ve ε_{it}^* hata terimleridir. Birbirinden bağımsız olması gerekmemektedir. Burada $\beta \in \mathbb{R}^k$ ve $\gamma \in \mathbb{R}^q$ tahmin etmek istediğimiz bilinmeyen parametre vektörleridir. $y_{it}^* \in \mathbb{R}$ 'nin gözlemlenebilmesi $d_{it} \in \{0, 1\}$ gösterge değişkeninin sonucuna bağlıdır. Özellikle d_{it} ve w_{it} her zaman gözlemlenip $d_{it} = 1$ olduğunda y_{it}^* ve x_{it}^* hesaplanmaktadır.

Başka bir ifadeyle seçim değişkeni d_{it} , denklem a'daki it 'inci gözlemin sansürlü olup olmadığını belirlemektedir. $d_{it}, x_{it}, w_{it}, y_{it}$ değişkenleri ile β ve γ parametreleri tahmin edilmektedir. Burada açıklayıcı değişkenlerin vektörü $\zeta_i \equiv (w_{i1}, w_{i2}, x_{i1}^*, x_{i2}^*, \alpha_i^*, \eta_i)$ şeklinde ifade edilir. Modelde sabit etkiler (α_i^*, η_i) olmadığında örnek seçim modeli panel veri versiyonu haline gelmekte ve mevcut yöntemlerden herhangi biri ile tahmin edilebilmektedir. Örnek seçiciliği olmadan yani tüm i ve t için $d_{it} = 1$ olduğunda denklem (a) standart panel doğrusal regresyon modelidir.

İkili tercih denkleminde (b) (Manski, 1987) tarafından önerilen koşullu maksimum skor yöntemi kullanılarak γ 'yı tahmin etmek mümkündür. Denklem (a) iki temel problemi içermektedir. İlki gözlemlenemeyen etkinin varlığı ($\alpha_{it} = d_{it} \cdot \alpha_i^*$)'dır. İkincisi $x_{it} = d_{it} \cdot x_{it}^*$ regresörlerinin seçim değişkeni d_{it} 'ye bağımlılıklarından kaynaklanan ve seçim sapması ile sonuçlanabilen potansiyel içsellidir.

Burada $d_{i1} = d_{i2} = 1$ olan gözlemler için zaman farkının denklem (a)'dan α_{it} etkisini ortadan kaldıracakı düşünülmektedir. Genel olarak standart yöntemlerden EKK(OLS) ile bu ilk farkların alt örnek üzerinde uygulanması tutarsız β tahminleri elde etmemize yol açmaktadır. Bu örnek seçiciliğinden kaynaklanmaktadır. Bu durumu açıkça görebilmek için anakütle regresyon fonksiyonu,

$$\begin{aligned} E(y_{i1} - y_{i2} | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i) \\ = (x_{i1}^* - x_{i2}^*)\beta + E(\varepsilon_{i1}^* - \varepsilon_{i2}^* | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i) \end{aligned}$$

olarak ifade edilmektedir. Burada $E(\varepsilon_{i1}^* | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i) = E(\varepsilon_{i2}^* | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i)$ olmaktadır. Her bir zaman dönemi için örnek seçim etkisi,

$$\lambda_{it} = E(\varepsilon_{it}^* | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i)$$

olarak ifade edilir. λ_{it} düzenlendiğinde,

$$\begin{aligned} \lambda_{it} &\equiv E(\varepsilon_{it}^* | d_{i1} = 1, d_{i2} = 1, \zeta_i) \\ &= E(\varepsilon_{it}^* | u_{i1} \leq w_{i1}\gamma + \eta_i, u_{i2} \leq w_{i2}\gamma + \eta_i, \zeta_i) \\ &= \Lambda(w_{i1}\gamma + \eta_i, w_{i2}\gamma + \eta_i; F_{it}(\varepsilon_{it}^*, u_{i1}, u_{i2} | \zeta_i)) \\ &= \Lambda(w_{i1}\gamma + \eta_i, w_{i2}\gamma + \eta_i, \zeta_i) \end{aligned}$$

şeklinde olur. Böylece a denklemi yeniden yazılabilir.

$$y_{it} = x_{it}\beta + \alpha_{it} + \lambda_{it} + v_{it} \quad c$$

Burada $v_{it} \equiv \varepsilon_{it} - \lambda_{it}$ yeni hata terimidir. Bu denklemde β 'yı tahmin etmenin yolu α_{it} ve λ_{it} 'yi uzaklaştırmaktır. $\Lambda(\cdot)$ tek indeks $w_{it}\gamma + \eta_i$ 'nin zaman içinde ve bireyler arasında aynı olan bilinmeyen bir fonksiyonudur.

Örnek seçim etkisi λ_{it} iki zaman döneminde de aynı olmaktadır. Böylece ilk fark alma işlemi c denkleminde α_{it} ve λ_{it} 'yi yok etmektedir. Ancak burada hala η_i etkisini sürdürmektedir. Bu koşullu değiştirilebilirlik varsayımı altında örnek seçim etkisi,

$$\begin{aligned} \lambda_{i1} &= E(\varepsilon_{i1}^* | u_{i1} \leq w_{i1}\gamma + \eta_i, u_{i2} \leq w_{i2}\gamma + \eta_i, \zeta_i) \\ &= E(\varepsilon_{i2}^* | u_{i2} \leq w_{i1}\gamma + \eta_i, u_{i1} \leq w_{i2}\gamma + \eta_i, \zeta_i) \end{aligned}$$

$$= \lambda_{i2}$$

şeklinde ifade edilir.

4.5. Sabit Etkili Örnek Seçim Modelinin Tahmini

Panel sabit etkili örnek seçim modeli için iki aşamalı tahmin prosedürü önerilmektedir. İlk adımda γ tek başına denklem (b) temel alınarak tutarlı bir şekilde tahmin edilmektedir. İkinci adımda β 'yi tahmin etmek için $\hat{\gamma}_n$ kullanılmaktadır. Bunun için β 'nin tahmincisi,

$$\hat{\beta}_n = \left[\sum_{i=1}^n \hat{\psi}_{in} \Delta x_i' \Delta x_i \Phi_i \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^n \hat{\psi}_{in} \Delta x_i' \Delta x_i \Phi_i \right]$$

olarak ifade edilebilir. Burada $\Phi_i \equiv 1\{d_{i1} = d_{i2} = 1\} \equiv d_{i1}d_{i2}$ 'dir. Ayrıca $|w_{i1}\hat{\gamma}_n - w_{i2}\hat{\gamma}_n|$ farkının büyüklüğü arttıkça $\hat{\psi}_{in}$ sifıra yaklaşan bir ağırlıktır. Bu ağırlıklandırma örnek boyutu arttıkça bant genişliği h_n sifıra yaklaşan bir kernel kullanılarak yapılabilir. $\hat{\psi}_{in}$ için kernel ağırlıkları seçilmektedir. Bu ağırlıklandırma,

$$\hat{\psi}_{in} \equiv \frac{1}{h_n} K\left(\frac{\Delta w_i \hat{\gamma}_n}{h_n}\right)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada K kernel yoğunluk fonksiyonudur. h_n sifıra eğilimli bir bant genişliği dizisidir ($n \rightarrow \infty$).

Bu analiz doğal olarak daha uzun bir panel için ($T_i \geq 2$) genişletilebilir. Bunun için tahminci,

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_n &= \left[\sum_{i=1}^n \frac{1}{T_i - 1} \sum_{s < t} \hat{\psi}_{in} (x_{it} - x_{is})' (x_{it} - x_{is}) d_{it} d_{is} \right]^{-1} \\ &\times \left[\sum_{i=1}^n \frac{1}{T_i - 1} \sum_{s < t} \hat{\psi}_{in} (x_{it} - x_{is})' (x_{it} - x_{is}) d_{it} d_{is} \right] \\ \hat{\psi}_{in} &\equiv \frac{1}{h_n} K\left(\frac{(w_{it} - w_{is}) \hat{\gamma}_n}{h_n}\right) \end{aligned}$$

şeklinde açıklanabilir. Kyiazidou (1997) β 'nin tutarlılığını kanıtlamakta ve asimptotik dağılımını türetmektedir. Bundan önce ve sonra buna benzer çalışmalar yapılmıştır.

Wooldridge (1995) ayrıca hem regresyon hem de seçim denklemlerindeki gözlemlenemeyen etkilerin gözlemlenen değişkenlerle ilişkilendirilmesine ve regresyon denklemindeki hata dağılımının belirlenememesine izin veren bazı tahmin yöntemleri önermektedir.

Lee (2001), seçim denklemi tobit tipinde olduğunda panel sansürlü seçim modelleri için yarı parametrik bir ilk fark tahmincisi önermektedir. Ayrıca Lee (2001)'nin tahmincisi düzgünleştirme gerektirmemektedir.

4.6. Diğer Tobit Tipi Panel Veri Modelleri

Sansürlü ve kesikli regresyon modelleri (Heckman & MaCurdy, 1980) tarafından kadın işgücü arzını modellemede kullanılmış ve tip 1 tobit modeli olarak adlandırılmaktadır. Örnek seçim modeli (Kyriazidou, 1997) tarafından tip 2 tobit modeli olarak adlandırılmaktadır. Ancak tobit tipi modeller bunlarla sınırlı kalmamaktadır. Diğer tobit tipi modeller (Amemiya, 1985) çalışmasında tip 3, tip 4 ve tip 5 olarak yer almaktadır. Bireysel spesifik etki ile tip 3 tobit modeli,

$$\begin{aligned} y_{1it}^* &= x_{1it}\beta_1 + \alpha_{1i} + \varepsilon_{1it} \\ y_{2it}^* &= x_{2it}\beta_2 + \alpha_{2i} + \varepsilon_{2it} \\ y_{1it} &= \begin{cases} y_{1it}^* & \text{eğer } y_{1it}^* > 0 \\ 0 & \text{eğer } y_{1it}^* \leq 0 \end{cases} \\ y_{2it} &= \begin{cases} y_{2it}^* & \text{eğer } y_{1it}^* > 0 \\ 0 & \text{eğer } y_{1it}^* \leq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada x vektörleri açıklayıcı değişkenler, α_{1i} ve α_{2i} sabit etkilerdir ve ε_{1it} ve ε_{2it} muhtemelen aynı birim için eşzamanlı olarak ilişkilendirilen rastgele hata terimleridir. Bu denklemlerden yola çıkılarak değiştirilebilirlik varsayımını açıklamak için aşağıdaki eşitliklere yer verilebilir.

$$E = \{y_{1is} > \max\{0, (x_{1is} - x_{1it})\beta_1\}, y_{1it} > \max\{0, (x_{1it} - x_{1is})\beta_1\}\}$$

Aşağıdaki eşitlik yukarıdaki eşitliğin aynısıdır. Sadece gösterimi değişmektedir.

$$\begin{aligned} \{ \varepsilon_{1is} > \max\{-x_{1is}\beta_1 - \alpha_{1i}, -x_{1it}\beta_1 - \alpha_{1i}\}, \varepsilon_{1it} \\ > \max\{-x_{1is}\beta_1 - \alpha_{1i}, -x_{1it}\beta_1 - \alpha_{1i}\} \} \end{aligned}$$

Yukarıdaki eşitliklerden hareketle değiştirilebilirlik varsayımı altında $\varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}, \varepsilon_{1is}, \varepsilon_{2is}$ ve $\varepsilon_{1is}, \varepsilon_{2is}, \varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}$ özdeş dağıldığı söylenebilir. Aşağıdaki ifade 0 etrafında simetrik bir şekilde dağılım göstermektedir.

$$\varepsilon_{1is} - \varepsilon_{1it} = (y_{2is} - y_{2it}) - (x_{1is} - x_{2it})\beta_2$$

Bu ifade ile iki aşamalı bir yaklaşım önerilmektedir. Burada ilk adım panel sansürlü regresyon tahmincilerinden biri tarafından β_1 'in tahminidir ve ikinci adım β_2 aşağıdaki fonksiyon ile elde edilmektedir.

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_2 = \arg \min_b \sum_i \sum_{s < t} 1 \{ & y_{1is} > \max\{0, (x_{1is} - x_{1it})\hat{\beta}_1\}, y_{1it} \\ & > \max\{0, (x_{1it} - x_{1is})\hat{\beta}_1\} \} \\ & \cdot \Xi((y_{is} - y_{it}) - (x_{is} - x_{it})b)\end{aligned}$$

Bu fonksiyonda Ξ simetrik kayıp fonksiyon (loss function¹³) olarak adlandırılmaktadır. Örnek olarak $\Xi(d) = d^2$ ve $\Xi(d) = |d|$ ifadeleri verilebilir (Arellano & Honoré, 2001, s. 3277).

Type 3 tobit önceki bölümde ele alınan seçim modeline çok benzemektedir. Tek fark seçimi belirleyen denklemin ayrı bir seçim modeli yerine sansürlü bir regresyon modeli olmasıdır (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 357)

Tip 4 ve tip 5 tobit modelleri sırasıyla tip 3 ve tip 2 tobit modellerinin genellemeleridir (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 359). Panel veri analizinde her iki model de aşağıda açıklanan üç denklem ile tanımlanabilir. Bu denklemler,

$$y_{1it}^* = x_{1it}\beta_1 + \alpha_{1i} + \varepsilon_{1it}$$

$$y_{2it}^* = x_{2it}\beta_2 + \alpha_{2i} + \varepsilon_{2it}$$

$$y_{3it}^* = x_{3it}\beta_3 + \alpha_{3i} + \varepsilon_{3it}$$

şeklinde verilsin. Her bir denklemde $j = 1, 2, 3$, β_j bilinmeyen parametre vektörüdür. x_{jit} açıklayıcı değişkenler vektörüdür. α_{ji} bireysel spesifik etkidir. ε_{jit} rassal hata terimidir. Tip 4 tobit model,

$$\begin{aligned}y_{1it} &= \max\{0, y_{1it}^*\} \\ y_{2it} &= \begin{cases} y_{2it}^* & \text{eğer } y_{1it}^* > 0 \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \\ y_{3it} &= \begin{cases} y_{3it}^* & \text{eğer } y_{1it}^* \leq 0 \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}\end{aligned}$$

olarak verilsin. Hata terimleri ($\varepsilon_{1it}, \varepsilon_{2it}$) üzerindeki koşullu değiştirilebilirlik varsayımı altında model 1 ve model 2'den hareketle β_2 parametresi tahmin edilebilmektedir. β_3 parametreside model 1 ve model 3'ten hareketle tahmin edilebilmektedir. Tip 5 tobit model,

$$y_{1it} = 1\{y_{1it}^* > 0\}$$

¹³ Loss fonksiyonu, tasarlanan modelin hata oranını aynı zamanda başarımını ölçen fonksiyondur. Loss fonksiyonu temelde modelin yaptığı tahminin gerçek değerden ne kadar farklı olduğunu hesaplamaktadır.

$$y_{2it} = \begin{cases} y_{2it}^* & \text{eğer } y_{1it} = 1 \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

$$y_{3it} = \begin{cases} y_{3it}^* & \text{eğer } y_{1it} = 0 \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

olarak verilsin. İki denklemi ayrı ayrı ele alarak β_2 ve β_3 'ü tahmin etmek için tip 2 tobit modelinde açıklanan metodolojiyi uygulamak mümkündür (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 360-361).

Bu bölümde önerilen tahmincilerin hatalar üzerindeki koşullu değiştirilebilirlik varsayımının önemi açıklanmaktadır. Bu varsayımın tip 1 tobit modeli için koşullu durağanlığa gevşetilebileceği ve bununla birlikte diğer model türleri için önerilen tahminciler önemli ölçüde değiştirilebilirlik varsayımına dayanmaktadır. Bunun nedeni diğer modeller için tahmin yaklaşımlarının hepsinin iki zaman diliminde belirli bir seçim kriterinin karşılandığı farklı gözlemlere dayanmasıdır. Bu, iki örnek seçim denkleminin (her bir zaman periyodu için bir tane) olduğu ve tahmincilerin özelliklerini türetmek için iki denklemdeki hataların ortak dağılımına ilişkin varsayımların yapılması gerektiği anlamına gelmektedir.

Bu bölümde üst simge * içeren değişkenler gözlemlenemeyen gizil değişkenlerdir (Honoré & Kyriazidou, 2000, s. 343-344).

4.7. Sınırlı Bağımlı Değişkenli Modellerde Varsayımlar

Tahmincinin özellikleri Monte Carlo gibi simülasyon denemeleri sonucunda elde edilir. Tahmincinin uygulanabilmesi için gerekli varsayımlar bir modelin taşıması gereken varsayımlardır. Bu varsayımlar sağlanmadığında tahmincinin uygulanması sapmalı sonuçlara yol açmaktadır.

Bu bölümde sınırlı bağımlı değişkenli panel veri modelleri birkaç başlıkta ele alınmaktadır. Bu modellerin tahmini için tahmincinin özellikleri ve modelin varsayımları aşağıdaki gibi özetlenebilir. Bu modellerden ilki olan **panel sabit etkili sansürlü regresyon modeli**'dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler yarı parametrik,
- Tahminciler tutarlı ve asimptotik olarak normaldir,
- Birçok gözlem 0 olduğu için doğrusallık varsayımı bozulmakta, modelin varsayımları;
- Hata terimlerinde parametrik varsayımların sağlanması gerekli değil,
- Hata terimleri açıklayıcı değişkenlerden ve bireysel etkiden bağımsız dağılmalı,

- Hata terimlerinde deęiřtirilebilirlik varsayımı (ε_{it} ve ε_{is}) gerekli,
 - Sansürlü regresyon modelinde $y_{i1} = \max\{0, y_{i1}^*\}$ ve $y_{i2} = \max\{0, y_{i2}^*\}$ ifadeleri y_{i1}^* ve y_{i2}^* ’den elde edilir. Burada $P(y_{i1} > 0, y_{i2} > 0) > 0$ olduęu varsayılır,
 - Verinin bağımsız ve özdeş dağıldığı (i.i.d., independent identical distrubition) varsayılır,
 - Hata terimlerinde sabit varyans varsayımı gerekli deęil,
 - Hata terimleri için parametrik bir form varsayımı gerekli deęil
- řeklinde özetlenebilir. İkincisi **panel sabit etkili kesikli regresyon modeli**’dir. Bu modelde tahmincinin özellikleri;
- Tahminciler parametrik deęil,
 - Tahminciler robust,
 - Tahminci tutarlı ve asimptotik olarak normal,
- modelin varsayımları;
- Verinin bağımsız ve özdeş dağıldığı (i.i.d., independent identical distrubition) varsayılır,
 - Varyans terimi modele dahil edilerek sabit varyans varsayımı asimptotik olarak sağlanır,
 - Hata terimlerinde deęiřtirilebilirlik varsayımı (ε_{it} ve ε_{is}) gereklidir,
 - Kesikli regresyon modelinde $y_{i1} > 0, y_{i2} > 0$ olduęu varsayılır,
- řeklinde özetlenebilir. Üçüncüsü **panel sabit etkili örnek seçim modeli**’dir. Bu modelin tahmini için tahmincinin özellikleri;
- Tahminciler yarı parametrik,
 - İki aşamalı bir tahmin prosedürü kullanılır,
 - Tahminci tutarlı ve asimptotik olarak normal,
 - Daha uzun bir panel için ($T_i \geq 2$) uygulanabilir,
- modelin varsayımları;
- Hata terimlerinde bağımsızlık gerekli deęil,
 - Hata terimlerinde deęiřtirilebilirlik varsayımı (ε_{it} ve ε_{is}) gerekli,
- řeklinde özetlenebilir. Diğer tobit tipi modellerinin tahmini için tahmincinin özellikleri;
- İki aşamalı bir tahmin prosedürü kullanılır,
- modelin varsayımları;

- Hata terimlerinde deęiřtirilebilirlik varsayımı (ε_{it} ve ε_{is}) gerekli, řeklinde özetlenebilir.

Tahmini parametrik yöntemlere dayanmayan modellerde varsayım testlerinin aranması olaęan deęildir. Bu tip modellerde varsayımlar saęlanmadıęı için yarı parametrik ya da parametrik olmayan tahmin yöntemleri tercih edilmektedir.



5. ÇOKLU NİTEL BAĞIMLI DEĞİŞKENLİ PANEL VERİ MODELLERİ

Büyük veri çağı olarak adlandırılan geniş dijital veritabanlarının artan kullanılabilirliği yeni zorlukların yanı sıra heterojenliğin işleyişi ve anlaşılması için fırsatlar da getirmiştir (Fan, Han, & Liu, 2014). Mikro ekonominin geniş bir teorik ve pratik ilgi konusu olan tüketici tercihlerini analiz ederken tüketici davranışlarında ve ürün özelliklerinde göze çarpmayan heterojenliğin zengin şekilleri olabilir. Bu da tercih davranışını önemli ve karmaşık bir şekilde etkilemektedir. Örneğin marka sadakatinin tüketicilerin ürünleri seçmelerinde önemli bir faktör olduğu kabul edilmiştir. Tüketici davranışının modellenmesine heterojen, ölçülmesi zor ve sıklıkla gözlemlenemeyen potansiyel olarak karmaşık bir nesne olan marka sadakatini dahil etmek çok zor olmaktadır. Marka sadakatinin yanı sıra gündelik yaşamda ürün seçimlerimizi etkileyebilecek ince lezzetler ve ambalaj tasarımları gibi gözlemlenmemiş heterojenliğin başka şekilleri de bulunmaktadır. Bu tür karmaşık gözlemlenmemiş heterojenliğin literatürde sıklıkla görüldüğü toplamsal modellerde sabit etkilerle tamamen yakalanıp yakalanamayacağı teorik veya ampirik olarak açık değildir.

Literatürde sınırlı sayıda yarı parametrik panel multinominal tercih modeli çalışması bulunmaktadır. Bu bölümde bu çalışmalara yer verilmektedir. Multinominal logit ve multinominal probit gibi geleneksel multinominal tercih modellerinde (McFADDEN, 1974)'ün çalışmasında da belirtildiği üzere hata terimlerinde sabit varyans varsayımı aranmaktadır. Ancak gerçek veriler genellikle önemli ölçüde gözlemlenmemiş heterojenliğe sahiptir. Genel olarak gözlemlenmemiş bireysel heterojenliğin varlığında multinominal tercih modellerinde tercih parametrelerini belirlemek için yeni bir yöntem sunulmaktadır (Lewbel, Yan, & Zhou, 2021, s. 2).

Bireysel heterojenliğin varlığında multinominal tercih modellerinde tercih parametrelerini belirlemek için yeni yöntemlerin önerildiği literatürdeki çalışmalar aşağıda açıklanmaktadır.

(Shi, Shum, & Song, 2018) çalışmasında bireysel sabit etkileri olan panel multinominal tercih modellerine yeni bir yarı parametrik tanımlama ve tahmin yaklaşımı önermektedir. Bu yaklaşım panel multinominal tercih modellerinin altında yatan rastgele fayda

çerçevesinin bir dışbükey analitik özelliği olan döngüsel monotonluğa¹⁴ dayanmaktadır. Döngüsel monotonluk özelliğinden, rastgele fayda şoklarının dağılımı için herhangi bir şekil kısıtlaması gerektirmeden eşitsizliklerin tanımlaması elde edilmektedir. Bu eşitsizlikler ortak değişkenler üzerinde doğrudan varsayımlar altında model parametrelerini tanımlar. Bu eşitsizliklere dayalı tutarlı bir tahminci önerilmektedir. Bu yaklaşım skaler¹⁵ değerli sabit etkilerin "döngüsel toplama" yoluyla farklılaştırıldığını ifade etmektedir. Bu yaklaşım tamamen toplamalı bir panel multinominal tercih modelinde vektör değerli fonksiyonların döngüsel monotonluğunu kullanan yeni bir yaklaşımdır.

(Pakes & Porter, 2019) çalışmalarında panel veri kaynağında sabit etkiler ile yarı parametrik multinominal tercih modelini tanıtmak için yeni bir yaklaşım önermektedir. Bu öneriyi gerçekleştirmek için rassal fayda modelini ele almaktadır. Multinominal yapısını sabit etkiler ve doğrusal bir ortak değişken indeksini dikkate alarak rassal fayda ile açıklamaktadır. Multinominal logit tanımlamasında yerini alan yarı parametrik varsayım sapmalarla ilgili durağanlık durumudur. Bu varsayım sapmaların alternatifler arasında ortak dağılımına veya zaman içindeki sapmaların korelasyonuna hiçbir kısıtlama getirmemektedir. Bu tanımlama yeni bir grup içi karşılaştırma ile bir dizi koşullu moment eşitsizliğine yol açmaktadır. Burada geliştirilen tanımlama sonuçları ikili tercih durumu ile çoklu tercih durumu arasındaki farkları maksimum skor kriteri ile ortaya koymaktadır. (Khan, Ouyang, & Tamer, 2020) çalışmalarında yarı parametrik multinominal tercih modellerindeki regresyon katsayıları üzerine araştırma yapmaktadır. Statik ve dinamik yarı parametrik multinominal tercih modeli ayrı başlıklar altında açıklanmaktadır. Yarı parametrik multinominal tercih modelleri için yeni tahmin prosedürleri önerilmektedir. Bu prosedür yatay kesit model için düzgünleştirme parametresinin gerekli olmadığı tasarımlarda bile $kök - N$ tutarlı ve asimptotik olarak normal olduğu gösterilen yerel sıra tabanlıdır. İkili fark alma, alternatif ve bireye özgü etkilere sahip bir modelin tutarlı bir panel veri tahmincisi sağlayarak zaman farkına genişletilmektedir. Böylece hem katı dışsal hem de gecikmeli bağımlı değişkenler üzerindeki katsayılar için önerilen yeni tahminciler tutarlıdır. Nokta tanımlaması için yeterli koşullar altında çıkarsama yapılmaktadır. Tanımlama yaklaşımı regresörlerdeki varyasyonla birleştirilmiş üç

¹⁴ Matematikte, döngüsel monotonluk, monotonluk kavramının vektör değerli fonksiyon durumuna genelleştirilmesidir.

¹⁵ Bir skaler, koordinat sisteminin döndürülmesi veya değiştirilmesi sonucunda değişmeyen basit bir fiziksel niceliktir.

modelin tamamında eşleşen bir içgörü kullanılmaktadır. Modeller arasında ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı (Independence of Irrelevant Alternatives, IIA) modellerde gözlemlenmeyen hatalar olarak kabul edilmez. Tercihlerin keyfi olarak ilişkisine izin verilmektedir.

(Lewbel, Yan, & Zhou, 2021) çalışmasında panel multinominal tercih modeli için yarı parametrik bir tahmin yaklaşımı öneren bir diğer çalışmadır. Bu tanımlama yarı parametriktir. Çünkü hata terimlerinin ortak dağılımı belirtilmemektedir. Rassal katsayılar da dahil olmak üzere çoğu regresöre göre değişen varyansa izin verilmektedir. Tanımlamada model hangi regresörlerin rasgele katsayılarla sahip olduğunu belirtmek zorunda kalmadan ortak rasgele katsayılı tanımlamaları yuvalar ve daha genel olarak çoğu regresörde rastgele değişen varyanslılığa, bilinmeyen hata dağılımına izin verir ve "büyük bir destek" varsayımı gerektirmemektedir. Bu çalışmada koşullu hata simetrisini kullanarak multinominal tercih modellerini belirlemek ve tahmin etmek için yeni bir yöntem önerilmektedir. Bu tahmincinin $\sqrt{N}$ tutarlı olduğu ve asimptotik olarak normal olduğu gösterilmektedir. Bu tahminci orijine göre simetrik nokta çiftlerinde tahmin edilen hata yoğunluğunun karesi farklarını minimize eden bir tahmincidir.

Yarı parametrik panel multinominal tercih modellerini konu alan diğer çalışmalardan biri (Gao & Li, 2019)'dur. Bu çalışmada gözlemlenemeyen heterojenlik fazla olduğunda sonsuz boyuttaki sabit etkiye izin verilmektedir. Böylece panel multinominal tercih modeli için basit ve robust bir yarı parametrik tanımlama ve tahmin yöntemi önerilmektedir. Tahmin yönteminin sonlu örnek performansını analiz etmek ve pratik uygulama ile hesaplama prosedürünün yeterliliğini göstermek için patlamış mısır satışlarına ilişkin Nielsen verilerini kullanan bir simülasyon çalışması yapılmıştır. Burada tüketici faydasına ilave olarak sonsuz boyutlu sabit etkilere izin verilmektedir. Böylece model heterojenliği içermektedir. Tanımlama stratejisi parametrik indekslerde çok değişkenli monotonluktan yararlanır ve tanımlayıcı kısıtlamaları elde etmek için seçim olasılıkları üzerinde bir zamanlar arası eşitsizliğin mantıksal zıtlığını kullanır. Küresel koordinatta yeniden parametreleştirme yapılmaktadır. Teorik ve pratik avantajların kombinasyonunu kullanan bir hesaplama yöntemi ile tanımlama stratejisine dayanan tutarlı tahminciler sağlanmaktadır. Bu bilgiler göz önüne alındığında bu araştırmada panel multinominal tercih modelinde yarı parametrik tanımlama ve tahmin için basit ve robust bir yöntem kullanılmaktadır. Burada tüketici faydasına ilave olarak modele sabit

etkiler ile gözlenmemiş heterojenlik dahil edilmektedir. Küresel koordinat topolojik (uzay), geometrik ve aritmetik avantajların bir kombinasyonunu sağlamaktadır. Küresel koordinatta yeniden parametreleştirme için uygulanan bir hesaplama algoritmasıyla tutarlı tahminler elde edilebilmektedir.

Panel multinominal tercih modeli,

$$y_{ijt} = 1 \left\{ u(X'_{ijt}\beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \in (0,1, \dots, J)} u(X'_{ikt}\beta_0, A_{ik}, \epsilon_{ikt}) \right\}$$

şeklinde açıklanabilir. Bir ürün kişiye mevcut tüm ürünler arasında en yüksek faydayı sağlıyorsa $y_{ijt} = 1$ olmaktadır. Burada ijt hata teriminin dağılımındaki sınırsız heterojenliğe özellikle birimde gözlemlenemeyen değişen varyansa izin vermektedir. Diğer bir formatta panel multinominal tercih modeli,

$$y_{ijt} = 1 \left\{ u(X'_{ijt}\beta_0 + A_{ij} + \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \in (0,1, \dots, J)} u(X'_{ikt}\beta_0 + A_{ik} + \epsilon_{ikt}) \right\}$$

şeklinde açıklanabilir. Literatürde yaygın olarak benimsenen kendine özgü hata terimi üzerine standart bir zaman homojenliği varsayımı yapılmaktadır. Buradaki tanımlama stratejisi çok değişkenli monotonluk kavramını ters (devrik) biçimde kullanmaktadır. Bu fikir çok basit ve sezgiseldir. Belirli bir ürünün seçim olasılıklarında bir dönemden diğerine kesin bir artış gözlemlediğimizde mantıksal zıtlıkla bu ürünün daha kötü hale gelmesi ve diğer tüm ürünlerin iki dönem boyunca daha iyi hale gelmesi mümkün değildir.

Son olarak koşullu seçim olasılıklarındaki eşitsizliğin mantıksal zıtlığı ele alınmaktadır. Tüm sonsuz boyutlu parametrelerden arındırılmış indeks değerleri üzerinde belirleyici bir kısıtlama yapılmaktadır. Bununla birlikte gerçek parametre değerinde minimize edilmesi garanti edilen bir anakütle kriter fonksiyonu oluşturulmaktadır. Bu fikrin geçerliliği sadece bir indeks yapısında monotonluğa dayanmaktadır. Bu nedenle çok terimli tercih modellerinin ötesinde daha geniş uygulanabilirliğe sahip olabilir (Gao & Li, 2019, s. 5). Modelin tahmini iki aşamalı bir prosedürle hesaplanmaktadır. İlk aşamada yapay sinir ağlarına dayanan bir makine öğrenme algoritması kullanılmaktadır. Koşullu tercih olasılıklarındaki zamanlar arası farklılıkları bir arada tahmin ettiğimiz standart bir parametrik olmayan regresyon biçimi kullanılmaktadır.

İkinci aşamada, birinci aşamada parametrik olmayan tahminler ile örnek kriter fonksiyonu sayısal olarak minimize edilmektedir. Tahmin ve hesaplama çalışmanın en önemli noktalarından biridir.

Modelde seçeneğin neden olduğu ölçekte tanımlama eksikliği meydana gelmektedir. Açılar indeks parametresi β_0 'ın ölçekte birlik sağlanacak şekilde bir normalleştirme ile parametre uzayının yeniden parametreleştirme olarak ortaya çıkmaktadır. Yeniden parametreleştirmeden elde edilen bu kombinasyonun neden önceki literatürdeki diğer normalleştirme veya parametreleştirme biçimlerine göre hem teorik hem de hesaplama avantajları sağladığı tartışılmaktadır. Bu hesaplama altında yatan küresel geometriyi hesaba katmak için bir geriye uyum algoritması seçilir. Geriye uyum algoritması, normal gradient tabanlı algoritmaları uygulanamaz hale getiren kriter fonksiyonlarındaki seçimi kolaylaştırmaktadır.

Pazarlamada tanıtım etkilerini araştırmak için Amerika Birleşik Devletleri'ndeki patlamış mısır satışlarının yani Nielsen verilerinin kullanıldığı prosedürün ampirik bir örneği sunulmaktadır. Sonuçlar prosedürün ekonomik sezgiye uygun tahminler ürettiğini göstermektedir. Örneğin özel mağaza içi teşhirlerin, yalnızca doğrudan promosyon etkisiyle değil aynı zamanda tüketici fiyat duyarlılığının azalmasıyla da satışları artırdığı görülmektedir. Böylece tahmin edilen modelin promosyon kampanyasının ürün satışları üzerindeki etkisini öngörmek için daha da yararlı olduğu gösterilmiştir.

Parametrik indeks yapısındaki monotonluk seçim olasılıkları üzerindeki gözlemlenebilir özelliklerin doğrudan etkisi ile gözlemlenebilir özellikler ve heterojenlik arasındaki dolaylı korelasyon etkisini birbirinden ayırmak için oldukça başarılıdır.

5.1. Panel Multinomial Tercih Modeli

McFadden (1974, 1980)'ın pazarlamaya girişinden bu yana multinomial logit modeli (MNL) pazarlama araştırmalarında en popüler modellerden biri haline gelmiştir. Özellikle fiyat, tanıtım faaliyetleri ve tüketici sadakatinin marka seçimi üzerindeki etkisini tanımlamak ve ölçmek için düzenli olarak kullanılmıştır. MNL modelinin neredeyse tüm ampirik araştırmalarda seçilen bir markayla ilişkili tüketicinin faydasının açıklayıcı değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonu olduğu varsayılmıştır. Ancak aşağıda kısaca açıklandığı gibi olası doğrusal olmayan etkiler birçok pazarlama teorisi tarafından önerilmiştir (Gao & Li, 2019).

Panel multinomial tercih modelinin tahmini iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama yapay sinir ağlarına dayanan makine öğrenme (machine learning) algoritması kullanılarak koşullu tercih olasılıklarındaki farklılıkları parametrik olmayan bir şekilde tahmin ettiğimiz standart parametrik olmayan regresyondan oluşmaktadır. İkinci aşamada ilk

aşamadaki parametrik olmayan tahmin ile anakütle kriter fonksiyonunun örnek olarak yapılandırıldığı örnek kriter fonksiyonunu minimize etmektedir. Yarı parametrik panel multinominal tercih modelinin yapısı,

$$y_{ijt} = 1 \left\{ u(X'_{ijt}\beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \in (0,1,\dots,J)} u(X'_{ikt}\beta_0, A_{ik}, \epsilon_{ikt}) \right\} \quad (5.1)$$

şeklinde açıklanabilir. Burada $i \in (1, \dots, N)$ karar alıcıları yani birimleri ifade eder. $j \in (0,1, \dots, J)$ $J + 1$ tercih alternatifleri, J ürünleri $1, \dots, J$ 'ye sıralanır ve bunun dışındaki seçenekler 0'dır. $t \in \{1, \dots, T\}$ farklı zaman dönemleri için $T \geq 2$ 'dir. X'_{ijt} birim, ürün ve zaman (ijt) üçlüsü için gözlemlenebilir özelliklerin R^D değerli vektörüdür.

Açıklayıcı değişken gelir seviyesi gibi tüketici özelliklerini, fiyat, promosyon gibi ürün özelliklerini ya da özellikler arasında yüksek dereceden etkileşimi içerebilir. y_{ijt} gözlemlenebilir ikili değişkendir. Satın alıcı i 'nin t zamanda j ürününü seçmesi 1 diğer durumlar 0 olarak ifade edilir. $\beta_0 \in R^D$ sonlu boyutu olan bilinmeyen parametredir.

$$\delta_{ijt} := X'_{ijt}\beta_0 \quad (5.2)$$

Burada (ijt) indisi diğer koşullar sabitken (ceteris paribus) X_{ijt} 'nin birim i 'nin t zamanda j alternatifini nasıl etkilediğini ifade etmektedir. A_{ij} de ij indisi zamana bağlı değişmeyen heterojenliği ifade etmektedir. A_{ij} sabit etki terimi olarak ifade edilmektedir. ϵ_{ijt} hata terimini, u fayda fonksiyonunu ifade etmektedir. u bilinmeyen gerçek değerli bir fonksiyondur.

Parametre indeksi $X'_{ijt}\beta_0$, sabit etki A_{ij} ve hata terimini ϵ_{ijt} birleştiren fayda fonksiyonudur. Parametrik olmayan sabit etki fayda fonksiyonunda tekrar düzenlenerek yazılabilir. Yeniden formülleştirilen fayda fonksiyonu,

$$u_{ij}(X'_{ijt}\beta_0, \epsilon_{ijt}) \equiv u(X'_{ijt}\beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \quad (5.3)$$

olarak ifade edilebilir. Yukarıdaki eşitlikte modelde sabit etki olduğunda u fonksiyonundaki gösteriminin nasıl olacağı açıklanmaktadır. Burada u , i biriminin t zamanda j alternatifini tercih etmesinin faydasıdır. Bu tür bir heterojenlik bireysel olarak oldukça öznel olabilen ince lezzetler, ambalaj tasarımı ve sosyal algılar gibi çok sayıda karmaşık faktör tarafından tetiklenebilir.

5.2. Panel Multinomial Tercih Modelinin Varsayımları

Yukarıdaki yarı parametrik panel multinomial tercih modeli (5.1) için üç varsayımdan söz edilmektedir. Varsayımları açıklamadan önce gösterim kolaylığı açısından aşağıdaki ifadeler verilsin.

$$X_{it} := (X_{ijt})_{j=1}^J$$

$$X_i := (X_{it})_{t=1}^T$$

$$A_i := (A_{ij})_{j=1}^J$$

$$\epsilon_{it} := (\epsilon_{ijt})_{j=1}^J$$

$$\epsilon_i := (\epsilon_{it})_{t=1}^T$$

a. Varsayım: İndekste Monotonluk

Aşağıdaki ilk varsayım fayda fonksiyonuna monotonluk kısıtlaması getirmektedir. A_{ij} ve ϵ_{ijt} 'nin her gerçekleşmesi için $u(\delta_{ijt}, A_{it}, \epsilon_{ijt})$ fayda fonksiyonu δ_{ijt} indeksinde çok zayıf bir şekilde artış göstermektedir. İndeks kavramı açıklayıcı değişken ile parametrenin birleşimidir. İndekste monotonluk ise bu açıklayıcı değişkenin ijt indislerinden bazılarına göre sabit olması ya da değişmemesidir.

İlk olarak 1. varsayımın esas kısmının indekste monotonluğun kısıtlanması olduğu ve $\delta_{ijt} = X'_{ijt}\beta_0$ indeksinin sınırsız işaretlere sahip bilinmeyen bir parametre içerdiği göz önüne alındığında artışın genellik kaybı olmadan açıklığa kavuşturulması gerekmektedir. Yani monotonluk kısıtlaması δ_{ijt} indeksine uygulanmaktadır. Ancak X_{ijt} 'deki herhangi bir spesifik gözlemlenebilir özelliğe doğrudan uygulanamamaktadır. Kuadratik veya daha yüksek mertebeden polinom terimlerinin yanı sıra uygun olduğunda gözlemlenebilir özelliklerin diğer doğrusal olmayan veya monoton olmayan fonksiyonları X_{ijt} 'ye dahil edilebilir.

Monotonluk δ_{ijt} indeksine ortak değişkenlerin birim faydaları üzerindeki doğrudan etkisi için nesnel bir özet istatistik olarak yorum getirir. δ_{ijt} t zamanda gözlemlenebilir özelliklerine dayanarak birim i ve ürün j arasındaki eşleşmenin kalite ölçüsü olarak görülebilir. β_0 parametresi gözlemlenebilir özelliklerin doğrusal bir kombinasyonundaki belirli bir değişikliğin faydaları nasıl artırabileceğini göstermektedir.

b. Varsayım: Rassal Örnekleme

Rassal örnekleme varsayımında $Y_i, X_i, A_i, \epsilon_i$ 'ler $i \in \{1, \dots, N\}$ için (i. i. d) bağımsız özdeş dağılmaktadır. Burada birim sayısının artmasıyla ($N \rightarrow \infty$) kesitsel asimptotiklere odaklandığımız kısa bir paneli dikkate aldığımızı ancak zaman dönemleri (T)'nin sabit tutulduğunu belirtmek gerekir.

Rasgele elemanlar A_i ve ϵ_i 'nin tanımlandığı uzayların yapısı üzerinde herhangi bir açık kısıtlama getirilmemektedir. Ancak spesifikasyonda ve bu varsayımda ($Y_i, X_i, A_i, \epsilon_i$) yeterince büyük bir olasılık uzayında $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ rastgele elemanlar (ölçülebilir fonksiyonlar) olarak iyi tanımlanmalıdır. Son olarak hata terimlerinin dağılımına aşağıdaki durağanlık varsayımı uygulanmaktadır.

c. Varsayım: Hataların Homojenliği (Durağanlık)

Burada X_{it}, X_{is}, A_i üzerindeki ϵ_{it} ve ϵ_{is} 'nin koşullu marjinal dağılımı $t \neq s \in \{1, \dots, T\}$ dönemleri için aynıdır.

$$\epsilon_{it} \mid (X_{it}, X_{is}, A_i) \sim \epsilon_{is} \mid (X_{it}, X_{is}, A_i)$$

Bu varsayımın Manski (1987)'nin çalışmasındaki varsayım ile aynı olduğuna dikkat edilmelidir (Manski, 1987, s. 358). Aynı şekilde (Gao & Li, 2019)'nin çalışması çok benzer olan diğer bir çalışmada (Pakes & Porter, 2019)'in çalışmasıdır. Bu çalışmada da aynı varsayım açıklanmaktadır.

Öncelikle modelin (5.1) özel bir durumu olarak tam toplamsallık ve skaler değerli gözlemlenmemiş heterojenlik altında standart panel multinomial tercih modelini içerdiğine dikkat edilir. Bu model,

$$y_{ijt} = 1 \left\{ u(X'_{ijt}\beta_0 + A_{ij} + \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \in \{1, \dots, J\}} u(X'_{ikt}\beta_0 + A_{ik} + \epsilon_{ikt}) \right\} \quad (5.4)$$

olarak ifade edilir. Bu tür modeller (Khan, Ouyang, & Tamer, 2020) ve (Shi, Shum, & Song, 2018) tarafından yapılan son çalışmalarda farklı tanımlama ve tahmin yöntemleriyle incelenmiştir.

Pakes ve Porter (2016) tarafından yakın zamanda yapılan bir başka çalışmada model (5.1.4) 'ün genelleştirilmiş bir versiyonu aşağıdaki biçimde gösterilebilir. Genel model,

$$\begin{aligned} y_{ijt} &= 1 \left\{ g_j(X_{ijt}, \beta_0) + f_j(A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \right. \\ &\quad \left. \geq \max_{k \in \{1, \dots, J\}} g_k(X_{ikt}, \beta_0) + f_k(A_{ik}, \epsilon_{ikt}) \right\} \end{aligned} \quad (5.5)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada g_j fonksiyonu potansiyel olarak doğrusal olmayan bir parametrik indeks üretmektedir. Burada f_j sabit etkileri ve kendine özgü hataları sayısal

bir değerde birleştirir. Gözlemlenebilir ortak değişken indeksi $g_j(X_{ijt}, \beta_0)$ ve gözlemlenmemiş heterojenlik indeksi $f_j(A_{ij}, \epsilon_{ijt})$ arasındaki toplamsal ayrılabilirlik hala devam etmektedir.

Ayrıca (A_{ij}, ϵ_{ijt}) boyutlarının Pakes ve Porter (2016) 'da sınırlandırılmamasına rağmen genel etkilerinin sayısal bir değerle $f_j(A_{ij}, \epsilon_{ijt})$ temsil edildiğine dikkat edilmelidir. Model (5.1.1)'de A_{ij} ve ϵ_{ijt} tarafından heterojenliğin yalnızca sonsuz boyutluluğu birleştirilmekle kalmayıp aynı zamanda bu tür heterojenliğin tamamen birim fayda fonksiyonuna girmesine izin verildiği tekrarlanabilir.

d. Varsayım: Birinci Aşamanın Yakınsaması

Birinci aşamada parametrik olmayan regresyon ile ilgili literatürdeki mevcut sonuçlar dikkate alınmaktadır. Birinci aşamada yakınsama ile ilgili aşağıdaki varsayım yapılmaktadır. Herhangi bir (j, t, s) için bir pozitif sabitler (C_N) dizisi vardır. Bu dizi,

$$\begin{aligned} \|\hat{\gamma}_{j,t,s} - \gamma_{j,t,s}\|_2 &= \sqrt{\int \hat{\gamma}_{j,t,s}(X_{it}, X_{is}) - \gamma_{j,t,s}(X_{it}, X_{is})^2 d\mathbb{P}(X_{it}, X_{is})} \\ &= O_p(C_N) \end{aligned}$$

$$N^{\frac{1}{2}} C_N \rightarrow \infty, C_N \rightarrow 0, N \rightarrow \infty$$

şeklinde açıklanabilir. Özellikle tek katmanlı sinir ağları için (Chen & White, 1999) şunu belirtmektedir.

$$C_N = \left(\frac{\log N}{N} \right)^{\frac{1+2/(d+1)}{4(1+1/(d+1))}} = O_p \left(N^{-\frac{1}{4}} \right)$$

Daha sonra birinci aşama tahmini $\hat{\gamma}$ 'nin olduğu tek taraflı işaret koruma fonksiyonu G 'ye bir miktar düzgünleştirme koşulu uygulanmaktadır. G keyfi olarak seçilebildiğinden aşağıdaki varsayım hiç kısıtlayıcı değildir. Ancak basitçe G 'nin spesifikasyonu için bir kılavuz sağlamaktadır.

e. Varsayım: Düzgünleştirme Fonksiyonu

Tek taraflı işaret koruma fonksiyonu $G: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ ayrıca Lipschitz süreklidir ve kesinlikle artmaktadır¹⁶. Bu varsayıma göre veri dağılımı üzerinde düzenlilik koşulları bulunmaktadır. Böylece anakütle kriter fonksiyonu $Q(\theta)$ sürekli olmaktadır.

¹⁶Daha büyük bir kümede eşit sürekli olmayan bir fonksiyon daha ufak bir küme içinde eşit sürekli haline gelebilir. O zaman fonksiyona **Lipschitz** sürekli adı verilir.

Bu varsayımı açıklamak için önce aşağıdaki gösterimler tanımlanmaktadır. Her gerçekleşen gözlemlenebilir ortak değişken çifti için $(X_{it}, X_{is}) = (\bar{X}, \underline{X})$ aşağıdaki küresel koordinat yeniden parametreleştirme tanımlanır.

$$r_k(\bar{X} - \underline{X}) = \|\bar{X}_k - \underline{X}_k\|$$

$$v_k(\bar{X} - \underline{X}) = \begin{cases} (\bar{X}_k - \underline{X}_k)/r_{ik}, & r_{ik} > 0 \\ 0, & r_{ik} = 0 \end{cases}$$

$$\bar{X}_k - \underline{X}_k \equiv r_k(\bar{X} - \underline{X}) \cdot v_k(\bar{X} - \underline{X})$$

Burada $v_k(\bar{X} - \underline{X})$ her bir ürünün gözlemlenebilir özelliklerindeki zamanlararası değişimin yönünü temsil eder.

f. Varsayım: Düzenlilik Koşulu

Bu varsayımda $v_k(\bar{X} - \underline{X})$ dağılımının her biri (k, t, s) için kütle noktası yoktur. Bu varsayım oldukça zayıf bir varsayımdır. Gözlemlenebilir özelliklerdeki zamanlararası farklılıkların sürekli olarak kendilerine dağıtılmasını gerektirir. Bu gözlemlenebilir özelliklerin bir boyutu dışında tümünün ayrık olmasına izin verir.

Varsayımların a - f altında tutarlılığı,

$$\rho_{\Theta}, \text{Hausdorff}(\hat{\Theta}, \Theta_0) \xrightarrow{p} 0$$

şeklinde ifade edilebilir¹⁷. İma edilen optimize edicinin asimptotik özellikleri $\hat{\Theta}$ veya buna karşılık olarak $\hat{B} = \omega(\hat{\Theta})$ tahminciye $\hat{y}$ bağımlılık G seçimine ve standart olmayan kriter fonksiyonu Q tarafından uyarlanan fonksiyonel bağımlılığın doğasına bağlıdır. Uyarlanan bu karmaşıklıklardan dolayı tam bir asimptotik çıkarım teorisi geliştirmenin zorlukları burada yatmaktadır.

5.3. Panel Multinomial Tercih Modelinin Tanımlama Stratejisi

Bu bölümde varsayımlar a - c altında model (5.2)'nin yarı parametrik tanımlaması yapılmaktadır. Burada t zamanda X_i ve A_i verildiğinde ϵ_{it} koşullu dağılımı durağandır.

$$\epsilon_{it} | (X_i, A_i) \sim \mathbb{P}(\cdot | A_i)$$

Bununla birlikte bu bölümün ilerleyen kısımlarında açıklanacağı gibi tanımlama stratejisinin altında yatan fikir panel multinomial tercih modellerinin ötesinde daha yaygın olarak uygulanmaktadır. Anahtar tanımlama stratejisi daha öncede ifade edildiği

¹⁷ Hausdorff uzay, herhangi iki noktasının birbirinden ayrık komşuluklara sahip olduğu topolojik uzaydır.

gibi çok değişkenli monotonluğun standart gösterimini ters (devrik) biçiminde kullanmaktadır.

Bir hatırlatma olarak aşağıdaki tanımda çok değişkenli monotonluğun açık bir ifadesi ile başlanmakta ve ardından mantıksal ters ifadesi takip edilmektedir. Çok değişkenli monotonlukta gerçek değerli bir fonksiyonun $\psi : \mathbb{R}^J \rightarrow \mathbb{R}$ 'nin $\mathbb{R}^J$ 'deki $\bar{\delta}$ ve $\underline{\delta}$ vektör çifti için zayıf bir şekilde arttığı söylenir. Bunun gösterimi,

$$\bar{\delta}_j \leq \underline{\delta}_j \quad j = 1, \dots, J \Rightarrow \psi(\bar{\delta}) \leq \psi(\underline{\delta})$$

şeklinde açıklanabilir. Burada j ürün/marka seçeneğidir. Panel verinin tercih alternatiflerini ifade etmektedir. Panel veri için i ve t indislerine yer verilmektedir. Burada j indisi i biriminin t zamanda yaptığı seçimi ifade etmektedir. Çok değişkenli monotonluğun mantıksal tersi,

$$\psi(\bar{\delta}) > \psi(\underline{\delta}) \Rightarrow \text{NOT}(\bar{\delta}_j \leq \underline{\delta}_j \quad j = 1, \dots, J) \quad (5.6)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada "NOT" mantıksal olumsuzlama/red operatörüdür. Çok değişkenli monotonluğun mantıksal tersi çok değişkenli bir reel fonksiyon için standart zayıf monotonluk kavramını ifade etmektedir. Bu çok değişkenli monotonluk göz önüne alındığında totolojik¹⁸ olarak doğrudur.

Bir $\psi(\bar{\delta}) \leq \psi(\underline{\delta})$ eşitsizliğin mantıksal olumsuzu $\psi(\bar{\delta}) > \psi(\underline{\delta})$ şeklinde ifade edilebilir. Burada ψ 'nin skaler değerli olduğuna dikkat etmek önemlidir. ψ vektör değerli ise doğru olmayacaktır. Tam da bu nedenle (5.6)'nın sağ tarafından akıllıca yazılmış bir vektör eşitsizliği içeren açık bir olumsuzlama işareti bırakılmaktadır.

Özetlemek gerekirse tanımlama stratejisinin üç temel adımı bulunmaktadır. İlk olarak koşullu tercih olasılıkları biçiminde çok değişkenli bir monoton fonksiyon tanımlanmaktadır.

Monoton fonksiyonun yapısı detaylı bir şekilde açıklanmaktadır. Her birim (i) için (X_{it}, A_i) verildiğinde i 'nin j 'yi tercih etme olasılığı hesaplanmaktadır.

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}[y_{ijt} \mid X_{it}, A_i] \\ &= \int \mathbb{1} \left\{ u(X'_{ijt}\beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \neq j} u(X'_{ikt}\beta_0, A_{ik}, \epsilon_{ikt}) \right\} d\mathbb{P}(\epsilon_{ijt}, \mid X_{it}, A_i) \\ &= \int \mathbb{1} \left\{ u(\delta_{ijt}, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \geq \max_{k \neq j} u(\delta_{ikt}, A_{ik}, \epsilon_{ikt}) \right\} d\mathbb{P}(\epsilon_{ijt}, \mid X_{it}, A_i) \end{aligned}$$

¹⁸ Totoloji, bir bileşik önermenin kendini oluşturan önermelerin her değeri için daima doğru sonuç vermesi durumudur.

$$= \psi_j(\delta_{ijt}, (-\delta_{ikt})_{k \neq j}, A_i) \quad (5.7)$$

Özetlemek gerekirse δ_{ijt} indeksinde ki monoton fayda fonksiyonu (u) vektör indeksi ile çok değişkenli monoton fonksiyona (ψ_j) dönüşmektedir. A_i 'nin gerçekleşmesi durumunda fonksiyon $\psi_j(\cdot, A_i): \mathbb{R}^J \rightarrow \mathbb{R}$ zayıfça artmaktadır.

Bununla ilgili basit bir yorumu açıklamak gerekirse diğer tüm $k \neq j$ alternatifleri zayıf bir şekilde kötüleşirken δ_{ijt} indeksi açısından j alternatifi birim için zayıf bir şekilde daha iyi hale geliyorsa birim i 'nin alternatif j 'yi tercih etme olasılığı zayıf bir şekilde artmaktadır.

Ekonomik yorum açısından $\psi_j(\delta_{it}, A_i)$ indeks vektörü δ_{it} 'nin bir fonksiyonu olarak A_i 'nin sabit etkisi dikkate alındığında her bir birim (i)'nin alternatifi (j) koşullu tercih olasılığını özetlemektedir.

İkinci olarak tanımlanan monoton fonksiyona dayanarak (5.6)'nın sol tarafını etkin bir şekilde üreterek gözlemlenebilir bir eşitsizlik oluşturulmaktadır. Gözlemlenebilir eşitsizlik yapısı zamanlararası farklılıklar dikkate alınarak koşullu tercih olasılıklarının eşitsizliğinin korunmasıdır. Koşullu tercih olasılıklarında zamanlararası farklılıkları göz önünde bulundurursak eşitsizliği dikkate alan ifade,

$$\gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) = \mathbb{E}[y_{ijt} - y_{ijs} | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}] \quad (5.8)$$

şeklinde açıklanabilir. Bu eşitlikten hareketle indeks vektörü $\bar{\delta} = \bar{X}\beta_0 \equiv (\bar{X}'_j)_{j=1}^J$ olarak açıklanabilir. İndeks vektöründen hareketle gözlemlenebilir eşitsizlik ile ilgili,

$$\bar{\delta}_j \leq \delta_j \text{ ve } \bar{\delta}_k \leq \delta_k \quad k \neq j \quad \Rightarrow \quad \gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) \leq 0$$

şeklinde bir önerme yapılmaktadır. Bu bilgi dahilinde $\gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X})$ ifadesi aşağıdaki gibi daha detaylı açıklanmaktadır.

$$\begin{aligned} \gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[y_{ijt} - y_{ijs} | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}, A_i] | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}] \\ &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[y_{ijt} | X_{it} = \bar{X}, A_i] - \mathbb{E}[y_{ijs} | X_{is} = \underline{X}, A_i] | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}] \\ &= \int [\psi_j(\bar{\delta}_j(-\bar{\delta}_k)_{k \neq j}, A_i) - \psi_j(\underline{\delta}_j(-\underline{\delta}_k)_{k \neq j}, A_i)] d\mathbb{P}(A_i | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}) \\ &\quad \psi_j(\bar{\delta}_j(-\bar{\delta}_k)_{k \neq j}, A_i) - \psi_j(\underline{\delta}_j(-\underline{\delta}_k)_{k \neq j}, A_i) \leq 0 \end{aligned}$$

Sonuç olarak A_i 'nin sonsuz boyutluluğu ve A_i ile X_i arasındaki sınırsız bağımlılık biçimleri dikkate alınmaktadır. Burada $\mathbb{P}(A_i | X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X})$ koşullu dağılıma göre kesitsel olarak sabit etki A_i üzerinden entegre edildikten sonra eşitsizlik korunacaktır.

Son olarak (5.1.6)'nın sağ tarafını elde etmek için monotonluk tersi kullanılmaktadır. Böylece $\delta_{it} := (\delta_{ijt})_{j=1}^J$ indeksleri aracılığıyla β_0 parametresindeki kısıtlamalar tanımlanmaktadır. Varsayım a-c altında kısıtlamayı tanımlayan anahtar yapı türetilmektedir. Bunun için yukarıdaki önermenin mantıksal tersi alınmakta ve aşağıdaki ifade elde edilmektedir.

$$\gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) > 0 \Rightarrow \text{NOT} \left\{ (\bar{X}_j - \underline{X}_j)' \beta_0 \leq 0 \text{ ve } (\bar{X}_k - \underline{X}_k)' \beta_0 \leq 0 \quad k \neq j \right\} \quad (5.9)$$

Yukarıdaki eşitlik tüm bilinmeyen parametrik olmayan heterojenlik terimlerin u, A ve ϵ 'den bağımsız olduğu β_0 üzerindeki tanımlayıcı bir kısıtlamayı açıklamaktadır.

5.4. Panel Multinomial Tercih Modelinin Anakütle Kriter Fonksiyonu

Anakütle kriter fonksiyonu modeldeki parametrelerin hesaplanabilmesi için gerekli olan bir fonksiyondur. Her bir parametre için ($\beta \in \mathbb{R}^D$) (5.9)'da ki denklemin sağ tarafı Boolean¹⁹ cebiriyle açıklanmaktadır. Bu ifade,

$$\lambda_j(\bar{X}, \underline{X}; \beta) = \prod_{k=1}^J \mathbb{1} \left\{ (-1)^{1_{\{k \neq j\}}} (\bar{X}_k - \underline{X}_k)' \beta \leq 0 \right\} \quad (5.10)$$

eşitliğiyle açıklanabilir. Burada $(-1)^{1_{\{k \neq j\}}}$ ifadesi $k \neq j$ olduğunda -1 değer almaktadır. $k = j$ olduğunda ise 1 değerini almaktadır.

$$\mathbb{1} \left\{ \gamma_{i,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) > 0 \right\} = 1 \Rightarrow \lambda_j(\bar{X}, \underline{X}; \beta_0) \equiv 0$$

Burada X_{it}, X_{is} 'nin rassal gerçekleşmesi üzerinden bir yatay kesit beklentisi olarak aşağıdaki kriter fonksiyonu tanımlanabilmektedir.

$$\begin{aligned} Q_{j,t,s}(\beta) &= \mathbb{E} \left[\mathbb{1} \left\{ \gamma_{j,t,s}(X_{it}, X_{is}) > 0 \right\} \lambda_j(X_{it}, X_{is}; \beta) \right] \\ &\geq 0 = Q_{j,t,s}(\beta_0) \end{aligned} \quad (5.11)$$

Burada gerçek parametre değeri (β_0) 0'a indirgenmektedir. Normalleştirme ve nokta tanımlaması için başka varsayımlar olmadan $Q_{j,t,s}$ 'yi sıfıra indirgeyen birden fazla β_0 değeri olabilir. $G: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ tek taraflı işaret koruyucu bir fonksiyondur.

$$G(z) \begin{cases} > 0, & z > 0, \\ = 0, & z \leq 0, \end{cases} \quad (5.12)$$

$$Q_{j,t,s}^G(\beta) = \mathbb{E} \left[G \left(\gamma_{j,t,s}(X_{it}, X_{is}) \right) \lambda_j(X_{it}, X_{is}; \beta) \right] \quad (5.13)$$

¹⁹ Boole cebiri, değişkenlerin değerinin *doğru* ve *yanlış* olabildiği bir cebir altkoludur. *Doğru* ve *yanlış* değerleri genelde sırasıyla 1 ve 0 olarak ifade edilir.

Burada gerçek parametre değeri β_0 açıkça sıfıra indirgenmektedir. İşaret koruma fonksiyonu G aynı zamanda monoton, sürekli veya sınırlı olacak şekilde ayarlanmışsa tahmincilerin sınırlı performansına yardımcı olan bir düzgünleştirme fonksiyonu olarak hizmet edebilir. Burada dikkat edilen durum düzgünleştirme fonksiyonunun anakütle kriter fonksiyonuna dahil edilmesidir.

Buraya kadar sabit bir j alternatifi ve sabit bir dönem çiftine (t, s) odaklandık ancak pratikte birleştirilmiş kriter fonksiyonu tanımlayarak bilgiler tüm alternatifler ve tüm dönem çiftleri genelinde kullanılabilmektedir. Birleştirilmiş kriter fonksiyonu,

$$Q(\beta) = \sum_{j=1}^J \sum_{t \neq s}^T Q_{j,t,s}(\beta), \quad \beta \in \mathbb{R}^D \quad (5.14)$$

şeklinde gösterilebilir. Bu fonksiyon gerçek parametre değeri β_0 'da yeniden sıfıra indirgenir. Kriter fonksiyonu verilerdeki tüm (j, t, s) boyunca ayrık Boolean değişkenleri biçiminde β_0 üzerindeki tanımlayıcı kısıtlamaların bir toplamı olacak şekilde yapılandırılmıştır. Kriter fonksiyonu ne zaman $\gamma_{j,t,s}(X_{it}, X_{is}) > 0$ olsa zayıf çok değişkenli monotonluğun mantıksal tersi ile elde edilir.

Kriter fonksiyonunun standart olmaması, tek değişkenli monotonluğu kullanan Manski (1985, 1987) tarafından incelendiği şekliyle iyi bilinen maksimum skor veya rank-sıra kriter fonksiyonuna göre tek değişkenli monotonluktan çok değişkenli monotonluğun temel bir farkından kaynaklanmaktadır.

Bunu daha net bir şekilde görmek için anakütle kriter fonksiyonunun maksimum skor veya rank-sıra kriter fonksiyonuna dejenere olduğu tek indeks yapısında $(J = 1)^3$ özel durum olduğu düşünülebilir. Aşağıdaki türevlerden açıkça görülebileceği gibi G fonksiyonunun pozitif kısmı $G(z) = [z]_+$ olarak alındığında alt simgedeki $j = 1$ ürünü baskı altına alınır ve X_t basitçe gözlemlenebilir ortak değişkenlerin vektörünü gösterir.

$$\begin{aligned} & Q_{t,s}(\beta) + Q_{s,t}(\beta) \\ &= \mathbb{E}[\gamma(X_t, X_s)]_+ \mathbb{1}\{(X_t - X_s)\beta \geq 0\} + \mathbb{E}[\gamma(X_s, X_t)]_+ \mathbb{1}\{(X_s - X_t)\beta \geq 0\} \\ &= \mathbb{E}[\gamma(X_t, X_s)]_+ \text{sgn}((X_t - X_s)\beta) + \mathbb{E}[\gamma(X_s, X_t)]_+ \text{sgn}((X_s - X_t)\beta) \\ &= \mathbb{E}[(\gamma(X_t, X_s)]_+ - (\gamma(X_s, X_t)]_+) \text{sgn}((X_t - X_s)\beta) \\ &= \mathbb{E}[\gamma(X_t, X_s)]_+ \text{sgn}((X_t - X_s)\beta) \\ &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[\gamma_t - \gamma_s | X_t, X_s] \text{sgn}((X_t - X_s)\beta)] \end{aligned}$$

$$= \mathbb{E}[(y_t - y_s) \operatorname{sgn}((X_t - X_s)\beta)] \quad (5.15)$$

Son satır (5.15) aşağıdaki tek değişkenli monotonluğun neden olduğu bir eşdeğerlik ilişkisine dayalı olarak oluşturulan bilinen bir maksimum skor veya rank-sıra kriter fonksiyonudur.

$$\gamma(X_t, X_s) > 0 \Leftrightarrow (X_t - X_s)\beta > 0 \quad (5.16)$$

Böyle bir eşdeğerlik ilişkisi tek değişkenli durumun benzersiz bir özelliğidir ve aslında daha önce ifade edilen önermenin özel bir durumu olarak türetilir.

5.5. Panel Multinomial Tercih Modelinin Tahmini

Panel multinomial tercih modelinin tahmini için iki aşamalı tahmin prosedürü izlenmektedir. Yani bu bölümde tahmin problemindeki zorluklarla yüzleşmek için tasarlanmış bir hesaplama prosedürü açıklanmaktadır.

Model (5.1) ve varsayımlar a-c altında aşağıda β_0 için veri kümesi tanımlanmaktadır. Tanımlanan küme olarak B_0 'a başvurulmaktadır. Bu tanımlama,

$$\beta_0 \in B_0 = \{\beta \in \mathbb{R}^D : Q(\beta) = 0\} \quad (5.17)$$

şeklinde açıklanabilir. Şimdi (5.17)'de tanımlı B_0 kümesinin tutarlı tahmincilerini oluşturmaya devam edilmektedir. Tahminci ekstremum tahmin çerçevesinde oluşturulmaktadır. Örnek kriter fonksiyonu tanımlanmaktadır. Her j alternatifi ve her bir dönem çifti (t, s) için (5.13)'te tanımlandığı gibi anakütle kriter fonksiyonu $Q_{j,t,s}$ 'nin örnek formu aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\hat{Q}_{j,t,s}(\beta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G\left(\hat{\gamma}_{j,t,s}(X_{it}, X_{is})\right) \lambda_j(X_{it}, X_{is}; \beta) \quad (5.18)$$

Burada $\hat{\gamma}_{j,t,s}$ parametrik olmayan tahmincidir. G tek taraflı işaret koruma fonksiyonudur.

Burada $\hat{\beta}$ 'nin tahmini $\hat{\gamma}$ ve G 'nin seçimine bağlıdır. İlk aşamada her biri (j, t, s) için $\gamma_{j,t,s}$ 'nin parametrik olmayan tahmincisini $\hat{\gamma}_{j,t,s}$ 'yi elde ettiğimiz standart bir parametrik olmayan regresyon tahmin edilmektedir.

Araştırmacılar çok sayıda kernele dayalı veya sieve dayalı tahminciler arasından seçim yapabilirler. Bu çalışmada tek katmanlı sinir ağını kullanan bir makine öğrenme algoritması kullanılmaktadır.

Tahmin prosedürünün ikinci aşamasında toplulaştırılmış örnek kriter fonksiyonunun minimizasyonunu hesaplamak için bir optimizasyon problemi çözümlenmektedir. Örnek kriter fonksiyonu,

$$\hat{Q}(\beta) = \sum_{j=1}^J \sum_{t \neq s}^T \hat{Q}_{j,t,s}(\beta)$$

olarak verilsin. Bu uygulamada ilk olarak $\mathbb{R}^D$ 'deki birim küre içinde etkili bir şekilde parametre uzayına dönüştüren öklid uzaklığını kısıtlayarak ilgili parametre β_0 üzerinde bir ölçek normalleştirilmesi uygulanmaktadır.

Kompaktlık²⁰ ve dışbükeylik gibi topolojik, geometrik ve aritmetik avantajların bir kombinasyonundan yararlanan birim küreyi kutupsal koordinatlarda yeniden parametreleştirmektedir.

5.5.1. Birinci Aşama: Parametrik Olmayan Regresyon

Parametrik olmayan regresyon tahmininde ilk aşama (5.8)'de gösterildiği gibi aşağıda verilen koşullu tercih olasılıklarındaki zamanlararası farklılıkların tahmin edilmesiyle ilgilidir.

$$\gamma_{j,t,s}(\bar{X}, \underline{X}) = \mathbb{E}[y_{ijt} - y_{ijs} \mid X_{it} = \bar{X}, X_{is} = \underline{X}]$$

Burada $\hat{\gamma}_{j,t,s}$ 'nin tahmini aşağıda gösterildiği gibi parametrik olmayan bir regresyona indirgenmektedir.

$$regress(y_{ijt} - y_{ijs}) \quad (vec(X_{it}'), vec(X_{is}')) \quad i = 1, \dots, N \quad (5.19)$$

İstatistikte ve ekonometride çeşitli koşullar altında geliştirilen potansiyel olarak farklı özelliklerle birçok kernele dayalı ve sieve dayalı yöntem geliştirilmiştir. Burada yüksek boyutlu fonksiyonlar ve doğrusal olmayan tahminde teorik ve sayısal avantajları nedeniyle pek çok disiplinde yaygın bir şekilde uygulanan tek katmanlı yapay sinir ağlarına dayalı makine öğrenme tahmincisi kullanılmaktadır.

Tek katmanlı sinir ağı tahmincileri ile ikinci aşamada elde edilen son tahmincilerin tutarlılığını elde etmek için kullanılan yakınsama oranları hakkında teorik sonuçlar sağlamaktadır (Chen & White, 1999).

²⁰ Kompakt, öklid uzayında bir kümenin kapalı ve sınırlanmış olmasını ifade eder. Sınırlı bir alandaki noktaların hepsi birbirinin sabit bir mesafesi içindedir.

5.5.2. İkinci Aşama: Ekstremum Tahmini

Tahmin prosedürünün ikinci aşaması örnek kriter fonksiyonunun sayısal olarak minimizasyonu ile ilgilidir. Bu da normalleştirme ve yeniden parametreleştirme ile mümkün olmaktadır. Örnek kriter fonksiyonu,

$$\hat{Q}(\beta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J \sum_{t \neq s}^T G\left(\hat{\gamma}_{jt,s}(X_{it}, X_{is})\right) \lambda_j(X_{it}, X_{is}; \beta)$$

olarak verilsin. Bu modeldeki β_0 ölçeğinin doğasında olan belirsizlik dikkat çekmektedir. Burada topolojik ve metrik yapıları etkilemeden bu belirsizlikle başa çıkmak için belirli bir ölçek normalleştirme işlemi ve ardından yeniden parametreleştirme işlemi uygulanmaktadır.

Burada $c > 0$ pozitif bir sabit verildiğinde fayda fonksiyonunun u yeni formatı aşağıdaki gibi olmaktadır.

$$\bar{\beta}_0 = \frac{1}{c} \beta_0 \quad \bar{u}(\delta_{ijt}, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) = \bar{u}(c \cdot \delta_{ijt}, A_{ij}, \epsilon_{ijt})$$

Yeniden parametreleştirilen model $(\bar{\beta}_0, \bar{u}, A, \epsilon, X, y)$ ile $(\beta_0, u, A, \epsilon, X, y)$ birbirine eşittir.

$$\bar{u}(X'_{ijt} \bar{\beta}_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \equiv u(X'_{ijt} \beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt})$$

Burada $\beta_0 \neq 0$ olduğunda $c = \|\beta_0\|$ olur ve normalleştirme sonucunda

$$\bar{\beta}_0 = \frac{1}{\|\beta_0\|} \beta_0 \in \mathbb{S}^{D-1}$$

elde edilir. Burada $\mathbb{S}^{D-1} = \{v \in \mathbb{R}^D : \|v\| = 1\}$ ifadesi $\mathbb{R}^D$ 'deki birim küreyi ifade etmektedir. Bu ifade (5.17) 'de tanımlanan B_0 kümesine uygulandığında ölçek normalleştirme aşağıdaki kısıtlamayı beraberinde getirmektedir.

$$\bar{B}_0 \subseteq \mathbb{S}^{D-1} \tag{5.20}$$

Ölçek normalizasyonu (5.20), model (5.1)'in bilinmeyen bileşenleri üzerinde temsil edilen gözlemsel eşdeğerlik sınıfları açısından genellik kaybı içermemektedir. Genelde $\beta_0 = 0$ olması $\delta_{ijt} \equiv 0$ ifade etmektedir. Herhangi bir $\bar{\beta}_0 \in \mathbb{S}^{D-1}$ için $(\beta_0, u, A, \epsilon, X, y)$ ile $(\bar{\beta}_0, \bar{u}, A, \epsilon, X, y)$ birbirine eşit olmaktadır. Bu eşitlik,

$$\bar{u}(\delta_{ijt}, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) = \bar{u}(0, A_{ij}, \epsilon_{ijt})$$

şeklinde gösterilebilir. Ölçek normalleştirme altında aşağıdaki ifade tekrar yazılmaktadır.

$$\bar{u}(X'_{ijt} \bar{\beta}_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt}) \equiv u(X'_{ijt} \beta_0, A_{ij}, \epsilon_{ijt})$$

Burada normalleştirilmiş parametre uzayı $\mathbb{S}^{D-1}$ kompakt ve bağlantılı bir uzaydır. Ancak standart vektör aritmetiği altında dışbükey değildir. Burada birim kürenin tüm topolojik ve geometrik özelliklerini koruyan ancak eşzamanlı olarak dışbükeyliği ortaya çıkaran doğal bir yeniden parametreleştirme benimsenmektedir. Bu da hesaplama algoritmasının uygulanması için kullanışlı olmaktadır.

a. Birim Çemberin Yeniden Parametreleştirilmesi

Birim çember $\mathbb{S}^1$ ve birim küre $\mathbb{S}^2$ yeniden parametreleştirmede kutupsal koordinatlar gibi tanıdık kavramlarla yakından ilgilidir. $\mathbb{R}^2$ 'de birim çember $\mathbb{S}^1$ örneğini ele alalım. Burada $D = 2$ olsun. Bu durumda $\mathbb{S}^{D-1}$ aşağıda gösterildiği gibi birim çembere indirgenir. Bu durumda $\Theta = [-\pi, \pi)$ ve $\beta_0 \in \mathbb{S}^1$, ω harita üzerinde $\theta_0 \in \Theta$ ile temsil edilir.

$$\beta_0 = \omega(\theta_0) = \begin{pmatrix} \cos \theta_0 \\ \sin \theta_0 \end{pmatrix}$$

Birim çember üzerindeki iki nokta (β_0 ve β) arasındaki mesafeyi ölçmenin en az iki basit yolu vardır. İlk olarak $\mathbb{R}^2$ üzerindeki standart öklid uzaklığı kullanılabilir. β_0 ve β 'yi bağlayan düz çizgi parçasının uzunluğu ile temsil edilir. İkincisi β_0 ve β iki vektör arasındaki açının radyanına $\Delta\theta$ tam olarak eşit olan $\mathbb{S}^1$ üzerinde büyük daire ölçüsü kullanılabilir. Öklid ölçüsünün ve büyük daire ölçüsünün aşağıdaki ilişki dikkate alındığında büyük ölçüde eşdeğer olduğu ortaya çıkmaktadır.

$$\|\beta_0 - \beta\| = 2 \sin\left(\frac{1}{2}\Delta\theta\right) \leq \Delta\theta \leq \frac{\pi}{2} \|\beta - \beta_0\|$$

Burada $\|\beta_0 - \beta\|$, $[0, 2]$ ile sınırlandırılmıştır. $\Delta\theta$ ise $[0, \pi]$ ile sınırlandırılmıştır. Sonuç olarak herhangi bir ölçü seçimi tüm topolojik yapılarda ve tek tip süreklilik ve yakınsama gibi en temel ölçü yapılarında hiçbir farka yol açmamaktadır.

b. Birim Kürenin Yeniden Parametreleştirilmesi

$\mathbb{R}^3$ 'te birim küre $\mathbb{S}^2$ örneğini ele alalım. $D = 3$ olduğunda standart birim küre olan $\mathbb{S}^2$ aşağıdaki şekilde gösterilecektir. $\Theta = [-\pi, \pi) \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ Burada bir dönüşüm haritası $\omega: \Theta \rightarrow \mathbb{S}^2$ ile gösterilmektedir.

$$\beta = \omega(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta_2 \cos \theta_1 \\ \cos \theta_2 \sin \theta_1 \\ \sin \theta_2 \end{pmatrix}$$

Burada $D \geq 3$ durumunda Θ ve dönüşüm haritasını ω tanımlamanın birçok geçerli yolu olduğu söylenebilir. Özellikle $\theta \in \Theta$ 'nin ilk ve diğer koordinatları arasında bir asimetri

oluşturulduğuna dikkat edilmelidir. θ_1 yarısı açık yarısı kapalı sınırlar ile $-\pi$ 'den π 'ye değişebilmektedir. Diğer tüm koordinatların etki alanı kapalı aralıkla $\left[-\frac{1}{2}\pi, \frac{1}{2}\pi\right]$ verilir. Bu asimetrimin arkasındaki önsezi enlem-boylam koordinatlarından açıkça görülebilir. Boylam 180 derece batıdan 180 derece doğuya değişirken enlem 90 derece güneyden 90 derece kuzeye değişir.

Genel olarak $D \geq 2$ için $\mathbb{S}^{D-1}$ küresel koordinatlarda $(D - 1)$ açılarla yeniden parametreleştirilmektedir. Açı uzayı aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\Theta = [-\pi, \pi) \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]^{D-2} \quad (5.21)$$

$$\omega : \Theta \rightarrow \mathbb{S}^{D-1}$$

$$\omega : \Theta \rightarrow \mathbb{S}^{D-1} \subseteq \mathbb{R}^D$$

Bu parametreleştirmede dönüşüm aşağıda gösterildiği gibi gerçekleşmektedir.

$$\begin{cases} \beta_1 &= \cos \theta_{D-1} \dots \cos \theta_2 \cos \theta_1 \\ \beta_2 &= \cos \theta_{D-1} \dots \cos \theta_2 \sin \theta_1 \\ \vdots &\vdots \\ \beta_{D-1} &= \cos \theta_{D-1} \sin \theta_{D-1} \\ \beta_D &= \sin \theta_{D-1} \end{cases} \quad (5.22)$$

Bu birim çember ve birim küre örneklerindeki dönüşüm eşlemelerinin doğrudan bir genellemesidir. Özellikle $\mathbb{S}^{D-1}$ birim küre üzerinde herhangi iki nokta $\overline{\beta}, \underline{\beta}$ için büyük daire mesafesi $\rho_{GC}(\overline{\beta}, \underline{\beta})$ hem $\overline{\beta}$ hem de $\underline{\beta}$ 'nin üzerinde bulunduğu büyük dairenin alt tarafının uzunluğu olarak tanımlanır. Birim kürenin yarıçapı tanım gereği bir olduğundan $\rho_{GC}(\overline{\beta}, \underline{\beta})$ iki vektör arasındaki açıya eşittir.

$$\rho_{GC}(\overline{\beta}, \underline{\beta}) = \arccos(\overline{\beta}', \underline{\beta}) \in [0, \pi], \quad \forall \overline{\beta}, \underline{\beta} \in \mathbb{S}^{D-1}$$

$\mathbb{R}^D$ 'deki öklid uzunluğuna göre büyük daire uzunluğu $\mathbb{S}^{D-1}$ 'in eğriliğini daha iyi yansıtır. Bu uzunluk fizik, astronomi, coğrafya gibi diğer teorik ve uygulamalı disiplinlerde yaygın olarak kullanılmaktadır. Şimdi açı uzayını Θ göz önünde bulundurarak ω dönüşüm haritası aracılığıyla büyük daire ölçüsü ρ_{GC} 'den Θ 'e aktarılmaktadır.

$$\rho_{\Theta}(\overline{\beta}, \underline{\beta}) = \rho_{GC}(\omega(\overline{\theta}), \omega(\underline{\theta})) = \arccos(\omega(\overline{\theta})', \omega(\underline{\theta})), \quad \forall \overline{\theta}, \underline{\theta} \in \Theta \quad (5.23)$$

Daha sonra ölçüm uzayı (Θ, ρ_Θ) yapı gereği $(\mathbb{S}^{D-1}, \rho_{GC})$ ölçüm uzayına izometrik²¹. Böylece $(\mathbb{S}^{D-1}, \rho_{GC})$ 'nin tüm topolojik ve metrik özellikleri yeniden parametreleştirmeden sonra korunmaktadır. Alternatif olarak tüm $\bar{\theta}, \underline{\theta} \in \Theta$ için tanımlayarak $\mathbb{R}^D$ 'deki standart öklid uzunluğu Θ açığı uzayına aktarılabilir.

$$\rho_{Euc}(\bar{\theta}, \underline{\theta}) = \|\omega(\bar{\theta}), \omega(\underline{\theta})\| \quad (5.24)$$

Birim çember örneğindeki $D = 2$ durumu için gösterildiği gibi büyük daire ölçüsü ρ_Θ 'nun ve içe aktarılan öklid ölçüsü ρ_{Euc} 'nun büyük ölçüde eşdeğer olduğuna dikkat edilmelidir.

$$\rho_{Euc}(\bar{\theta}, \underline{\theta}) \leq \rho_{Euc}(\bar{\theta}, \underline{\theta}) \leq \frac{\pi}{2} \rho_{Euc}(\bar{\theta}, \underline{\theta})$$

Yukarıdaki ifade genel olarak herhangi bir $D \geq 2$ için geçerlidir. Bu nedenle ρ_Θ ve ρ_{Euc} arasındaki seçim topolojik ve metrik yapılar açısından büyük ölçüde önemsizdir. Bununla birlikte büyük daire ölçüsü ρ_Θ doğal olarak tutarlılık ve yakınsama oranlarına ilişkin sonuçların türetilmesinde ortaya çıkmaktadır.

Metrik uzay (Θ, ρ_Θ) birçok ince detaylara sahiptir. Birincisi birim küre $\mathbb{S}^{D-1}$ dışbükey değilken yeni parametre uzayı Θ bir $(D - 1)$ boyutlu hiper dörtgensel şekilde dışbükeydir. Parametre uzayında hesaplamalı olarak ortalamaları almayı veya ikiye bölen noktaları bulmayı kolaylaştırır. İkincisi (Θ, ρ_Θ) birim kürenin tüm topolojik yapısını korur ve özellikle ekstremum tahmini için genellikle empoze edilen kompaktlık koşulunu otomatik olarak karşılayan $(\mathbb{S}^{D-1}, \|\cdot\|)$ 'nin kompaktlığını miras alır.

5.5.3. Geriye Uyum Algoritması

Burada (5.21)'de olduğu gibi bir hiper dikdörtgen $\Theta = [-\pi, \pi) \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]^{D-2}$ şeklini alan Θ küresel koordinat parametre uzayı dikkate alınmaktadır. Bu parametre uzayının (Θ) kompaktlığını ve dışbükeyliğini kullanarak $\hat{Q}(\theta)$ 'nin minimizatörleri aranmaktadır.

Özellikle önceden belirlenmiş bir doğruluk için geriye uyumu yinelemeli olarak küçülten ve yeniden tanımlayan dikdörtgen bir arg min $\hat{Q}(\theta)$ yapısı hesaplanmaktadır. Gradyan tabanlı yerel optimizasyon algoritmalarından farklı olarak geriye uyum algoritması tüm parametre uzayında küresel kapsamı korurken neredeyse her yerde sıfır türevi olan örnek kriter fonksiyonundaki yerleşik ayrılığı iyi bir şekilde ele alır.

²¹ İzometrik, çizim yapılırken nesnelerin en, boy ve yükseklik olmak üzere her üç düzleminin de eşit önemde tasvir edildiği bir temsil yöntemidir.

Alternatif özelliklerinin D boyutu nispeten küçükse küresel arama algoritması en güvenli seçim olsa da geriye uyum algoritması önemli ölçüde daha hızlı performans göstermektedir. Geriye uyum algoritmasının temel yapısı aşağıdaki gibi düzenlenmiştir.

Adım 1. Θ üzerinde bazı seçilmiş M_0^{D-1} boyutlarından bir küresel ağ $\Theta^{(1)}$ ile başlar.

Adım 2. Her bir $\theta \in \Theta^{(1)}$ için $\hat{Q}(\theta)$ hesaplanır ve $\hat{Q}(\Theta^{(1)}) = \{\hat{Q}(\theta) : \theta \in \Theta^{(1)}\}$ içindeki α . kantil'deki kriter değeri ile $\Theta^{(1)}$ 'deki tüm noktalar seçilir.

$$\underline{\Theta}^{(1)} = \left\{ \theta \in \Theta^{(1)} : \hat{Q}(\theta) \leq \text{kantil}_\alpha \left(\hat{Q}(\Theta^{(1)}) \right) \right\}$$

Adım 3: $\underline{\theta}_d^{(1)} = \min^* \underline{\Theta}_d^{(1)}$ ve $\bar{\theta}_d^{(1)} = \max^* \bar{\Theta}_d^{(1)}$ tanımlandığında $\underline{\Theta}^{(1)}$ 'i çevreleyen dikdörtgen alınır.

$$d = 1, \dots, D - 1 \text{ için } \underline{\theta}_d^{(1)} = \{ \theta_d : \theta \in \underline{\Theta}^{(1)} \}$$

$\min^*$ ve $\max^*$ ilk boyut $d = 1$ dışında $\min$ ve $\max$ 'ın standart tanımlarına sahiptir. İlk boyut için birim küre etrafında hareket ederken temeldeki küresel geometriyi hesaba katmak ve açıların periyodikliğini yani $\theta_1 + 2\pi \equiv \theta_1$ ve özellikle $-\pi \equiv \pi$ 'yi hesaba katmak gerekir.

Adım 4. Bu büyük ölçüde bir programlama sıkıntısıdır: M_0^{D-1} boyutunun $\bar{\underline{\Theta}}^{(1)} = \times_{d=1}^{D-1} [\underline{\theta}_d^{(1)}, \bar{\theta}_d^{(1)}]$ üzerinde $\Theta^{(2)}$ iyileştirilmiş ağ ile başlar.

Adım 5. İyileştirme durana kadar yinelenir. Belirli bir sayısal kesinliğin altına düşer.

Bu adımlar algoritmanın basit bir taslağını oluşturmaktadır. Alt nicelik kümesinin $\underline{\Theta}^{(m)}$ hem dış hem de iç sınırları takip edilmelidir ve hesaplanan tüm noktalardaki kriter fonksiyonlarının küçültücülerinin adımların dönmesiyle gerçekten ilişkili olduğundan emin olunmalıdır. Açıkça görüldüğü gibi algoritma büyük ölçüde açı uzayının Θ kompaktlığına ve dışbükeyliğine dayanmaktadır. Kompaktlık örnek kriter fonksiyonunun ilk değerlendirmeleri için tüm parametre alanı üzerinde küresel bir ağ ile başlanmasına izin verir.

Özyinelemenin her adımında Θ 'in dışbükeyliği $\bar{\underline{\Theta}}^{(m)}$ 'nin her bir koordinatını basit bölme yoluyla daha küçük parçalara ayırarak ağın uygun şekilde iyileştirilmesine izin vermektedir. Buna karşılık dışbükeylik eksikliği ve koordinatlar arasındaki zahmetli bağımlılık nedeniyle bu görünüşte önemsiz aritmetik hesaplamayı S^{D-1} üzerinde D -boyutlu öklid koordinatlarıyla gerçekleştirmek çok zordur.

Daha kompleks modellerin tahmini pek çok alanda etkinliğini ispatlayan yapay sinir ağları ile mümkün olmaktadır. Çeşitli yeniden örnekleme prosedürlerinin doğruluğu ortalama mutlak hatalar ve altın standartta karşı tahminlerin ortalama hatalarının karekökü hesaplanarak tahmin edilebilir (Harrell Jr, 2015, s. 124). Sonuç olarak bu bölümde panel multinominal tercih modeline getirilen iki aşamalı tahmin (robust tahmin) yani parametrik olmayan tahmin ve machine learning tahmin açıklanmaktadır (Gao & Li, 2019).

5.6. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modellerinde Varsayımlar

Bu bölümde çoklu nitel bağımlı değişkenli panel veri modelleri ele alınmaktadır. Bu modellerin tahmini için tahmincinin özellikleri ve modelin varsayımları aşağıdaki gibi özetlenebilir. Bu bölümde *panel multinominal tercih modeli* açıklanmaktadır. Bu modelde tahmincinin özellikleri;

- Tahminciler yarı parametrik,
- Makine öğrenme tahmincisi,
- İki aşamalı tahmin,
- Tahminciler robust,
- Tahminciler tutarlı,
- $N \rightarrow \infty, T$ sabit

modelin varsayımları;

- İndekste monotonluk varsayımı,
- Rassal örnekleme varsayımı,
- Hataların homojenliği varsayımı (durağanlık varsayımı)
- Birinci aşamanın yakınsama varsayımı,
- Düzgünleştirme fonksiyonu varsayımı,
- Düzenlilik koşulu varsayımı,

şeklinde özetlenebilir.

6. TÜKETİCİ DAVRANIŞLARINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER VE AMPİRİK UYGULAMA

Tüketici bir ürün veya hizmetin kullanıcısı, müşteri bir ürün veya hizmetin alıcısı olarak tanımlanabilir. Bu durumda müşteri ve tüketici terimleri eş anlamlı olmamaktadır. (Applebaum, 1951, s. 172). Bir tüketicinin satın alma davranışı kültürel, sosyal, kişisel, psikolojik faktörlerden etkilenmektedir. Kültürel faktörler en geniş ve en derin etkiyi göstermektedir (Anojan & Subaskaran, 2015, s. 12). Tüketici davranışlarını etkileyen faktörler günümüze kadar pek çok araştırmacı tarafından ele alınmıştır. Ürün, marka, hanehalkı yatırımları, tasarruf davranışı gibi konular tüketici davranışlarının araştırıldığı başlıca alanlar olmaktadır. Pazarlama tekniklerinin tüketici davranışları üzerindeki etkisini belirlemek için literatürde pek çok araştırma bulunmaktadır. Bu araştırmalar ile pazarlama tekniklerinin tüketici davranışları üzerindeki etkileri daha açık bir şekilde ortaya konulmaktadır. Literatürde bulunan ve bizim araştırmamız ile hem veri tipi hem de kullanılan yöntem açısından benzerlik gösteren çalışmalara değinilebilir.

Gao ve Li (2019) çalışmasında pazarlama promosyonu etkilerini araştırmak için patlamış mısır satışlarında marka sadakatini veya seçimlerini etkileyebilecek faktörler araştırılmıştır. Araştırmada Nielsen Perakende Tarayıcı Verileri (Nielsen Retail Scanner Data) kullanılmıştır. Bu veriler Amerika Birleşik Devletleri genelinde satış noktası sistemlerine sahip yaklaşık 35.000 katılımcı perakende mağazası tarafından oluşturulan mağaza düzeyinde fiyat, satış ve promosyon durumu hakkında haftalık bilgiler içermektedir. Verilerin birim boyutu N=205 pazar bölgesinden, zaman boyutu 2015 yılına ait T=52 haftadan oluşmaktadır. Patlamış mısır markası 4 olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada panel multinominal tercih modeli için basit ve robust bir yarı parametrik tanımlama ve tahmin yöntemi kullanılmıştır. Sonuçların ekonomik sezgiye uygun olduğu belirlenmiştir.

Shi, Shum ve Song (2018) çalışmasında Dominicks süpermarketinin farklı şubelerinin mağaza/hafta düzeyinde verilerini kullanarak tuvalet kağıdı seçimlerini etkileyebilecek faktörler araştırılmıştır. Veriler mağaza ve hafta düzeyinde toplanmakta ve farklı marka tuvalet kağıdı satışlarını, fiyatlarını ve indirimlerini içermektedir. 54 Dominicks mağazası ve mağaza düzeyinde tuvalet kağıdı satışları 7 markadan oluşmaktadır. Verilerin zaman boyutu 1989-1993 yılındaki 10 ve 15 haftalık dönemlerden oluşmaktadır. Bu çalışmada bireysel sabit etkileri olan panel multinominal tercih modellerine yeni bir yarı parametrik

tanımlama ve tahmin yaklaşımı önerilmektedir. Bu yaklaşım panel multinominal tercih modellerinin altında yatan rastgele fayda çerçevesinin bir dışbükey analitik özelliği olan döngüsel monotonluğa dayanmaktadır. Bu yaklaşım tamamen toplamalı bir panel multinominal tercih modelinde vektör değerli fonksiyonların döngüsel monotonluğunu kullanan yeni bir yaklaşımdır. Sonuçlar, tüketicilerin bir ürün indirimdeyken fiyata daha duyarlı olduğunu göstermektedir.

Khan vd. (2020) çalışmasında Roma'da tuzlu kraker seçimleri araştırılmıştır. Bilgi Kaynakları Anonim Şirketi (Information Resources Incorporated) tarafından toplanan panel veri seti kullanılmıştır. Veri seti, marka seçimi, satın alınan markanın gerçek fiyatı ve diğer markaların raf fiyatları dahil olmak üzere iki yıllık bir süre için 136 hanenin tüm kraker alımlarına (3292) ilişkin bilgileri ve teşhir veya reklam özelliği olup olmadığını içermektedir. Dört farklı markanın tercihleri üzerinde fiyat, reklam ve ürün özelliklerinin etkisi panel multinominal tercih modelleri ile araştırılmaktadır. Statik ve dinamik modeller kullanılmıştır. Sonuçlar yarı parametrik tahmin sonuçlarının koşullu logit tamininden farklı olduğu göstermektedir. Tüketici tercihleri üzerinde ürünün fiyatının negatif, reklamın ve ürün özelliklerinin pozitif bir etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Literatürde pazarlama teknikleri dışındaki sosyal, kültürel, kişisel, psikolojik, ekonomik vb. faktörlerin etkilerinin araştırıldığı çalışmalar da önemli bir yere sahiptir.

Ding vd. (2007) çalışmasında çevrimiçi finansal hizmetler için self-servis, hibrit hizmet ve profesyonel hizmet segmentleri arasındaki tüketici tercihlerinin benzerlikleri ve farklılıkları araştırılmaktadır. Araştırmada ABD merkezli finansal hizmet endüstrisindeki 1.319 aktif tüketiciye self servis ve profesyonel yardım, işlem başına fiyat ve promosyon tekliflerini içeren farklı hesap alternatiflerinin bulunduğu web tabanlı bir seçim anketi sunulmaktadır. Araştırmada multinominal logit model tahmini yapılmıştır. Sonuçlar çevrimiçi finansal hizmetlere yönelik genel tüketici tercihlerinin segmentler arasında farklılık gösterdiğini ortaya koymaktadır. Hizmet alternatiflerinin seçimi üzerinde demografik özelliklerinde önemli etkileri olduğu belirlenmiştir.

Pulina (2011) çalışmasında kredi kartı seçimini etkileyen demografik, sosyo-ekonomik ve bankacılığa özgü belirleyiciler analiz edilmiştir. İtalya merkezli bir bankanın banka kartı hesap arşivlerinden toplanan veriler kullanılarak yaklaşık 320.000 kart pozisyonu değerlendirilmiştir. Bu çalışmada multinominal logit model tahmin edilmiştir. Model bağımlı değişken olarak kredi kartı türünü ve bir dizi açıklayıcı değişkeni içermektedir.

Sonuçlar kadınların, yaşlıların, İtalya'nın merkezinde oturanların ve ikincil kart sahiplerinin klasik bir kart edinme olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Altın kartlar daha yaşlı müşteriler tarafından tercih edilirken, genç müşterilerin ve Kuzeydoğu'da yaşayanların döner kartı seçme olasılığının daha yüksek olduğu belirlenmiştir.

Kohansal ve Firoozzare (2013) çalışmasında tüketicilerin gıda satın alımlarında birincil tercihini etkileyen faktörler araştırılmıştır. Araştırmada 2012 yılında Mashhad şehrinde bulunan 201 hanenin kesit verileri kullanılmıştır. Sonuçlar gıda satın alırken tüketicilerin %56'sı gıdanın sağlıklı olmasını, %30'u gıdanın fiyatını ve %14'ü gıdanın lezzetini birincil tercih olarak seçmiştir. Yaşlı katılımcıların ve kadınların, genç katılımcılara ve erkeklere göre sağlık konusunda daha dikkatli olduklarını göstermiştir. Ayrıca sonuçlar yüksek gelirli ve eğitim düzeyi yüksek hanelerin sağlıklı yiyecekleri seçme olasılığının daha yüksek olduğunu göstermiştir. Gıda sağlığı konusunda bilgi sahibi olan katılımcıların sağlıklı gıdaları seçme olasılıkları daha yüksek olduğu belirlenmiştir.

Yıldız Tiryaki ve Akbay (2010) çalışmasında Türkiye'deki tüketicilerin sıvı süt tüketimlerini ve tercihlerini araştırmaktadır. Seçilen sosyoekonomik durumu araştırmak için Ki-kare bağımsızlık testi ve multinominal logit prosedürü kullanılmıştır. Hanehalklarının işlenmemiş sıvı süt, işlenmiş sıvı süt ve tüketim dışı seçeneklerinin dışında tüketicilerin demografik özellikleride sıvı süt tüketim tercihlerini belirleyen faktörler arasında yer almıştır. Veriler, Türkiye Devlet İstatistik Kurumu tarafından 2003 yılında yapılan bir anketten elde edilmiştir. Örneklem 13.364 haneyi içermektedir. Ampirik sonuçlar, işlenmemiş sıvı süt tercihinin hane halkı büyüklüğü, ailedeki çocuk sayısı, hane geliri ve ev hanımının yaşı ile pozitif ilişkili olduğunu, ev hanımının eğitim düzeyi ve çalışma durumu ile negatif ilişkili olduğunu göstermektedir. Diğer taraftan işlenmiş sıvı süt tercihleri, hanehalkı geliri, hanedeki çocuk sayısı ve ev hanımının eğitim düzeyi ile pozitif, hane halkı büyüklüğü ve ev hanımının yaşı ile olumsuz yönde ilişkili olduğunu göstermektedir.

Literatürde tüketicilerin davranışları pek çok sektörde araştırılan, araştırmalar üzerinde emek, çaba ve zaman harcanan önemli bir konu olmuştur. Bundan sonraki bölümlerde tüketicilerin davranışlarını etkileyen faktörlere daha detaylı yer verilmektedir.

6.1. Tüketici Davranışı Kavramı

Tüketici davranışı, bir kişinin ürün ve hizmetleri satın alırken ve kullanırken bu eylemlerden önce gelen ve bunları takip eden zihinsel ve sosyal süreçler de dahil olmak üzere yaptığı eylemlerdir (Jisana, 2014, s. 34). Tüketici davranışı bir disiplin olarak yakın geçmişe sahiptir. Pazarlamanın kendisini ekonomiden ayırmaya başlaması gibi tüketici davranışı da kendisini pazar araştırmasından ayırmaya başlamıştır (Sheth, 2021, s. 4). Ekonomide savunulan rasyonel tüketici ile psikolojide gözlemlenen davranışsal tüketici arasındaki ayırım üzerine Katona (1951) tarafından ele alınan makale bağımsız bir disiplin olarak tüketici davranışının başlamasına yol açmıştır. Tüketici davranışı, bireylerin zaman, para, çaba gibi mevcut kaynaklarını farklı ürün ve hizmetlerin tüketimine harcamak için nasıl karar verdikleri anlamına gelmektedir. Ne satın aldıklarını, neden aldıklarını, ne zaman aldıklarını, nereden aldıklarını, ne sıklıkla aldıklarını ve ne sıklıkla kullandıklarını içermektedir.

Tüketici alışveriş yapmak, malları incelemek veya satın almak için iş yerlerini ziyaret etmektedir. Bu nedenle alışveriş, satın almada müşteri davranışının bir unsurudur. Telefonla sipariş veren bir müşteri alışveriş değil satın alma işlemi gerçekleştirmektedir. Bu nedenle müşteri davranışının bütünü göz önünde bulundurulduğunda alışveriş yerine satın alma terimi kullanılmaktadır (Applebaum, 1951, s. 173).

6.2. Tüketici Davranışını Etkileyen Faktörler

Tüketici davranışlarını etkileyen faktörler kültürel, sosyal, kişisel ve psikolojik olmak üzere dört temel grupta sınıflandırılmaktadır. Pazarlamacılar çoğu zaman bu tür faktörleri kontrol edememektedir.

6.2.1. Tüketici Davranışını Etkileyen Kültürel Faktörler

Tüketici davranışını etkileyen kültürel faktörler kültür, alt kültür ve sosyal sınıf olarak açıklanabilir.

Kültür: Bir kişinin istek ve davranışlarının en temel nedenidir. İnsan davranışı büyük ölçüde öğrenilir. Bir toplumda büyüyen çocuk, ailesinden ve diğer önemli kurumlardan temel değerleri, algıları, istekleri ve davranışları öğrenir. (Kotler & Armstrong, 2014, s. 160).

Alt kültürler: Milliyetleri, dinleri, ırk gruplarını ve coğrafi bölgeleri içerir. Birçok alt kültür önemli pazar segmentlerini oluşturmaktadır. Pazarlamacılar genellikle bu kültürdeki gruplara ihtiyaçlarına göre uyarlanmış ürünler ve pazarlama programları

tasarlamaktadır (Kotler & Armstrong, 2014, s. 160). Örneğin; ortadoğuda toplumsal değerler, konut tercihleri ve konut niteliklerinin tüketiciler için önemi üzerinde dinin büyük etkisi vardır (Opoku & Abdul-Muhmin, 2010, s. 221).

Sosyal sınıf: Hemen hemen her toplumda bir tür sosyal sınıf yapısı vardır. Bu sınıflar benzer değerleri, ilgi alanlarını ve davranışları paylaşan toplumun kalıcı ve düzenli bölümleridir. Sosyal sınıf gelir gibi tek bir faktör tarafından belirlenmemektedir. Ancak meslek, gelir, eğitim, zenginlik ve diğer değişkenlerin bir kombinasyonu olarak ölçülmektedir. Sosyal sınıflar giyim, ev eşyaları, seyahat, boş zaman etkinlikleri, finansal hizmetler ve otomobiller gibi alanlarda farklı ürün ve marka tercihleri göstermektedir. Pazarlamacılar, belirli bir sosyal sınıftaki insanlar benzer satın alma davranışı sergileme eğiliminde oldukları için sosyal sınıfla yakından ilgilenirler (Kotler & Armstrong, 2014, s. 162).

6.2.2. Tüketici Davranışını Etkileyen Sosyal Faktörler

Tüketici davranışını etkileyen sosyal faktörler gruplar, aile, roller ve statü olarak açıklanabilir.

Gruplar (Groups): Birçok küçük grup bir kişinin davranışını etkiler. Bir kişinin doğrudan etkilendiği ve ait olduğu gruplara üyelik grupları denir. Referans grupları bir kişinin tutum veya davranışını şekillendirmede doğrudan (yüz yüze) veya dolaylı olarak etkilidir. İnsanlar genellikle ait olmadıkları referans gruplarından etkilenirler.

Aile (Family): Aile üyeleri, alıcı davranışını güçlü bir şekilde etkileyebilir. Aile toplumdaki en önemli tüketici satın alma organizasyonudur ve kapsamlı bir şekilde araştırılmaktadır. Pazarlamacılar farklı ürün ve hizmetlerin satın alınmasında karı koca ve çocukların rolleri ve etkileriyle ilgilenirler (Kotler & Armstrong, 2014, s. 166).

Roller ve statü (Roles and Status): Bir kişi birçok gruba, aileye, kulüplere, organizasyonlara, çevrimiçi topluluklara aittir. Kişinin her gruptaki konumu hem rol hem de statü açısından tanımlanabilir. Rol insanların çevrelerindeki insanlara göre gerçekleştirmeleri beklenen faaliyetlerden oluşur. Her rol toplum tarafından kendisine verilen genel itibarı yansıtan bir statü taşır. İnsanlar genellikle rollerine ve statülerine uygun ürünleri seçerler. Çalışan bir annenin oynadığı çeşitli roller düşünülebilir. Şirketinde marka yöneticisi rolünü oynayabilir. Ailesinde eş ve anne rolünü oynar. En sevdiği spor etkinliklerinde hevesli bir hayran rolünü oynar. Bir marka yöneticisi olarak

şirketindeki rolünü ve statüsünü yansıtan türden giysiler satın alacaktır. Oyunda favori takımını destekleyen kıyafetler giyebilir.

Bütün bu örnekler değerlendirildiğinde tüketicinin satın alma davranışı üzerinde içinde bulunduğu grupların, ailenin, rol ve statünün önemi açıktır.

6.2.3. Tüketici Davranışını Etkileyen Kişisel Faktörler

Bir tüketicinin kararlarını, tüketicinin yaşı, yaşam evresi, mesleği, ekonomik durumu, yaşam tarzı ve kişiliği ve benlik kavramı gibi kişisel özelliklerinden de etkilenmektedir.

Yaş (Age): Bir yaş grubu benzer deneyimler yaşamış benzer yaşlardaki insanlardan oluşmaktadır. Kültürel kahramanlar, önemli tarihi olaylar vb. hakkında birçok ortak anıyı paylaşırlar (Solomon, Bamossy, Askegaard, & Hogg, 2006, s. 456). Yaş ve yaşam döngüsü, tüketici satın alma davranışı üzerinde potansiyel etkiye sahiptir. Tüketiciler zaman geçtikçe mal ve hizmet alımlarını değiştirirler. Aile yaşam döngüsü çocukluk, bekarlık, yeni evli çift, ebeveynlik gibi farklı aşamalardan oluşur ve pazarlamacıların her aşamaya uygun ürünler geliştirmesine yardımcı olur (Jisana, 2014, s. 35).

Meslek (Occupation): Bir kişinin mesleği satın alınan mal ve hizmetleri etkiler. Mavi yakalı çalışanlar daha sağlam iş kıyafetleri satın alma eğilimindeyken, yöneticiler daha fazla iş kıyafeti satın alma eğilimindedir. Pazarlamacılar ürün ve hizmetlerine ortalamanın üzerinde ilgi gösteren meslek gruplarını belirlemeye çalışırlar. Bir şirket belirli bir meslek grubunun ihtiyaç duyduğu ürünleri üretmekte bile uzmanlaşabilir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 168).

Cinsiyet (Gender): Cinsel kimlik bir tüketicinin benlik kavramının çok önemli bir bileşenidir. İnsanlar genellikle kendi cinsiyetlerinden kişilerin nasıl davranması, giyinmesi, konuşması vb. konusunda kendi kültürlerinin beklentilerine uyum gösterirler. Bu durum zamanla değişir ve toplumlar arasında kökten farklılık gösterebilir. Bazı toplumlar yüksek oranda ikiye bölünmüştür. Diğer toplumlarda durum böyle değildir ve cinsel yönelimden kaynaklanan davranışlar da dahil olmak üzere davranışta daha fazla özgürlüğe izin verilir (Solomon, Bamossy, Askegaard, & Hogg, 2006, s. 215).

Ekonomik Durum (Economic Statu): Bir kişinin ekonomik durumu mağaza ve ürün seçimlerini etkileyecektir. Bir müşterinin geliri ve birikimi yüksekse daha pahalı ürünler satın alacaktır. Öte yandan geliri ve birikimi düşük olan bir kişi ucuz ürünleri satın alacaktır (Jisana, 2014, s. 36).

Yaşam Tarzı (Lifestyle): Yaşam tarzı, bir kişinin zamanını ve parasını nasıl harcadığına ilişkin seçimlerini yansıtan bir tüketim kalıbını ifade eder. Ancak çoğu durumda bu davranış kalıplarına bağlı tutum ve değerleri de ifade eder (Solomon, Bamossy, Askegaard, & Hogg, 2006, s. 558). Aynı alt kültürden, sosyal sınıftan ve meslekten gelen insanlar oldukça farklı yaşam tarzlarına sahip olabilir. Tüketicilerin başlıca AIO²² boyutlarını (iş, hobiler, alışveriş, spor, sosyal etkinlikler), ilgi alanlarını (yemek, moda, aile, eğlence) ve görüşlerini (kendileri, sosyal konular, iş, ürünler) ölçmeyi içerir. Yaşam tarzı kişinin sosyal sınıfından veya kişiliğinden daha fazlasını yakalar. Bir kişinin dünyadaki tüm hareket ve etkileşim modelini profilendirir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 169).

Kişilik (Personality): Kişiden kişiye, zamandan zamana ve yerden yere değişir. Bu nedenle müşterilerin satın alma davranışlarını büyük ölçüde etkileyebilir. Aslında kişilik, kişinin ne giydiğinden ziyade bir insanın farklı koşullardaki davranışlarının toplamıdır. Belirli bir ürün veya hizmet için tüketici davranışını belirlemede faydalı olabilecek baskınlık, saldırganlık, kendine güven vb. gibi farklı özelliklere sahiptir.

6.2.4. Tüketici Davranışını Etkileyen Psikolojik Faktörler

Bir tüketicinin satın alma kararlarını tüketicinin motivasyonu, algılaması, öğrenmesi, inanç ve tutumları gibi psikolojik faktörler etkileyebilmektedir.

Motivasyon (Motivation): Motivasyon düzeyi, müşterilerin satın alma davranışlarını da etkiler. Her insanın fizyolojik ihtiyaçları, biyolojik ihtiyaçları, sosyal ihtiyaçları vb. gibi farklı ihtiyaçları bulunmaktadır. İhtiyaçların doğası, bazılarının en acil, bazılarının ise en az acil olmasıdır. Bu nedenle bir ihtiyaç kişiyi tatmin aramaya yönlendirmek için daha acil olduğunda bir güdü haline gelmektedir.

Algı (Perception): Dünyanın anlamlı bir deneyimini üretecek şekilde bilgiyi seçme, düzenleme ve yorumlamaya algı denir. Bireyin belirli bir ürün veya hizmet hakkında düşündüğü şey aynı şeye yönelik algısıdır. Aynı ihtiyaçlara sahip bireyler algı farklılığı nedeniyle benzer ürünleri satın almayabilirler. Seçici dikkat, seçici çarpıtma ve seçici alıkoyma olmak üzere üç farklı algısal süreç vardır. Seçici dikkat durumunda, bireyler kendileri veya yakın aile üyeleri için yararlı olan bilgilere dikkat ederler. Oysa seçici çarpıtma durumunda, tüketiciler bilgiyi mevcut düşünce ve inançlarına uygun olacak şekilde algılama eğilimindedir. Benzer şekilde, seçici akılda tutma durumunda, tüketiciler

²² AIO : Activities, Interests and Opinions (Aktiviteler, İlgi Alanları ve Görüşler)

kendileri için yararlı olacak bilgileri hatırlarlar ve zamanla unuttukları her şeyi geri alırlar (Jisana, 2014, s. 36).

Öğrenme (Learning): Öğrenme dürtülerin, uyarıların, ipuçlarının, tepkilerin ve pekiştirmenin etkileşimi yoluyla gerçekleşir. Öğrenme bireyin davranışında deneyimden kaynaklanan değişiklikleri tanımlar. Öğrenme teorisyenleri çoğu insan davranışının öğrenildiğini söylemektedir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 173).

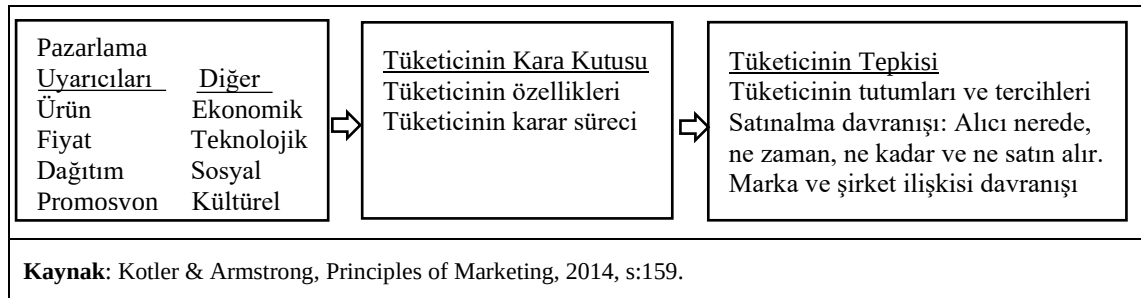
İnançlar ve Tutumlar (Beliefs and Attitudes): Müşteri, çeşitli ürünlere yönelik belirli inanç ve tutumlara sahiptir. Bu tür inançlar ve tutumlar marka imajını oluşturduğundan ve tüketici satın alma davranışını etkilediğinden, pazarlamacılar bunlarla ilgilenmektedir. Pazarlamacılar bu konuda özel kampanyalar başlatarak müşterilerin inançlarını ve tutumlarını değiştirebilirler (Jisana, 2014, s. 36).

6.3. Tüketici Davranışı Modeli

Tüketiciler her gün birçok satın alma kararı alır ve satın alma kararı pazarlamacıların çabalarının odak noktasıdır. Çoğu büyük şirket tüketicilerin satın alma kararlarını satın aldıkları zamanı ve neden satın aldıklarını araştırır.

Pazarlamacılar tüketicinin satın alma davranışının ne olduğunu, nerede ve ne zaman olduğunu ölçebilir. Ancak tüketicinin kafasının içini görmek ve satın alma davranışının nedenlerini anlamak çok zordur. Bu yüzden buna kara kutu denilmektedir. Pazarlamacılar müşterileri neyin harekete geçirdiğini anlamaya çalışmak için çok zaman ve para harcarlar. Kotler ve Armstrong (2014) tarafından tanımlanan tüketici davranış modeline aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 2. Tüketici Davranışı Modeli



Pazarlama uyarıcıları 4P'den oluşmaktadır. Bunlar ürün (product), fiyat (price), dağıtım (place) ve promosyon (promotion)'dur. Diğer uyarıcılar alıcının çevresindeki olaylardır. Bunlar ekonomik, teknolojik, sosyal ve kültürel olaylardır. Tüm bu girdiler alıcının kara kutusuna girmektedir. Bunun bir sonucu olarak alıcının marka ve şirket ilişkisi

davranışını ve tüketicinin neyi, ne zaman, nerede ve ne kadar satın aldığını etkilemektedir. Pazarlamacılar iki bölümden oluşan tüketicinin kara kutusunda uyaranların nasıl tepkilere dönüştüğünü anlamak isterler. İlk olarak, tüketicinin özellikleri, onun uyaranları nasıl algıladığını ve tepki verdiğini etkiler. İkinci olarak, tüketicinin davranışını etkilediği için tüketicinin özellikleri ve ardından tüketici karar sürecini tartışır (Kotler & Armstrong, 2014, s. 159).

Tüketiciyi anlamanın başlangıç noktası uyarıcı tepki modelidir. Pazarlama ve çevresel uyaranlar tüketicinin bilincine girer. Tüketicinin özellikleri ve karar süreci belirli satın alma kararlarına yol açar. Pazarlamacıların amacı dış uyaranların gelişi ile alıcının satın alma kararı arasında alıcının bilincinde ne olduğunu anlamaktır (Anojan & Subaskaran, 2015, s. 12).

Tüketicilerin satın alma davranış modelleri ikiye ayrılmaktadır. İlk klasik modeller, ikincisi çağdaş modellerdir. Klasik modellere, iktisadi güdülere dayanan Marshall'ın Ekonomik modeli, öğrenme temeline dayanan Pavlov modeli, psikolojik faktörlere dayanan Freud'un Psikoanalitik modeli ve sosyal-psikolojik faktörlere dayanan Veblen modeli örnek verilebilir. Çağdaş modeller, Engel-Kollat-Blackwell Modeli, Howard-Sheth Modeli, Nicosia Modeli ve Andreasen Modeli örnek verilebilir (Jisana, 2014, s. 37-41).

6.4. Pazarlama

Pazarlama diğer tüm iş kollarından daha fazla müşterilerle ilgilenir. Pazarlama müşteri ilişkilerini yönetmektir. Pazarlamanın iki amacı bulunmaktadır. İlk üstün değer vaat ederek yeni müşteriler çekmektir. İkincisi memnuniyet sağlayarak mevcut müşterileri korumak ve büyümektir. Birçok insan pazarlamayı sadece satış ve reklam olarak düşünür. Satış ve reklam pazarlamanın sadece görünen kısmıdır. Günümüzde pazarlama satış yapma şeklindeki eski anlamıyla değil müşteri ihtiyaçlarını karşılama olarak yeni anlamıyla bilinmelidir. Pazarlamacı, tüketici ihtiyaçlarını anlarsa üstün müşteri değeri sağlayan ürünler geliştirir ve etkili bir şekilde fiyatlandırır, dağıtır ve tanıtır. Aslında Peter Drucker'a göre "Pazarlamanın amacı satışı gereksiz kılmak"tır. Çünkü pazarlama, şirketlerin müşteriler için değer yaratma ve karşılığında müşterilerden değer elde etmek için güçlü müşteri ilişkileri kurma sürecidir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 27).

Pazarlama tekniklerinin tüketici davranışlarını etkileyip etkilemediğini belirlemek için modellemeler yapılmaktadır. Bu modeller ile pazarlama tekniklerinin tüketici davranışları üzerinde etkileri ortaya konulmaktadır.

6.4.1. Pazarlama Stratejisi

Günümüzün rekabetçi pazarında başarılı olmak için şirketler müşteri merkezli olmalıdır. Rakiplerinden müşteri kazanmalı ve daha sonra daha fazla değer sunarak onları tutmalı ve büyütmelidirler. Ancak müşterileri tatmin etmeden önce bir şirketin müşteri ihtiyaçlarını ve isteklerini anlaması gerekir. Bu nedenle sağlam pazarlama dikkatli müşteri analizi gerektirir. Şirketler belirli bir pazardaki tüm tüketicilere karlı bir şekilde hizmet edemeyeceklerini bilirler. Çoğu şirket bazı segmentlere diğerlerinden daha iyi hizmet verebilecek konumdadır. Bu nedenle her şirket toplam pazarı bölmeli, en iyi segmentleri seçmeli ve seçilen segmentlere karlı bir şekilde hizmet etmek için stratejiler tasarlamalıdır. Bu süreç pazar segmentlemeyi (market segmentation), pazar hedeflemeyi (market targeting), pazar farklılaştırmayı (market differentiation) ve pazar konumlandırmayı (market positioning) içermektedir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 73). Pazarlama stratejisinde iki temel soruya cevap aranmaktadır. İlk hangi tüketicilere hizmet vereceğimize. Bu segmentasyon ve hedef kitleye göre belirlenmektedir. İkincisi onlar için nasıl değer yaratacağımızdır. Bu da farklılaşma ve konumlandırmaya göre belirlenmektedir. Bundan sonra şirketler pazarlama programını tasarlar. 4P ile hedeflenen tüketicilere istenen değeri ulaştırırlar (Kotler & Armstrong, 2014, s. 72).

Pazar Segmentleme (Market Segmentation): Bir pazarlamacı, bir pazardaki herkesi nadiren tatmin edebilir. Herkes aynı meşrubattan, otomobilden, kolejden ve filmde hoşlanmaz. Bu nedenle pazarlamacılar işe pazar segmentleme ile başlar. Değişen ürünleri ve pazarlama karışımlarını tercih edebilecek veya gerektirebilecek farklı tüketici gruplarını belirler ve profillerini oluştururlar. Pazar segmentleri tüketici arasındaki demografik, psikografik ve davranışsal farklılıklar incelenerek tanımlanabilir. Firma daha sonra hangi segmentlerin ihtiyaçlarını üstün bir şekilde karşılayabileceğine karar vermektedir (Kotler, 2000, s. 4).

Pazar Hedefleme (Market Targeting): Bir şirket pazar segmentlerini tanımladıktan sonra bu segmentlerden birine veya birkaçına girebilir. Bir şirket karlı bir şekilde en yüksek müşteri değerini oluşturabileceği ve zaman içinde sürdürebileceği segmentleri hedeflemelidir. Seçilen her hedef pazar için firma bir pazar teklifi geliştirir. Teklif hedef

tüketicilerin kafasında bazı merkezi fayda(lar) sağlayacak şekilde konumlandırılır. Örneğin; Volvo, otomobillerini otomobil güvenliğinin büyük bir endişe kaynağı olan tüketicileri için geliştiriyor. Bu nedenle Volvo, otomobilini bir müşterinin satın alabileceği en güvenli araç olarak konumlandırıyor.

Pazar Farklılaştırma (Market Differentiation): Bir şirket hangi pazar segmentlerine gireceğine karar verdikten sonra hedeflenen her segment için pazar teklifini nasıl farklılaştıracağını ve bu segmentlerde hangi pozisyonları işgal etmek istediğini belirlemelidir. Pazarlamacılar ürünleri için benzersiz pazar konumları geliştirmek isterler. Bir ürün tam olarak piyasadaki diğer ürünler gibi algılanırsa tüketicilerin onu satın almak için hiçbir nedeni olmaz. Bu nedenle etkili konumlandırma farklılaştırma ile başlar. Aslında şirket pazar teklifini farklılaştırarak tüketicilere daha fazla değer verir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 75).

Pazar Konumlandırma (Market Positioning): Konumlandırma bir ürünün hedef tüketicilerin zihninde rakip ürünlere göre açık, ayırt edici ve arzu edilir bir yer işgal etmesini sağlamaktadır. Pazarlamacılar ürünlerini rakip markalardan ayıran ve onlara hedef pazarlarında en büyük avantajı sağlayan pozisyonlar planlar. Bir şirket markasını konumlandırırken ilk olarak konumu inşa etmek için rekabet avantajı sağlayan olası müşteri değeri farklılıklarını tanımlar. Rakiplerinden daha düşük fiyatlar talep ederek veya daha yüksek fiyatları haklı çıkarmak için daha fazla fayda sunarak daha fazla müşteri değeri sunabilir. Ancak şirket daha fazla değer vaat ederse işte o zaman daha büyük değeri sunmalıdır. Şirket arzu edilen bir pozisyonu seçtikten sonra bu pozisyonu hedef tüketicilere ulaştırmak ve iletmek için güçlü adımlar atmalıdır (Kotler & Armstrong, 2014, s. 75).

6.4.2. Pazarlama Karması

Pazarlamacılar, hedef pazarlarından istenen yanıtları almak için çok sayıda araç kullanır. Bu araçlar bir pazarlama karmasını oluşturur. Pazarlama karması, firmanın pazardaki pazarlama hedeflerini gerçekleştirmek için kullandığı pazarlama araçları setidir. McCarthy 1964 yılında bu araçları pazarlamanın 4P'si olarak adlandırdığı dört geniş gruba ayırmaktadır. Bunlar ürün (product), fiyat (price), dağıtım (place) ve tutundurma (promotion)'dır. Pazarlama karması veya 4P, hedeflenen müşterilere gerçekten amaçlanan değeri sunan entegre bir pazarlama programında harmanlanmış taktiksel pazarlama araçlarından oluşmaktadır (McCarthy, 1990, s. 314). Booms ve Bitner 1981

yılında bu araçları pazarlama karmasının 7P'si olarak adlandırdığı yedi geniş gruba ayırmaktadır. McCarthy'nin 4P'sine ek olarak insan (people), süreç (process) ve fiziksel çevre (physical evidence) dahil edilmektedir.

Ürün(Product): Öncelikle “ürün” ile ne demek istediğimizi bir örnek ile açıklayalım. Bir çamaşır makinesi satıyorsak, belirli sayıda somun ve cıvata, bir miktar sac, bir elektrik motoru, bir plastik karıştırıcı satıyor muyuz. Bu çamaşır makinesinde kullanılacak deterjanı satıyorsak birden fazla kimyasal hammadde mi satıyoruz. Bir teslimat hizmeti satıyorsak, bu kadar çok teslimat kamyonu aşınması ve yıpranması ve operatör yorgunluğu mu satıyoruz. Tüm bu soruların cevabı hayırdır. Her durumda, ürünün satın alınmasından elde edilen veya beklenen memnuniyeti veya kullanımı satıyoruz. Ev hanımı, çamaşır makinesinin nasıl kurulduğunu veya çalıştığını bilmeyebilir ve büyük olasılıkla umursamaz. Tek istediği kıyafetlerinin iyi yıkanmasıdır. Deterjanı satın alan ev hanımı da benzer şekilde bileşenlerinin kimyasal adlarıyla değil yalnızca yıkama yeteneğiyle ilgilenir. Teslimat hizmetini satın alan kişi, sürücünün ne kadar yoldan gitmesi gerektiği veya nerede olduğu ile ilgilenmez, sadece paketin teslim edildiğinden emin olmak ister (McCarthy, 1990, s. 209). Özetle ürün bir şirketin hedeflenen pazara sunduğu mal ve hizmet kombinasyonu anlamına gelmektedir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 76). Ürün çeşitliliği, kalite, tasarım, özellikleri, marka adı, ambalajlama, boyutlar, hizmetler, garantiler ve iadeler gibi kavramlar ürün ile ilgilidir (Kotler, 2000, s. 10).

Fiyat (Price): Fiyat müşterilerin ürünü elde etmek için ödemesi gereken para miktarıdır. Örneğin; Ford, bayilerinin talep edebileceği önerilen perakende fiyatlarını hesaplar. Ancak Ford bayileri nadiren tam etiket fiyatını talep eder. Bunun yerine indirimler, takas ödenekleri ve kredi koşulları sunarak her müşteriyle fiyat konusunda pazarlık yaparlar. Bu eylemler fiyatları, mevcut rekabetçi ve ekonomik koşullara göre ayarlar ve tüketicinin otomobilin değerine ilişkin algısına uygun hale getirir (Kotler & Armstrong, 2014, s. 76). Liste fiyatı, indirimler, ödenekler, ödeme periyodu ve kredi koşulları gibi kavramlar fiyat ile ilgilidir (Kotler, 2000, s. 10).

Dağıtım (Place): Tüketici ürüne doğru zamanda sahip olmak ister ve kendisi için uygun bir yerde olmadıkça ürüne doğru zamanda sahip olamaz. Tüketici ürünü ancak elinde bulundurduğu takdirde kullanabilir. Bu yardımcı programlar tüketiciler için son derece önemlidir. Ancak bazen bunları oluşturmak için gerçekleştirilen hizmetler hafife alınmaktadır. Zaman ve yer faydasına ilişkin örnekler yer verilebilir. Bir kar fırtınası

sırasında bir lastik fabrikasındaki lastik zincirler veya bir sıcak hava dalgası sırasında fabrikadaki elektrikli fanlar düşünülüğünde gerçekleştirilen hizmetlerin değeri ortaya çıkmaktadır. Genel olarak dağıtım, ürünü hedef tüketicilere sunan şirket faaliyetlerinin tümünü içermektedir (McCarthy, 1990, s. 314). Kanallar, kapsam, mal çeşitleri, konumlar, envanter ve ulaşım gibi kavramlar dağıtım ile ilgilidir (Kotler, 2000, s. 10).

Tutundurma (Promotion): Tutundurma genel olarak pazarlama müdürü tarafından bir araya getirilen ürün, yer ve fiyat pazarlama karması hakkında tüketicileri (toptancılar, perakendeciler, kullanıcılar veya nihai tüketiciler) bilgilendirmek, ikna etmek veya hatırlatmak için kullanılan herhangi bir yöntemdir. Özetlemek gerekirse tutundurma ürünün değerini bildiren ve hedef müşterileri ürünü satın almaya ikna eden faaliyetleri ifade etmektedir (McCarthy, 1990, s. 480). Satış promosyonu, reklam, satış ekibi, halkla ilişkiler ve doğrudan pazarlama gibi kavramlar tutundurma ile ilgilidir (Kotler, 2000, s. 10).

İnsan (People): İnsanlar, hizmet sunumunda etkisi olan ve dolayısıyla tüketicinin algılarını etkileyen bir performans sanatçısıdır. İnsan müşterileri, çalışanları, yönetimi ve gerekli diğer kişileri kapsamaktadır. Bir markanın itibarının insanların elinde olduğunu herkesin anlaması gerektiği esastır (Arif, 2016, s. 16)

Süreç (Process): Süreç hizmetin sunulduğu gerçek sistemler, mekanizmalar ve faaliyet akışıdır. Hizmet verme teknikleri ve prosedürüne göndermede bulunur. Hizmetlerin müşteriler için değerli olup olmadığı, zamanında sağlanıp sağlanmadığı, müşterilerin hizmetler hakkında uygun şekilde eğitilip eğitilmediği ve bunun gibi birçok şey hakkında yoğun bir bilgi edinmek için çok önemlidir (Arif, 2016, s. 16).

Fiziksel Olanaklar (Physical Evidence): Fiziksel olanaklar, hizmetin sunulduğu ve firma ile müşterinin ilişki kurduğu ortam ve hizmetin yürütülmesini veya yazışmasını teşvik eden her türlü somut bileşendir. Bir ürün veya hizmeti kullanma deneyimini ifade eder. Müşterilere bir hizmet gittiğinde ne satın alıp almadıklarını gözlemlemek hayati önem taşır. Örneğin broşürler, el ilanları vb. bu amaca hizmet etmektedir (Arif, 2016, s. 16).

6.5. Ampirik Uygulama

Bu araştırmanın temel amacı panel multinominal tercih modellerinde yarı parametrik tahminin parametrik tahmine göre daha esnek bir tahmin sağladığı ve dolayısıyla daha tutarlı tahminler elde edildiğini ortaya koymaktır. Araştırmanın amaç hipotezi aşağıdaki gibidir.

$H_0 = \text{Parametrik tahmin daha tutarlı sonuçlar verir}$

$H_a = \text{Yarı parametrik tahmin daha tutarlı sonuçlar verir}$

Bu araştırmada tüketicilerin konut ve araç finansmanı tercihleri ile finansman ürünü (pelinatlı, peşinatsız, çekilişli) tercihlerini etkileyen faktörler yarı parametrik multinominal tercih modeli ile araştırılmaktadır.

Konut ya da araç satışları bireylerin önemli bir planlama sonrasında gerçekleştirdiği davranışlardır. Bu tür satınalma davranışının öncesinde bir planlamanın olması müşterilerin tercih olasılığının belirlenmesini ciddi anlamda önemli kılmaktadır. Reklamlar, kampanyalar ve bireysel ödüller tüketicilerin satınalma davranışlarını etkileyen önemli faktörlerdir. Bu da tüketicinin satın alma kararlarını ne ölçüde etkilediğini tahmin etmemize yardımcı olmaktadır.

Ekonomide pazarlama ve tüketici davranışları önemli bir yere sahiptir. Tüketicinin satın alma davranışlarını etkileyen faktörleri belirlemek için araştırmayı açıklayabilecek en uygun modeller tercih edilmektedir. Pazarlamada tüketici davranışları ekonometrik açıdan değerlendirildiğinde önceki çalışmalar nitel tercih modellerinin kullanıldığını göstermektedir. Modelleri tahmin edebilmek için gerek kullanılacak verinin yapısı gerek modelin yapısı önem taşımaktadır. Bu çalışmadaki modelleri tahmin ederken panel veri kullanılmaktadır. Nitel tercih modellerinin tahmininde bu modellerin doğrusal olmaması ve modeller için varsayımların sağlanma zorunluluğu gerektirmemesi sebebiyle yarı parametrik yöntemler kullanılmaktadır.

Literatür araştırmaları sonucunda Tükçe literatürde parametrik tahmin tekniklerinin kullanımının oldukça yaygın olduğu belirlenmiştir. Parametrik olmayan tahmin tekniklerinin kullanımının yeterince yaygın olmadığı belirlenmiştir. Bu çalışma ile literatüre katkı sağlanacağı düşünülmektedir. Bu çalışmada tüketici davranış modeli dikkate alınmaktadır. Bu araştırmadaki modeller ile tüketicinin satın alma tutum ve tercihlerini etkileyen değişkenler ele alınmaktadır.

6.6. Veri ve Değişken

Bu araştırmada tasarruf finansmanı sektöründe hizmet veren özel bir şirketin 2021 yılına ait finansman verileri kullanılmıştır. Analizde kullanılan değişkenleri elde etmek için müşteri ve şube raporlarından faydalanılmıştır. Bu raporların dışında ihtiyaca bağlı olarak farklı raporlardan da faydalanılmıştır. Verilerin birim boyutunu (N=22) şirketin şubeleri

oluşturmaktadır. Birim boyutu sadece İstanbul’da yer alan bazı şubeler ile sınırlı tutulmaktadır. Zaman boyutunu (T=52) 2021 yılına ait haftalar oluşturmaktadır ve başka bir kısıtlama yapılmamıştır. Veriler, SQL veri tabanından RStudio programına bağlantı kodları ile aktarılmıştır.

Veri tabanından alınan veriler bilindiği üzere çok kullanışlı olmamaktadır. Bu nedenle RStudio programında veri ön işleme tekniği ile veriler görselleştirmeye ve modellemeye hazır hale getirilmiştir. Bu süreçte nitel verilere değer atanarak kategorik verilere dönüştürülmüştür. Nicel verilere, ölçü birimini eşitlemek amacıyla min-max normalleştirilmesi uygulanmıştır. Yeni değişkenler oluşturulmuştur. Günlük frekansta olan zaman boyutu haftalık frekansa dönüştürülmüştür. Tüm bu veri ön işleme işlemlerini gerçekleştirebilmek için RStudio programının “tidyverse” ve “dplyr” kütüphanelerinden faydalanılmıştır.

Bu araştırmada ikili nitel bağımlı değişkenler ve çoklu nitel bağımlı değişkenler olduğu için panel veri ayrı ayrı hazırlanmıştır. Bu nedenle ikili nitel bağımlı değişken için iki seçenekten oluşan panel veri, çoklu nitel bağımlı değişken için üç seçenekten oluşan panel veri kullanılmıştır. Parametrik model tahminleri RStudio programında, yarı parametrik model tahminleri Matlab R2021b programında gerçekleştirilmektedir.

Bu araştırmada kullanılan kategorik değişkenlerin tanımları aşağıdaki tabloda özetlenmektedir.

Tablo 3. Kategorik Değişkenlerin Tanımları

<i>Değişken</i>	<i>Seçenek (J)</i>	<i>Değer</i>
Finansman Türü	Taşıt	0
	Konut	1
Finansman Ürünü	Çekilişli	0
	Peşinatlı	1
	Peşinatsız	2
Referans	Yok	0
	Var	1
İskonto	Yok	0
	Var	1

Bu tabloda finansman türü iki seçenekten oluşmaktadır. Müşterilerin Taşıt ve Konut finansman türlerinden hangisini tercih ettiğini belirlemek için kullanılmaktadır. Taşıt için 0, Konut için 1 değeri atanmıştır. Finansman ürünü üç seçenekten oluşmaktadır. Müşterilerin çekilişli, peşinatlı ve peşinatsız finansman ürünlerinden hangisini tercih

ettiğini belirlemek için kullanılmaktadır. Çekilişli için 0, peşinatlı için 1 ve peşinatsız için 2 değeri atanmıştır. Referans iki seçenekten oluşmaktadır. Finansman ürününe referans aracılığıyla başvuran müşterileri belirlemek için kullanılmaktadır. Müşterilerin referansı yok ise 0, var ise 1 değeri atanmıştır. İskonto iki seçenekten oluşmaktadır. Müşterilerden alınan finansman ücretinde iskonto yapılmadıysa 0, yapıldıysa 1 değeri atanmıştır. Bu araştırmada kullanılan sürekli değişkenlerin tanımları aşağıdaki tabloda özetlenmektedir.

Tablo 4. Sürekli Değişkenlerin Tanımları

<i>Değişken</i>	<i>Tanım</i>
Ücret	Finansman Ücreti
İskonto	Finansman Ücreti İndirimi
Ücret×İskonto	Ücret×İskonto
Referans	Referans
Ücret× Referans	Ücret× Referans
Pazarpayı	Finansman Tutarı / Toplam Finansman Tutarı

Bu tabloda ücret değişkeni sağlanan finansmanın hizmet bedelini ifade etmektedir. İskonto değişkeni sağlanan finansmanın hizmet bedelinde yapılan indirimini ifade etmektedir. Ücret×İskonto değişkeni ise finansmanın hizmet bedeli ile indiriminin çarpımından elde edilen etkileşim değişkenidir. Bu değişken finansman ücretinde yapılan iskontonun finansman ürünü ya da finansman türü üzerindeki etkisini gösterebilmek için kullanılmaktadır. Referans değişkeni finansman alan müşterilerin kaçının referans aracılığı ile başvuru yaptığını belirlemek için kullanılmaktadır. Ücret×Referans değişkeni finansman ücreti ile referans değişkeninin çarpımından elde edilen etkileşim değişkenidir. Bu değişken referans aracılığı ile finansman alan müşterinin finansman ürünü ya da finansman türü üzerindeki etkisini gösterebilmek için kullanılmaktadır.

Pazarpayı değişkeni bir şubenin bir haftada her bir finansman ürününde sağladığı tutarın ilgili haftada sağlanan toplam finansmana oranını vermektedir. Örneğin; Ataşehir Şube'nin 1. Hafta çekilişli ürün ile sağladığı finansman tutarı 100.000 TL, peşinatlı ürün ile sağladığı finansman tutarı 50.000 TL ve peşinatsız ürün ile sağladığı finansman tutarı 50.000 TL olsun. 1. hafta sağlanan toplam finansman tutarı 200.000 TL'dir. Birinci hafta

çekilişli ürün ile sağlanan finansmanın pazar payı $100.000/200.000 = \%50$ 'dir. Peşinatlı ürün ile sağlanan finansmanın pazar payı $50.000/200.000 = \%25$ 'dir. Peşinatsız ürün ile sağlanan finansmanın pazar payı $50.000/200.000 = \%25$ 'dir.

İkili nitel bağımlı değişkenli modeller için bağımlı değişken finansman türü iki seçenektir oluşmaktadır. Bu seçenekler taşıt ve konut finansmanını ifade etmektedir. Finansman türüne göre hazırlanan panel veri örneğine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 5. Finansman Türü Panel Verisi

<i>Birim (N)</i>	<i>Hafta (T)</i>	<i>Seçenek (J)</i>
Ataşehir Şube	1	0
Ataşehir Şube	1	1
Ataşehir Şube	2	0
Ataşehir Şube	2	1
Ataşehir Şube	3	0
Ataşehir Şube	3	1
Ataşehir Şube	4	0
Ataşehir Şube	4	1
Üsküdar Şube	1	0
Üsküdar Şube	1	1
Üsküdar Şube	1	2
Üsküdar Şube	2	0
Üsküdar Şube	2	1
Üsküdar Şube	3	0
Üsküdar Şube	3	1
Üsküdar Şube	4	0
Üsküdar Şube	4	1
⋮	⋮	⋮
Toplam 22 Şube	Toplam 52 Hafta	Toplam 2 Seçenek

Bu tabloda ilk satır 1. Hafta, 0 (Taşıt) seçeneğini tercih eden Ataşehir Şube'nin müşterilerini ifade etmektedir. İkinci satır 1. Hafta, 1 (Konut) seçeneğini tercih eden Ataşehir Şube'nin müşterilerini ifade etmektedir. Diğer satırlarda Ataşehir Şube'nin

verileri gibi yorumlanabilmektedir. Tablodan da anlaşılabileceği üzere gözlem sayısı $22 \times 52 \times 2 = 2288$ 'dir.

Çoklu nitel bağımlı değişkenli modeller için bağımlı değişken finansman ürünü üç seçenekten oluşmaktadır. Bu seçenekler çekilişli, peşinatlı ve peşinatsız olmak üzere üç temel finansmanı ifade etmektedir. Finansman ürününe göre hazırlanan panel veri örneğine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 6. Finansman Ürünü Panel Verisi

<i>Birim (N)</i>	<i>Hafta (T)</i>	<i>Seçenek (J)</i>
Ataşehir Şube	1	0
Ataşehir Şube	1	1
Ataşehir Şube	1	2
Ataşehir Şube	2	0
Ataşehir Şube	2	1
Ataşehir Şube	2	2
Ataşehir Şube	3	0
Ataşehir Şube	3	1
Ataşehir Şube	3	2
Üsküdar Şube	1	0
Üsküdar Şube	1	1
Üsküdar Şube	1	2
Üsküdar Şube	2	0
Üsküdar Şube	2	1
Üsküdar Şube	2	2
Üsküdar Şube	3	0
Üsküdar Şube	3	1
Üsküdar Şube	3	2
⋮	⋮	⋮
Toplam 22 Şube	Toplam 52 Hafta	Toplam 3 Seçenek

Bu tabloda ilk satır 1. Hafta, 0 (Çekilişli) seçeneğini tercih eden Ataşehir Şube'nin müşterilerini ifade etmektedir. İkinci satır 1. Hafta, 1 (Peşinatlı) seçeneğini tercih eden Ataşehir Şube'nin müşterilerini ifade etmektedir. Üçüncü satır 1. Hafta, 2 (Peşinatsız) seçeneğini tercih eden Ataşehir Şube'nin müşterilerini ifade etmektedir. Diğer satırlarda

Ataşehir Şube'nin verileri gibi yorumlanabilir. Tablodaki verilerden de hesaplanabileceği üzere gözlem sayısı $22 \times 52 \times 3 = 3432$ 'dir.

Tüketici davranış modeli rehberliğinde dört ayrı model ele alınmaktadır. Bu modeller aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\text{Model 1: Finansman Türü} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{İskonto} + \alpha_2 \text{Ücret} + \alpha_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_1$$

$$\text{Model 2: Finansman Türü} = \beta_0 + \beta_1 \text{Referans} + \beta_2 \text{Ücret} + \beta_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_2$$

$$\text{Model 3: Finansman Ürünü} = \delta_0 + \delta_1 \text{İskonto} + \delta_2 \text{Ücret} + \delta_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_3$$

$$\text{Model 4: Finansman Ürünü} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{Referans} + \gamma_2 \text{Ücret} + \gamma_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_4$$

$$\text{Model 5: Finansman Ürünü} = \lambda_0 + \lambda_1 \text{İskonto} + \lambda_2 \text{Referans} + \lambda_3 \text{Ücret} + \epsilon_5$$

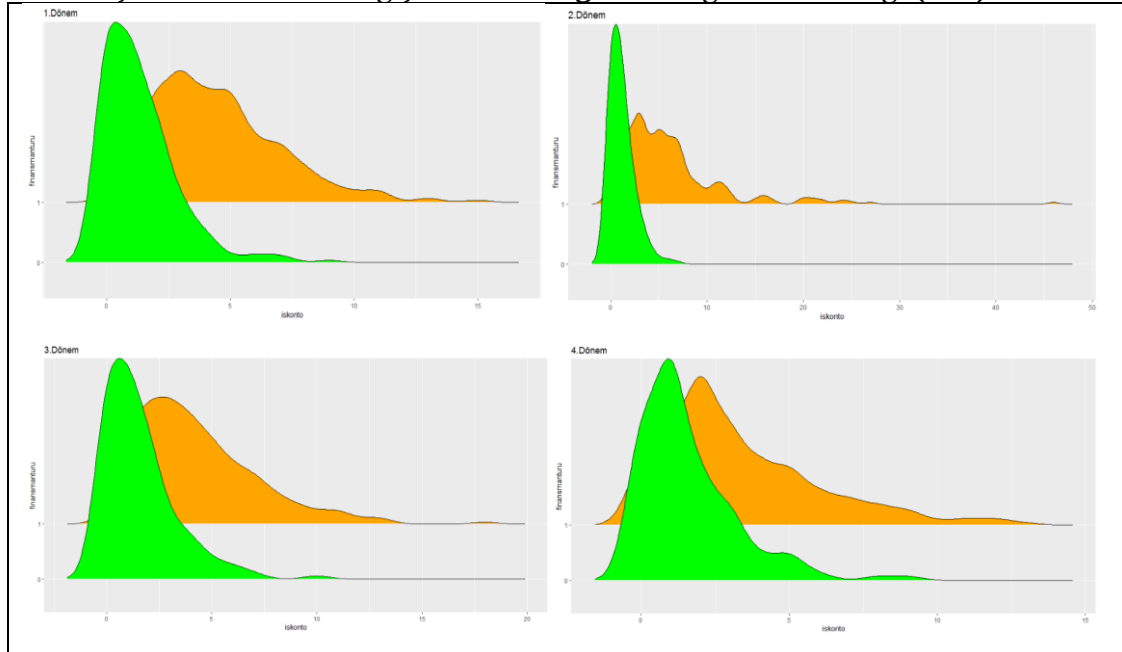
6.7. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Tahmini

İkili nitel bağımlı değişkenli modeller, tüketicilerin finansman türü tercihleri üzerindeki değişkenlerin etkilerini ortaya koyabilmek için kullanılmaktadır. Tüketicilerin finansman türü tercihleri öncesinde uzun dönem planlamalar sonucunda alınan kararların bir göstergesidir. Bu tercihleri etkileyen faktörlerin analiz edilmesi ile tüketiciler daha iyi anlaşılabilir ve ihtiyaçlarına uygun ürünler sunulabilir. Bu bölümde değişkenlerin grafikleri, tanımlayıcı istatistikler, parametrik model tahminleri ve bunlara ilişkin tablolar sırasıyla açıklanmaktadır.

6.7.1. Değişkenlerin Grafikleri

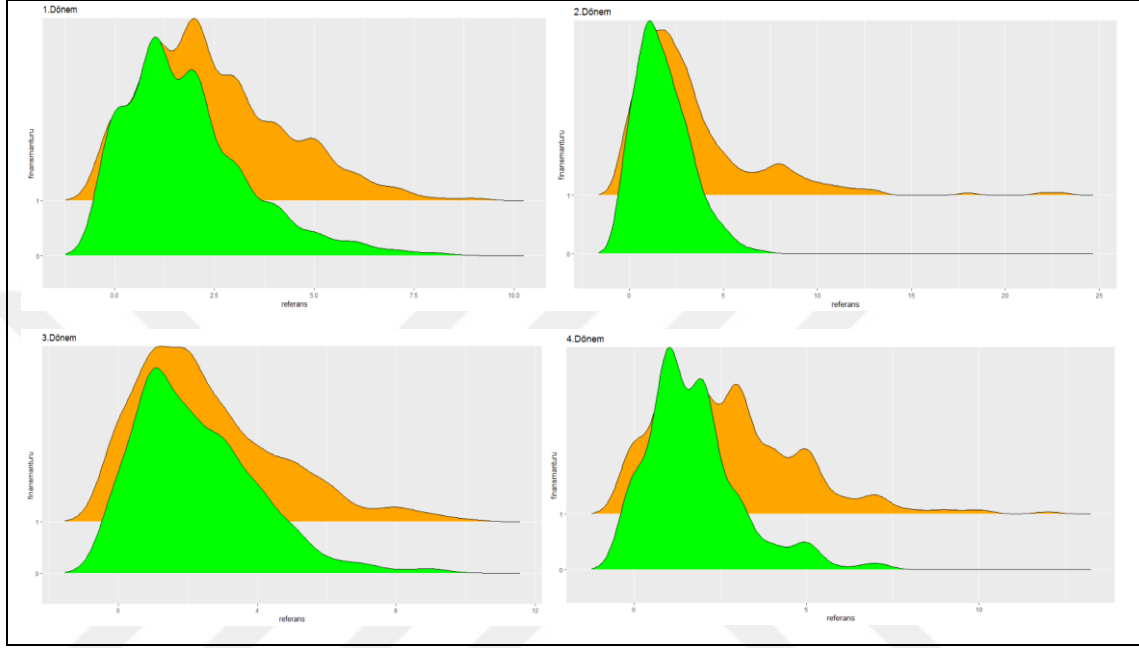
Değişkenlerin finansman türüne göre gösterdiği yoğunluğu ridgeline yoğunluk grafiği ile incelenmiştir. İskonto değişkeninin yoğunluk grafiğine aşağıdaki şekilde yer verilmiştir.

Şekil 1. İskonto Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)



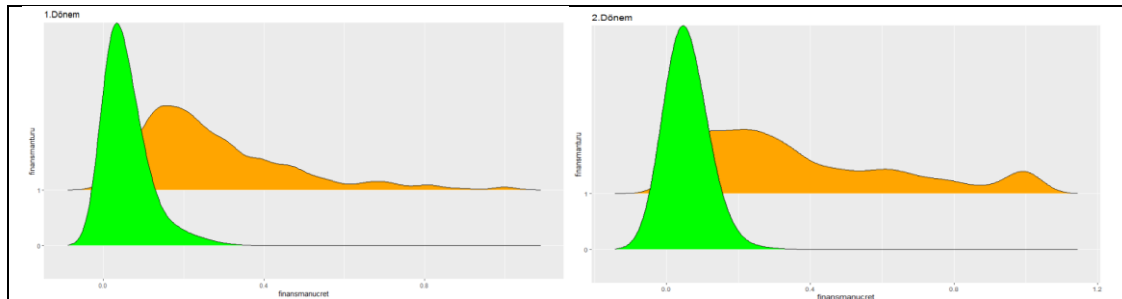
İskonto değişkeni her dönem için konut (1) finansmanında daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Taşıt (0) finansman türünde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da konut finansman türünde diğerlerine göre daha fazla müşteride iskonto yapıldığını ifade etmektedir. Referans değişkeninin grafiklerine aşağıdaki şekilde yer verilmektedir.

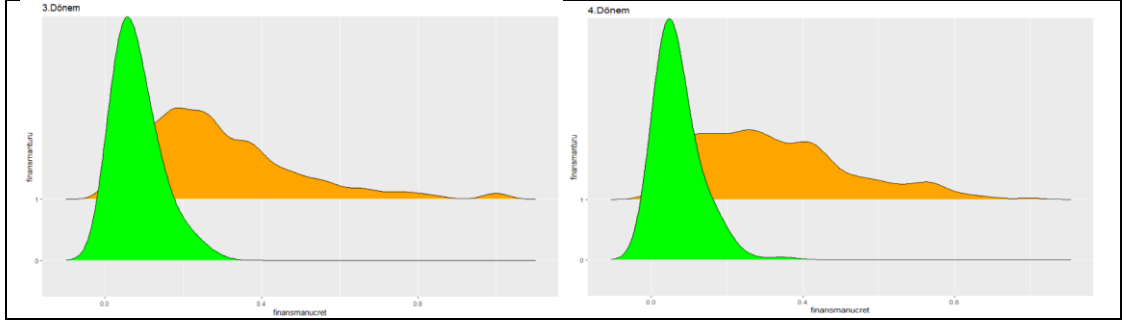
Şekil 2. Referans Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)



Referans değişkeni her dönem için konut (1) finansmanında daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Taşıt (0) finansman türünde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da konut finansman türünde diğerlerine göre daha fazla müşterinin referansla geldiğini ifade etmektedir. Ücret değişkeninin yoğunluk grafiğine aşağıdaki şekilde yer verilmektedir.

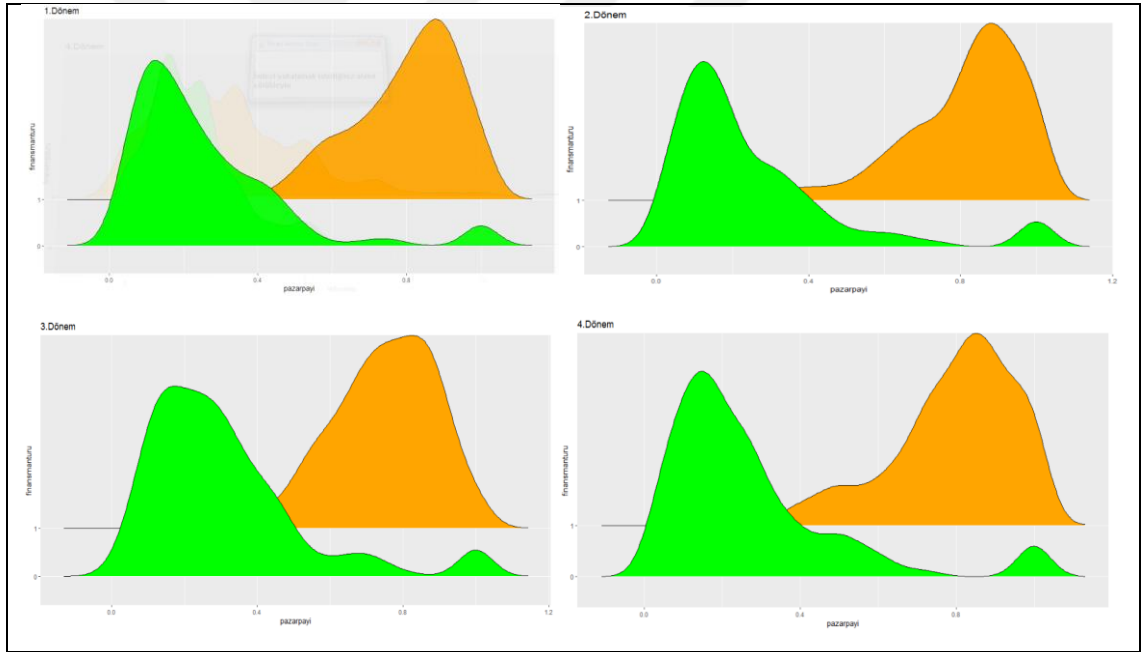
Şekil 3. Ücret Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)





Ücret değişkeni her dönem için konut (1) finansmanda daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Taşıt (0) finansman türünde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da konut finansman türünde diğerlerine göre daha fazla finansman ücreti kazanıldığını ifade etmektedir. Pazarpayı değişkeninin yoğunluk grafiğine aşağıdaki şekilde yer verilmektedir.

Şekil 4. Pazarpayı Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği (k=2)



Pazarpayı değişkeni her dönem için taşıt ve konut finansmanında aynı yoğunluk göstermektedir. Taşıt finansmanında yoğunlaşma ortalaması %20'de ancak konut finansmanında yoğunlaşma ortalaması %80'lerdedir. Bu da konut finansmanının pazarpayının taşıt finansmanına göre dört kat fazla olduğunu göstermektedir.

6.7.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Finansman türüne göre hazırlanan panel veriye ait tanımlayıcı istatistiklere aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 7. Finansman Türüne Göre Tanımlayıcı İstatistikler

<i>1. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Türü	0	1	0.508	1
Ücret	0	0.110	0.166	1
İskonto	0	2	2.91	15
Referans	0	2	2.131	9
Pazar Payı	0.023	0.559	0.527	1
<i>2. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Türü	0	1	0.513	1
Ücret	0	0.101	0.219	1
İskonto	0	2	3.638	46
Referans	0	2	2.597	23
Pazar Payı	0.012	0.600	0.537	1
<i>3. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Türü	0	0	0.496	1
Ücret	0	0.125	0.182	1
İskonto	0	2	2.917	18
Referans	0	2	2.403	10
Pazar Payı	0.011	0.533	0.516	1
<i>4. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Türü	0	1	0.517	1
Ücret	0	0.127	0.202	1
İskonto	0	2	2.494	13
Referans	0	2	2.242	12
Pazar Payı	0.020	0.573	0.540	1

1.Dönemde finansman türü değişkeninin aldığı minimum değer 0, maksimum değer 1, medyan değeri 1, ortalama değeri 0.508'dir. 1.Dönemde ücret değişkeninin aldığı minimum değer 0, maksimum değer 1'dir. Medyan değeri 0.110 ve ortalaması 0.166'dır. Ücret değişkenine min-max normalleştirilmesi uygulandığı için ücret 0-1 aralığında değer almaktadır. İskonto değişkeninin aldığı değer minimum 0, maksimum 15'dir. 1. Dönemde en fazla 15 müşteriye finansman ücreti indirimi yapılmıştır. Referans değişkeninin aldığı değer minimum 0, maksimum 9'dur. 1. Dönemde referans aracılığı ile en fazla 9 müşteri

kayıt yaptırmıştır. Pazarpayı değişkeninin aldığı değer 0, maksimum değer 1 ve ortalaması 0.52'dir.

Bütün dönemler incelendiğinde en yüksek ortalamaya ve en yüksek maksimum değere sahip olan dönem 2. Dönem'dir.

6.7.3. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modelin Parametrik Tahmini

Finansman türü tercihlerini etkileyen faktörlerin analizinde sabit etkili logit modeli tahmin edilmiştir. Parametrik tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 8. Parametrik Sabit Etkili Logit Modeli Tahmini (Model 1)

Model 1: Finansman Türü = $\alpha_0 + \alpha_1 \text{İskonto} + \alpha_2 \text{Ücret} + \alpha_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_1$ (Referans Kategorisi = Taşıt)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
İskonto(1)	-0.022	0.085	0.789	0.977	-0.002
Ücret(1)	18.106	1.579	0.000***	129.000***	2.081
Ücret×İskonto(1)	0.798	0.557	0.153	2.222	0.091
Log Likelihood	: -785.928				
LR(χ^2)	: 68.234***				
LR Test	BP Test				
$\chi^2 = 60.463$ (p-value = 0.000)	$\chi^2 = 74.073$ (p-value = 0.000)				
Sonuç: Rassal etki yok	Sonuç: Değişen varyans var				
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir. H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok (ii) Breusch-Pagan testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var (iii) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Modelde rassal etkinin varlığı LR testi ile test edilmiştir. Rassal etkinin olmadığı sonucuna varılmıştır. Modelde değişen varyansın olup olmadığı Breusch Pagan testi ile test edilmektedir. Değişen varyansın olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Katsayıların kendisi çok anlamlı olmadığından araştırmacılar genellikle kısmi etkilerle (marjinal veya ceteris paribus etkileri olarak da bilinir) ilgilenirler. Modelin katsayı değerlendirmesi marjinal etkiler üzerinden yapılması daha uygun olacaktır.

Modelin marjinal etkilerinin yorumlanması daha doğru olacaktır. İskonto ve Ücret×İskonto değişkenleri istatistiksel olarak anlamlı değildir. Ancak χ^2 test istatistiğine göre model genel olarak anlamlıdır. Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken finansman ücretindeki %1'lik artış taşıt finansmanına kıyasla konut finansmanını tercih etme olasılığını %208 kat artırmaktadır.

Referans değişkeni ile oluşturulan ikinci sabit etkili logit modelin tahminine Tablo 9’da yer verilmektedir.

Tablo 9. Parametrik Sabit Etkili Logit Modeli Tahmini (Model 2)

Model 2: Finansman Türü = $\beta_0 + \beta_1 \text{Referans} + \beta_2 \text{Ücret} + \beta_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_2$ (Referans Kategorisi = Taşıt)					
<i>Değişkenler</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>Prob.</i>	<i>RRR</i>	<i>Marjinal Etkiler</i>
Referans(1)	-0.849	0.103	0.000***	0.428***	-0.086
Ücret(1)	24.850	1.684	0.000***	642.000***	2.534
Ücret×Referans(1)	1.584	0.601	0.008***	4.878**	0.161
Log Likelihood : -785.928					
LR(χ^2) : 136.56***					
LR Test		BP Test			
$\chi^2 = 136.56$ (p-value = 0.000)		$\chi^2 = 29.344$ (p-value = 0.000)			
Sonuç: Rassal etki yok		Sonuç: Değişen varyans var			
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir. H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok (ii) Breusch-Pagan testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var (iii) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Modelde rassal etkinin olmadığı sonucuna varılmıştır. Modelde değişen varyansın olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Model χ^2 test istatistiğine göre genel olarak anlamlıdır. Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken referans’daki %1’lik artış taşıt finansmanına kıyasla konut finansmanını tercih etme olasılığını %8 kat azaltmaktadır. Finansman ücretindeki %1’lik artış taşıt finansmanına kıyasla konut finansmanını tercih etme olasılığını %253 kat artırmaktadır. Diğer bir değişken ücret×referans’daki %1’lik artış taşıt finansmanına kıyasla konut finansmanını tercih etme olasılığını %16 kat artırmaktadır.

6.8. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Tahmini

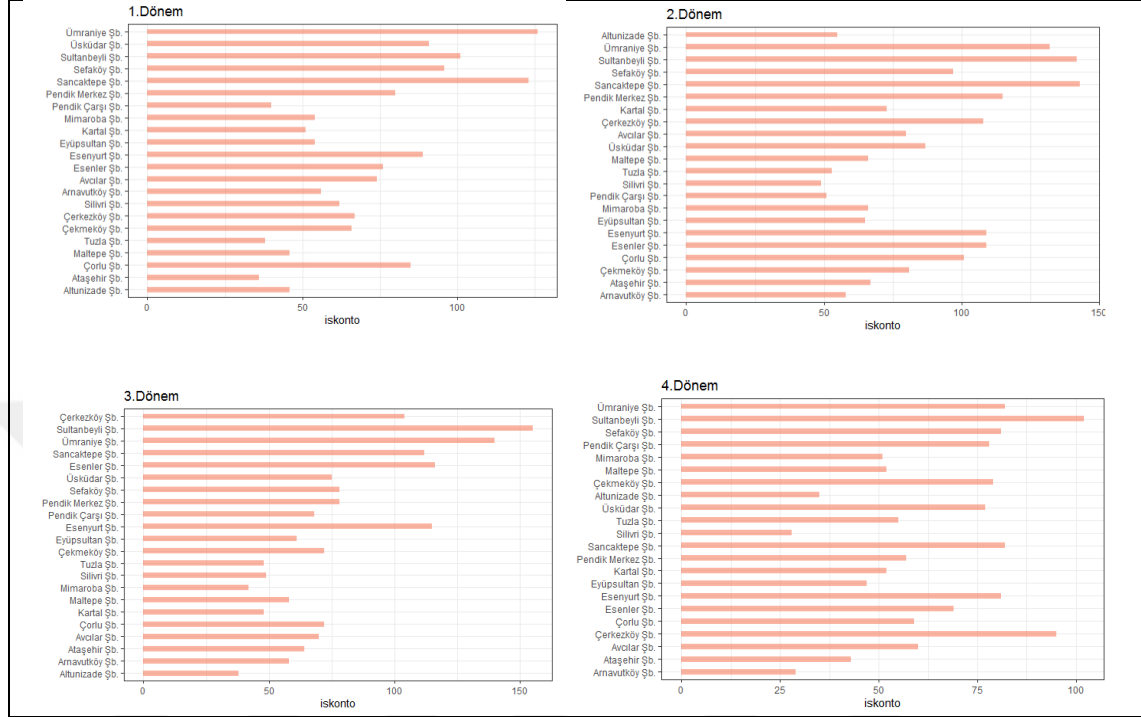
Çoklu nitel bağımlı değişkenli modeller, tüketicilerin finansman ürünü tercihleri üzerindeki değişkenlerin etkilerini ortaya koyabilmek için kullanılmaktadır. Analizlerde 2021 yılı 4 dönemde incelenmiştir. İlk üç ay 1. dönem, ikinci üç ay 2. Dönem, üçün üç ay 3. Dönem ve dördüncü üç ay 4. Dönem olarak nitelendirilmektedir. Pazarlama karması olarak finansman ürünlerine olan talep önce ücret ve iskonto ile modellenmektedir. Sonrasında ücret ve referans ile modellenmektedir.

6.8.1. Değişkenlerin Grafikleri

Modellerde kullanılan değişkenlerin görsel analizi bar, ridgeline, ridgeline density ve 3D grafikler ile detaylı olarak açıklanmaktadır. İskonto değişkeninin bar grafiğine aşağıdaki

şekilde yer verilmektedir. Aşağıdaki grafikler şubelerde iskonto yapılan müşteri sayılarını göstermektedir. Bu grafikler 2021 yılının dört dönemini de yansıtmaktadır.

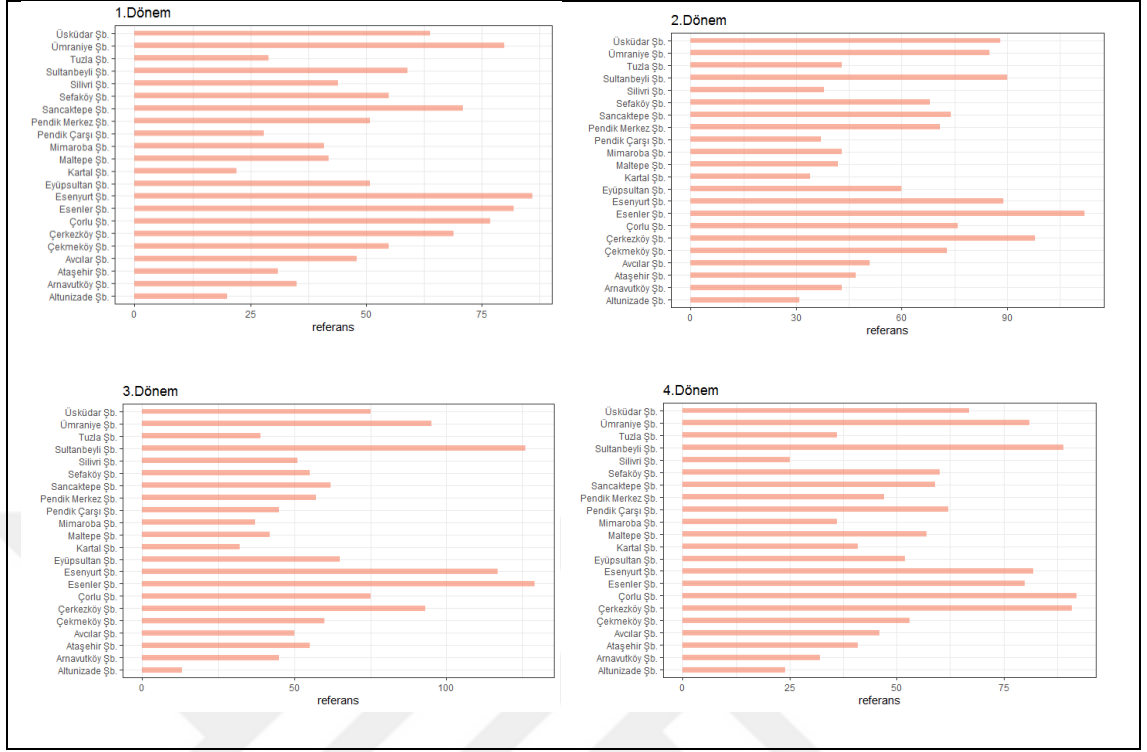
Şekil 5. İskonto Değişkeninin Bar Grafiği



1. Dönemde Ümraniye Şb. ve Sancaktepe Şb.'nin en fazla iskonto yapan şubeler olduğu, Pendik Şb., Tuzla Şb. ve Ataşehir Şb.'nin en az iskonto yapan şubeler olduğu grafikten anlaşılmaktadır. Diğer dönemlerde genel olarak değerlendirildiğinde Sultanbeyli Şb.'nin en fazla iskonto yapan şube olduğu, Silivri Şb.'nin en az iskonto yapan şube olduğu söylenebilir.

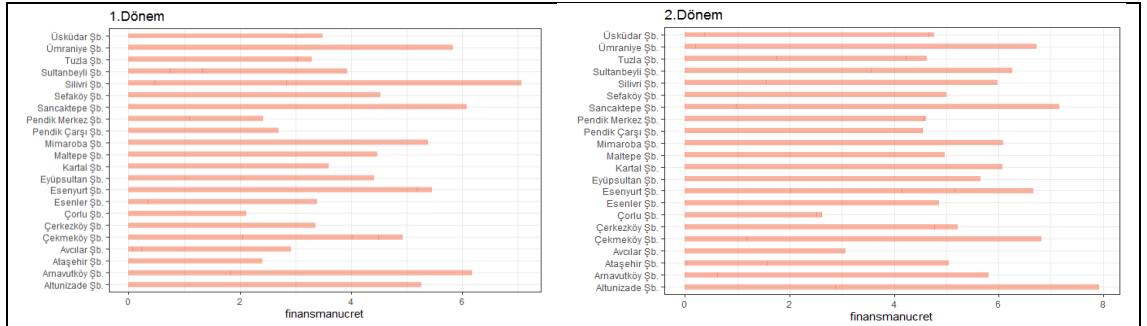
Aşağıdaki grafikler şubelerde referans aracılığı ile finansman başvurusu yapan müşterilerin sayılarını göstermektedir.

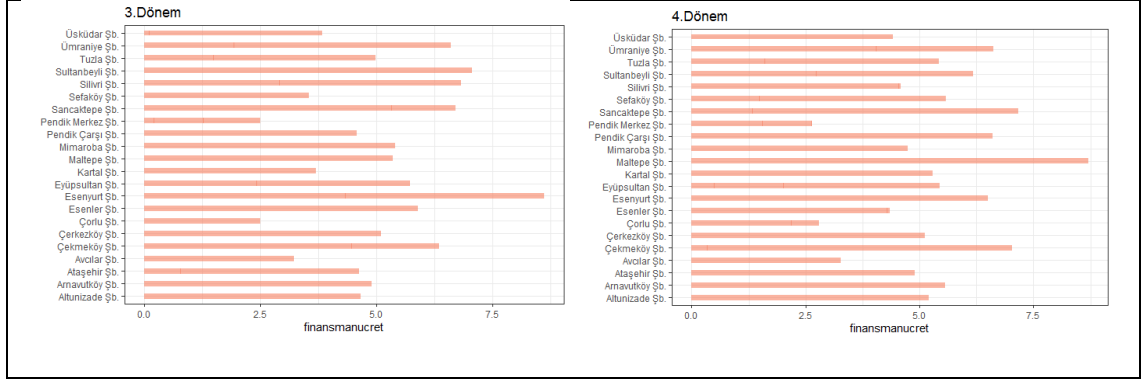
Şekil 6. Referans Değişkeninin Bar Grafiği



1.Dönemde referans aracılığı ile en fazla finansman hesabı açan şube Esenyurt Şb.'si, en az finansman kaydı açan şube Kartal Şb.'sidir. Diğer dönemler genel olarak değerlendirildiğinde referans aracılığı ile en fazla finansman hesabı açan şubeler Üsküdar Şb., Ümraniye Şb., Sultanbeyli Şb., Esenyurt Şb., Esenler Şb. Ve Çerkezköy Şb.'dir. Referans aracılığı ile en az finansman hesabı açan şubeler Silivri Şb., Kartal Şb. ve Altunizade Şb.'dir. Aşağıdaki grafikler şubelerde alınan finansman ücretinin oranını göstermektedir.

Şekil 7. Ücret Değişkeninin Bar Grafiği

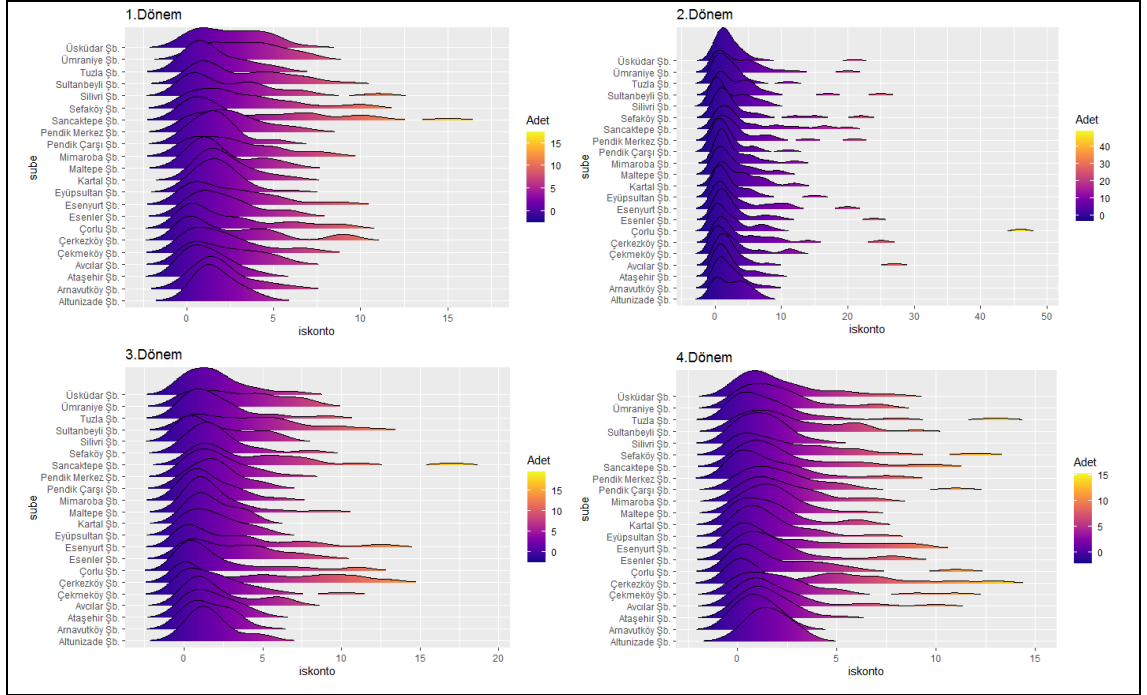




1.Dönemde şirkete en fazla finansman ücreti kazandıran şubeler Ümraniye Şb, Silivri Şb., Sancaktepe Şb., Arnavutköy Şb.’dir. Diğer dönemler değerlendirildiğinde Ümraniye Şb., Sultanbeyli Şb., Sancaktepe Şb., Esenyurt Şb. ve Çekmeköy Şb.’dir. Şirkete en az finansman ücreti kazandıran şubelere Pendik Merkez Şb., Çorlu Şb. ve Avcılar Şb. örnek verilebilir.

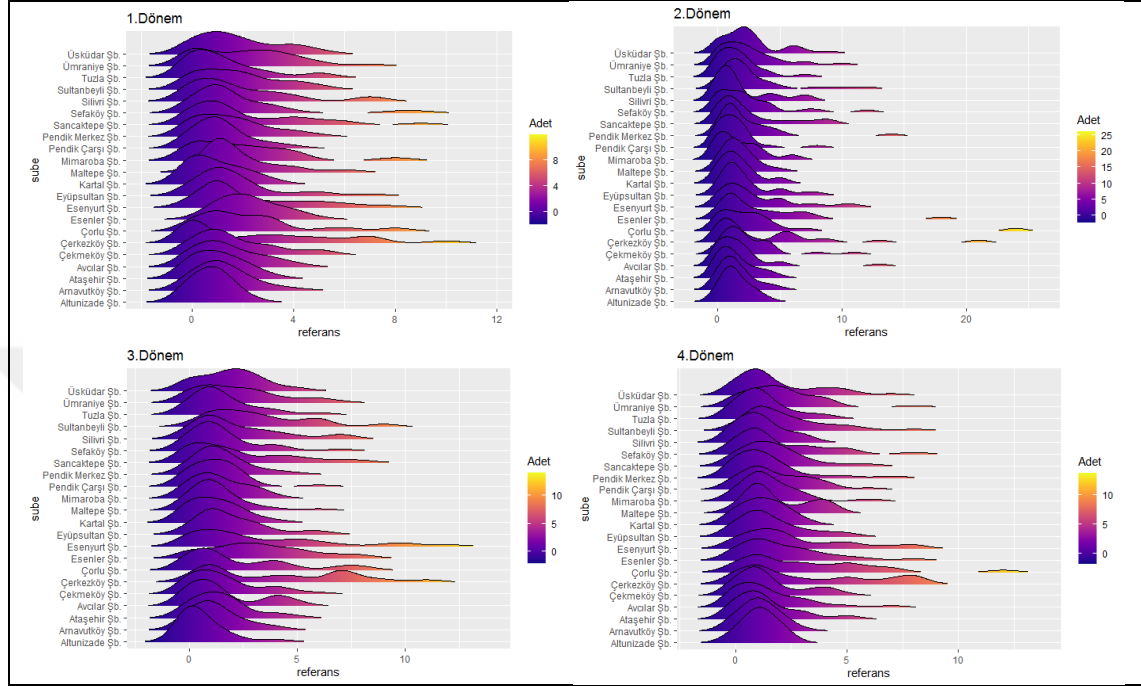
Ridgeline grafiği değişkenlerin şube bazında yoğunlaştığı değer aralığını göstermektedir. İskonto, Referans ve Ücret değişkenlerinin yoğunlaştığı değer aralığı ridgeline grafiği ile gösterilmektedir. Aşağıdaki ridgeline grafikleri 2021 yılının dört dönemini kapsamaktadır.

Şekil 8. İskonto Değişkeninin Ridgeline Grafiği



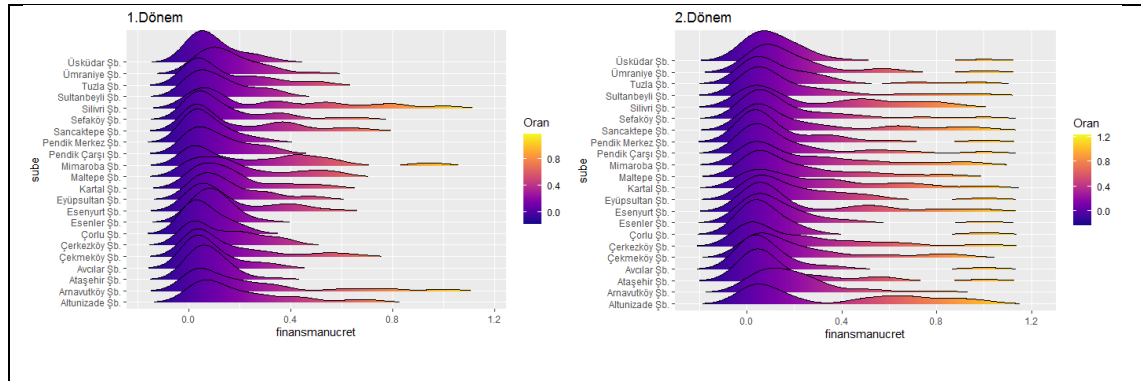
1.Dönem, 3.Dönem ve 4. Dönem grafikleri incelendiğinde iskonto yapılan müşterilerin sayısı 0-5 aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. 2. Dönemde ise iskonto yapılan müşteri sayısı 0-10 aralığında yoğunlaşmaktadır.

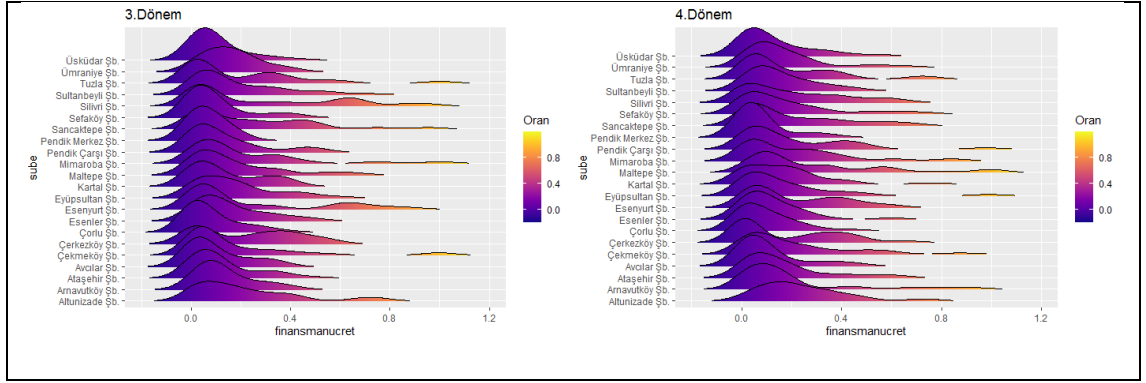
Şekil 9. Referans Değişkeninin Ridgeline Grafiği



1.Dönem, 3.Dönem ve 4. Dönem grafikleri incelendiğinde referans ile kazanılan müşteri sayısının 0-5 aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. 2. Dönemde ise referans ile kazanılan müşteri sayısının 0-10 aralığında yoğunlaşmaktadır.

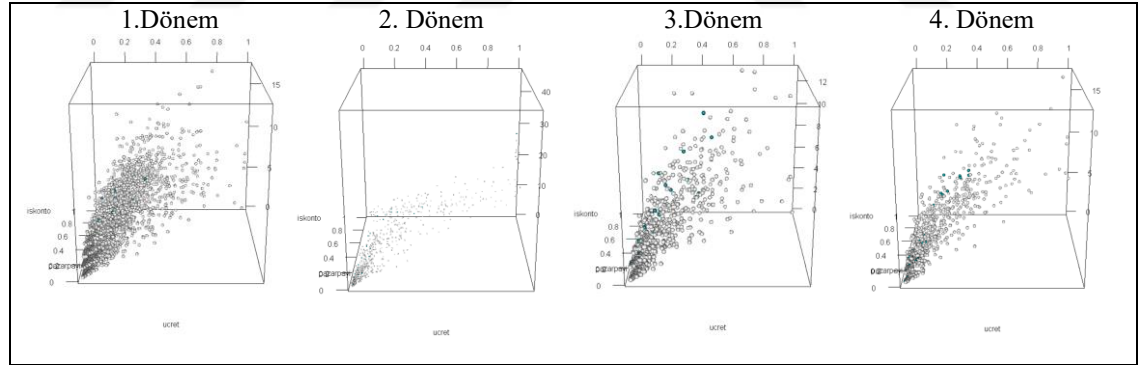
Şekil 10. Ücret Değişkeninin Ridgeline Grafiği





1.Dönem, 3.Dönem ve 4. Dönem grafikleri incelendiğinde müşterilerden kazanılan finansman ücretinin 0.0-0.8 civarında yoğunlaştığı görülmektedir. 2. Dönemde ise müşterilerden kazanılan finansman ücretinin 0.0-1.2 civarında yoğunlaştığı görülmektedir. Ridgeline grafikleri topluca değerlendirmek gerekirse 2. Dönem en fazla iskontonun yapıldığı, en fazla referansla müşteri kazanımının sağlandığı ve doğru orantılı olarak en fazla finansman ücretinin kazanıldığı dönem olmuştur. RStudio programında “rgl” kütüphanesi sayesinde *İskonto*, *Ücret* ve *Pazarpayı* değişkenleri birlikte 3D grafiği ile görselleştirilmektedir.

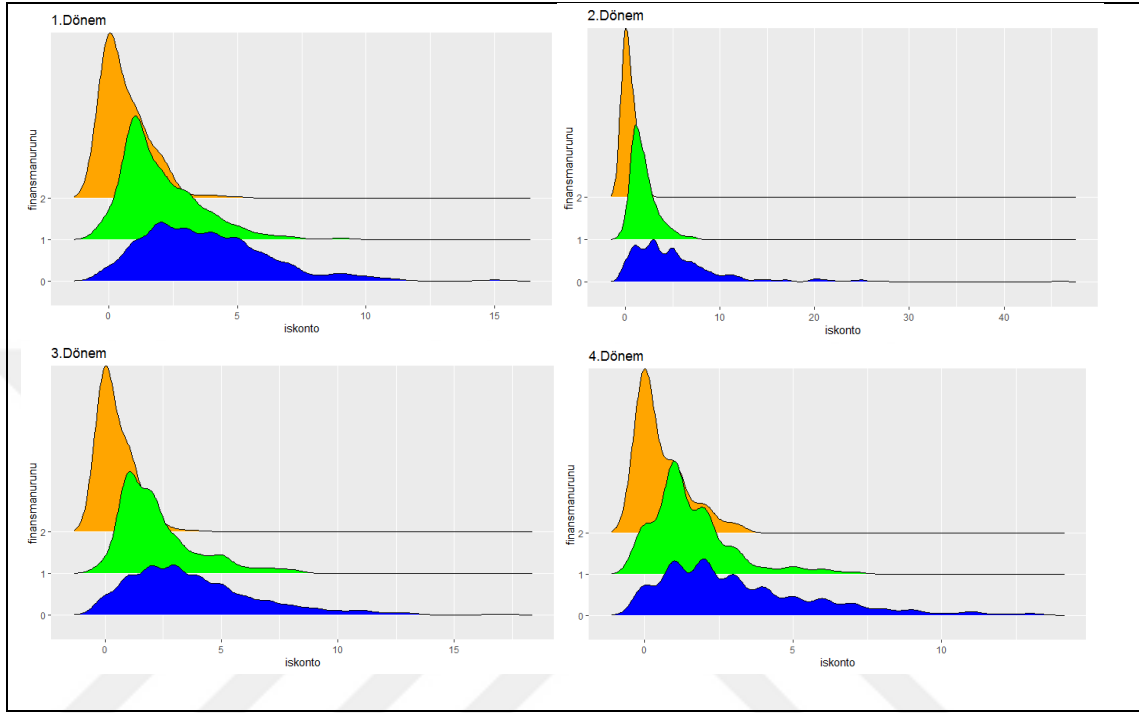
Şekil 11. İskonto, Pazar Payı ve Ücret Değişkenlerinin 3D Grafiği



3D grafiği ile her dönem için *İskonto*, *Ücret* ve *Pazarpayı* değişkenlerinin birlikte dağılımı yukarıdaki grafikte görselleştirilmektedir. 1. Dönemde gözlemler ortalama ücret için 0.0-0.6, ortalama iskonto için 0-10 ve ortalama pazarpayı için 0-1 aralığında yoğunlaşmaktadır. 2. Dönemde gözlemler ortalama ücret için 0.0-1.0, ortalama iskonto için 0-30 ve ortalama pazarpayı için 0-1 aralığında yoğunlaşmaktadır. 3. Dönemde gözlemler ortalama ücret 0.0-0.4, ortalama iskonto 0-5 ve ortalama pazarpayı 0-1 aralığında yoğunlaşmaktadır. 4. Dönemde gözlemler ortalama ücret için 0.0-0.4, ortalama iskonto için 0-8 ve ortalama pazarpayı için 0-1 aralığında yoğunlaşmaktadır.

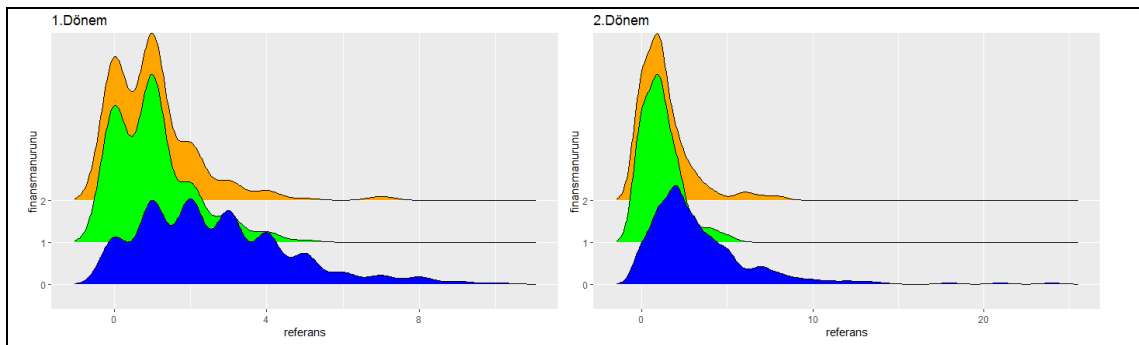
Ridgeline yoğunluk (density) grafiği finansman ürünlerine olan talebi daha net bir şekilde yansıtmak için kullanılmaktadır. İskonto değişkeninin grafiklerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

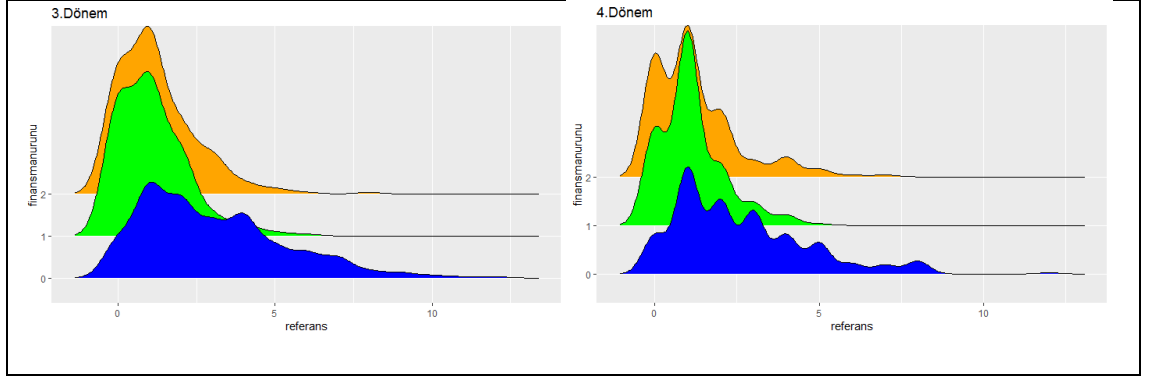
Şekil 12. İskonto Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği



İskonto değişkeni her dönem için Çekilişli (0) finansmanda daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Peşinatl (1) ve Peşinatsız (2) finansman ürününde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da Çekilişli finansman ürününde diğerlerine göre daha fazla müşteride iskonto yapıldığını ifade etmektedir. Referans değişkeninin grafiklerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

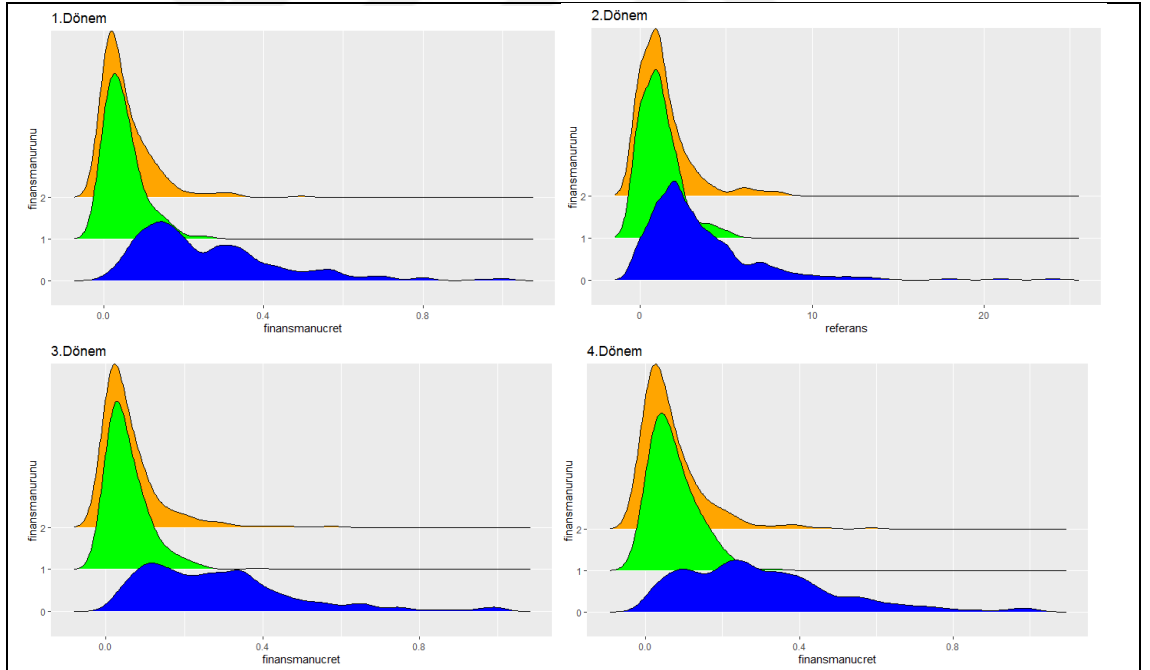
Şekil 13. Referans Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği





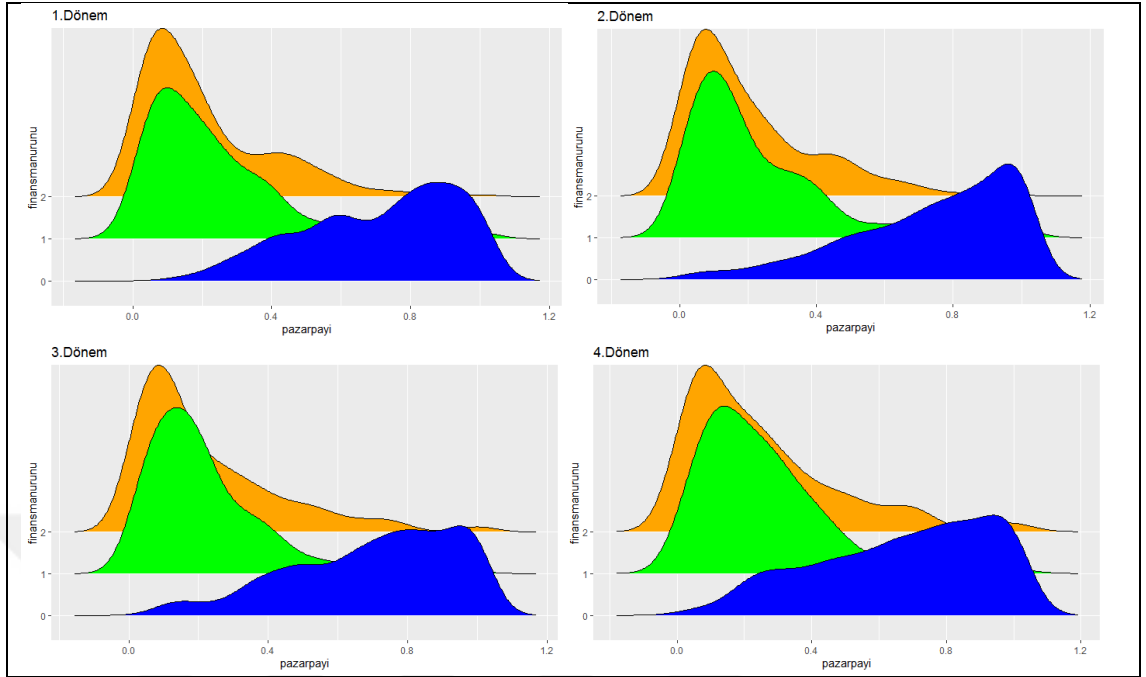
Referans değişkeni her dönem için Çekilişli (0) finansmanda daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Peşinatlı (1) ve Peşinatsız (2) finansman ürününde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da Çekilişli finansman ürününde diğerlerine göre daha fazla referans aracılığı ile müşteri kazanıldığını ifade etmektedir. Ücret değişkeninin grafiklerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Şekil 14. Ücret Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği



Ücret değişkeni her dönem için Çekilişli (0) finansmanda daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Peşinatlı (1) ve Peşinatsız (2) finansman ürününde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da Çekilişli finansman ürününde diğerlerine göre daha fazla finansman ücreti kazanıldığını ifade etmektedir. Pazarpayı değişkeninin grafiklerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Şekil 15. Pazarpayı Değişkeninin Ridgeline Yoğunluk Grafiği



Pazarpayı değişkeni her dönem için Çekilişli (0) finansmanda daha basık bir yoğunluk göstermektedir. Peşinatlı (1) ve Peşinatsız (2) finansman ürününde ise daha sivri bir yoğunluk göstermektedir. Bu da Çekilişli finansman ürününde diğerlerine göre pazar payının daha fazla olduğunu ifade etmektedir.

6.8.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Analizde kullanılan değişkenler finansman ürününe göre hazırlanmıştır. Bu değişkenlerin tanımlayıcı istatistiklerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

1. Dönemde finansman ürünü değişkeninin aldığı minimum değer 0, maksimum değer 2, medyan değeri 1 ve ortalaması 0.899'dur. 1.Dönemde ücret değişkeninin aldığı minimum değer 0, maksimum değer 1'dir. Medyan değeri 0.079 ve ortalaması 0.137'dir. Ücret değişkenine min-max normalleştirilmesi uygulandığı için ücret 0-1 aralığında değer almaktadır. İskonto değişkeninin aldığı değer minimum 0, maksimum 15'dir. 1. Dönemde en fazla 15 müşteriye finansman ücreti indirimi yapılmıştır. Referans değişkeninin aldığı değer minimum 0, maksimum 10'dur. 1. Dönemde referans aracılığı ile en fazla 10 müşteri kayıt yaptırmıştır. Pazarpayı değişkeninin aldığı değer 0, maksimum değer 1 ve ortalaması 0.42'dir.

Tablo 10. Finansman Ürününe Göre Tanımlayıcı İstatistikler

<i>1. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Ürünü	0	1	0.899	2
Ücret	0	0.079	0.137	1
İskonto	0	2.000	2.303	15
Referans	0	1	1.686	10
Pazar Payı	0.003	0.353	0.417	1
<i>2. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Ürünü	0	1	0.872	2
Ücret	0	0.078	0.184	1
İskonto	0	1	2.925	46
Referans	0	1	2.137	24
Pazar Payı	0.002	0.368	0.437	1
<i>3. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Ürünü	0	1	0.889	2
Ücret	0	0.085	0.154	1
İskonto	0	2	2.354	17
Referans	0	1	1.94	12
Pazar Payı	0.010	0.340	0.417	1
<i>4. Dönem</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Ürünü	0	1	0.857	2
Ücret	0	0.098	0.166	1
İskonto	0	1	1.961	13
Referans	0	1	1.762	12
Pazar Payı	0.009	0.347	0.424	1
<i>2021</i>				
<i>Değişken</i>	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Mean</i>	<i>Max.</i>
Finansman Ürünü	0	1	0.880	2
Ücret	0	0.084	0.160	1
İskonto	0	2	2.373	46
Referans	0	1	1.869	24
Pazar Payı	0.002	0.349	0.423	1

Bütün dönemler incelendiğinde en yüksek ortalamaya ve en yüksek maksimum değere sahip olan dönem 2. Dönemdir.

6.8.3. Çoklu Bağımlı Değişkenli Modellerin Parametrik Tahmini

Parametrik multinominal logit modeli iskonto değişkeni ve referans değişkeni ile ayrı ayrı tahmin edilmektedir. 2021 yılının dört dönemi ayrı ayrı değerlendirilmeye alınmaktadır.

1.Dönem sabit etkili multinominal logit model tahminine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 11. Parametrik Sabit Etkili Multinominal Logit Modeli Tahmini (Model 3, 1.Dönem)

Model 3: Finansman Ürünü = $\delta_0 + \delta_1 \text{İskonto} + \delta_2 \text{Ücret} + \delta_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_3$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
İskonto(1)	0.670	0.193	0.000***	1.955***	0.098
İskonto(2)	-1.389	0.170	0.000***	0.249***	-0.304
Ücret(1)	-34.089	4.099	0.000***	0.000***	-2.668
Ücret(2)	-12.262	2.388	0.000***	0.000***	-1.552
Ücret×İskonto(1)	-0.938	1.288	0.466	0.391	-0.141
Ücret×İskonto(2)	2.060	0.390	0.000***	7.847***	0.449
(Referans Kategorisi = Peşinatlı)					
İskonto(0)	-0.670	0.193	0.000***	0.511***	0.205
İskonto(2)	-2.059	0.193	0.000***	0.128***	-0.304
Ücret(0)	34.089	4.099	0.000***	638.000***	4.221
Ücret(2)	21.827	3.962	0.000***	301.000***	-1.552
Ücret×İskonto(0)	0.938	1.288	0.466	2.556	-0.308
Ücret×İskonto(2)	2.998	1.241	0.015**	20.057**	0.449
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
İskonto(0)	1.389	0.170	0.000***	4.012***	0.205
İskonto(1)	2.059	0.193	0.000***	7.843***	0.098
Ücret(0)	12.262	2.388	0.000***	662.700***	4.221
Ücret(1)	-21.827	3.962	0.000***	0.000***	-2.668
Ücret×İskonto(0)	-2.060	0.390	0.000***	0.127***	-0.308
Ücret×İskonto(1)	-2.998	1.241	0.015**	0.050**	-0.141
Alternatiflerin frekansı : 0.41(0), 0.29(1), 0.30(2)					
McFadden R^2 : 0.44					
Log Likelihood : -410.45					
LR(χ^2) : 648.1 ***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 11.722$ (p-value = 0.003)		$\chi^2 = 20.115$ (p-value = 0.003)		$\chi^2 = 9.6031$ (p-value = 0.008)	
Sonuç: Rassal etki yok		Sonuç: Alternatifler ilişkili		Sonuç: Değişen varyans var	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Birinci dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.41, “Peşinatlı” için 0.29, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olmadığı belirlenmektedir. Bu doğrultuda sabit etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Birinci dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *İskonto*, *Ücret* ve *Ücret×İskonto* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.670, -34.089 ve -0.938’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla -1.389, -12.262 ve 2.060’dır. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Ücret×İskonto(1)* değişkeninin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkeni talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *İskonto(1)* değişkeni ise pazarlama beklentilerine uygun olarak finansman talebi üzerinde pozitif bir etki bırakmaktadır. *İskonto(2)* değişkeni finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *Ücret×İskonto(2)* değişkeni finansman talebi üzerinde pozitif bir etki bırakmaktadır.

Katsayıların kendisi çok anlamlı olmadığından araştırmacılar genellikle kısmi etkilerle (marjinal veya ceteris paribus etkileri olarak da bilinir) ilgilenirler. Modelin katsayı değerlendirmesi marjinal etkiler üzerinden yapılması daha uygun olacaktır. Ancak katsayıların etkisini belirtmek için modeldeki katsayıların işareti dikkate alınmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %9.8 artırmaktadır. *İskonto(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %30 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %266 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %1.55 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×İskonto(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %45 artırmaktadır. Etkileşim değişkeni finansman ücretinde iskonto yapıldığında müşterilerin ilgisini iskontoya (ürünün diğer özelliklerinden) çektiğini göstermektedir.

Referans kategorisi “Peşinatlı” ve “Peşinatsız” finansman seçilerek tahmin edilen modeller için katsayı yorumları referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen model yorumlarına benzer şekilde yapılabilir.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.44'tür. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının iyi olduğu söylenebilir. Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişki olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde değişen varyansın olduğu belirlenmektedir. İkinci dönem model tahminlerine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 12. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 3, 2.Dönem)

Model 3: Finansman Ürünü = $\delta_0 + \delta_1 \text{İskonto} + \delta_2 \text{Ücret} + \delta_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_3$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
İskonto(1)	0.978	0.218	0.000***	2.661***	0.010
İskonto(2)	-1.561	0.307	0.000***	0.210***	-0.009
Ücret(1)	-20.326	3.854	0.000***	0.000***	-0.218
Ücret(2)	-4.618	3.204	0.149	0.010	-0.026
Ücret×İskonto(1)	-3.245	1.382	0.018**	0.039**	-0.034
Ücret×İskonto(2)	-1.555	2.658	0.558	0.211	-0.009
(Referans Kategorisi = Peşinath)					
İskonto(0)	-0.978	0.218	0.000***	0.376***	-0.001
İskonto(2)	-2.540	0.295	0.000***	0.079***	-0.009
Ücret(0)	20.326	3.854	0.000***	672.000***	0.244
Ücret(2)	15.707	4.275	0.000***	634.000***	-0.026
Ücret×İskonto(0)	3.245	1.382	0.018**	25.685**	0.043
Ücret×İskonto(2)	1.690	2.724	0.534	5.420	-0.009
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
İskonto(0)	1.561	0.307	0.000***	4.765***	-0.001
İskonto(1)	2.540	0.295	0.000***	12.680***	0.010
Ücret(0)	4.618	3.204	0.149	101.354***	0.244
Ücret(1)	-15.707	4.275	0.000***	0.000***	-0.218
Ücret×İskonto(0)	1.555	2.658	0.558	4.739***	0.043
Ücret×İskonto(1)	-1.690	2.724	0.534	0.184**	-0.034
Alternatiflerin frekansı : 0.43(0), 0.27(1), 0.30(2)					
McFadden R ² : 0.49					
Log Likelihood : -355.79					
LR(x ²) : 695.89 ***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
x ² = 17.474(p-value = 0.0002)		x ² = -5.930 (p-value = 1.000)		x ² = 5.682 (p-value = 0.058)	
Sonuç:Rassal etki yok		Sonuç: Alternatifler ilişkisiz		Sonuç: Değişen varyans yok	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

İkinci dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.43, “Peşinatlı” için 0.27, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olmadığı belirlenmektedir. Bu doğrultuda sabit etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

İkinci dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *İskonto*, *Ücret* ve *Ücret×İskonto* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.978, -20.326 ve -3.245’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla -1.561, -4.618 ve -1.554’dür. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Ücret(2)* ve *Ücret×İskonto(2)* değişkenlerinin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkeni talep teorisine uygun olarak finansman üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *İskonto(1)* değişkeni ise pazarlama beklentilerine uygun olarak finansman talebi üzerinde pozitif bir etki bırakmaktadır.

İkinci dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %1 artırmaktadır. *İskonto(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %1 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %22 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığı %3.4 azaltmaktadır. Etkileşim değişkeni, finansman ücretinde iskonto yapıldığında müşterilerin ilgisini ücrete (ürünün diğer özelliklerinden) çektiğini göstermektedir.

Referans kategorisi “Peşinatlı” ve “Peşinatsız” finansman seçilerek tahmin edilen modeller için katsayı yorumları referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen model yorumlarına benzer şekilde yapılabilir.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.49’dur. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının iyi olduğu söylenebilir.

Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olmadığı belirlenmektedir.

Üçüncü dönem sabit etkili multinominal logit model tahminine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 13. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 3, 3.Dönem)

<i>Model 3: Finansman Ürünü = $\delta_0 + \delta_1 \text{İskonto} + \delta_2 \text{Ücret} + \delta_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_3$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)</i>					
<i>Değişkenler</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>Prob.</i>	<i>RRR</i>	<i>Marjinal Etkiler</i>
İskonto(1)	0.539	0.227	0.000***	4.307***	0.078
İskonto(2)	-1.430	0.243	0.000***	0.239***	-0.188
Ücret(1)	-26.259	3.819	0.000***	0.000***	-1.197
Ücret(2)	-4.861	2.718	0.073*	0.008*	-0.416
Ücret×İskonto(1)	-3.955	1.245	0.001***	0.019***	-0.187
Ücret×İskonto(2)	0.218	1.439	0.879	1.244	0.055
<i>(Referans Kategorisi = Peşinatl)</i>					
İskonto(0)	-1.460	0.227	0.000***	0.232***	0.110
İskonto(2)	-2.891	0.261	0.000***	0.056***	-0.188
Ücret(0)	26.259	3.819	0.000***	253.000***	1.614
Ücret(2)	21.398	4.080	0.000***	1963.000***	-0.416
Ücret×İskonto(0)	3.955	1.245	0.001***	52.239***	0.131
Ücret×İskonto(2)	4.174	1.647	0.011**	64.998**	0.055
<i>(Referans Kategorisi = Peşinatsız)</i>					
İskonto(0)	1.430	0.243	0.000***	4.182***	0.110
İskonto(1)	2.891	0.261	0.000***	18.012***	0.078
Ücret(0)	4.861	2.718	0.073*	129.184*	1.614
Ücret(1)	-21.398	4.080	0.000***	0.000***	-1.197
Ücret×İskonto(0)	-0.218	1.439	0.879	0.804	0.131
Ücret×İskonto(1)	-4.174	1.647	0.011**	0.015**	-0.187
Alternatiflerin frekansı : 0.41(0), 0.29(1), 0.30(2)					
McFadden R^2 : 0.50					
Log Likelihood : -399.312					
LR(χ^2) : 787.746***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 13.434$ (p-value = 0.001)		$\chi^2 = -13.162$ (p-value = 1.000)		$\chi^2 = 9.942$ (p-value = 0.007)	
Sonuç: Rassal etki yok		Sonuç: Alternatifler ilişkisiz		Sonuç: Değişen varyans var	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki deęişen varyansı test etmektedir. H₀: Deęişen varyans yok, H_a: Deęişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Üçüncü dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.41, “Peşinatlı” için 0.29, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olmadığı belirlenmektedir. Bu doğrultuda sabit etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Üçüncü dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *İskonto*, *Ücret* ve *Ücret×İskonto* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.539, -26.259 ve -3.955’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla -1.430, -4.861 ve 0.218’dir. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Ücret×İskonto(2)* değişkeninin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkenleri talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *İskonto(1)* değişkeni ise pazarlama beklentilerine uygun olarak finansman talebi üzerinde pozitif bir etki bırakmaktadır.

Modelin katsayı değerlendirmesi marjinal etkiler üzerinden yapılması daha uygun olacaktır. Üçüncü dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %7.8 artırmaktadır. *İskonto(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %19 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %119 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %42 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %19 azaltmaktadır. Etkileşim değişkeni müşterilerin ilgisini ücrete (ürünün diğer özelliklerinden) çektiğini göstermektedir.

Referans kategorisi “Peşinatlı” ve “Peşinatsız” finansman seçilerek tahmin edilen modeller için katsayı yorumları referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen model yorumlarına benzer şekilde yapılabilir. Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.50’dir. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde

0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının iyi olduğu söylenebilir.

Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olduğu belirlenmektedir. Dördüncü dönem sabit etkili multinominal logit model tahminine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 14. Parametrik Sabit Etkili Multinominal Logit Model Tahmini (Model 3, 4.Dönem)

Model 3: Finansman Ürünü = $\delta_0 + \delta_1 \text{İskonto} + \delta_2 \text{Ücret} + \delta_3 \text{Ücret} \times \text{İskonto} + \epsilon_3$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
İskonto(1)	0.793	0.190	0.000***	2.211***	0.122
İskonto(2)	-0.348	0.231	0.132	0.706	-0.040
Ücret(1)	-10.666	2.192	0.000***	0.000***	-1.484
Ücret(2)	-5.955	1.721	0.073***	0.003***	-0.307
Ücret×İskonto(1)	-3.814	1.083	0.001***	0.022***	-0.506
Ücret×İskonto(2)	-3.665	1.570	0.019**	0.026**	-0.232
(Referans Kategorisi = Peşinatl)					
İskonto(0)	-0.793	0.190	0.000***	0.452***	-0.082
İskonto(2)	-1.141	0.203	0.000***	0.319***	-0.040
Ücret(0)	10.666	2.192	0.000***	42877.690***	1.792
Ücret(2)	4.710	2.243	0.035***	111.153***	-0.307
Ücret×İskonto(0)	3.814	1.083	0.001***	45.346***	0.739
Ücret×İskonto(2)	0.148	1.604	0.926	1.160	-0.232
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
İskonto(0)	0.348	0.231	0.132	1.417	-0.082
İskonto(1)	1.141	0.203	0.000***	3.133***	0.122
Ücret(0)	5.955	1.721	0.073***	385.752***	1.792
Ücret(1)	-4.710	2.243	0.035**	0.009**	-1.484
Ücret×İskonto(0)	3.665	1.570	0.019**	39.084**	0.739
Ücret×İskonto(1)	-0.148	1.604	0.926	0.862	-0.506
Alternatiflerin frekansı : 0.42(0), 0.31(1), 0.27(2)					
McFadden R ² : 0.33					
Log Likelihood : -518.74					
LR(χ^2) : 501.98***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 9.833$ (p-value = 0.007)		$\chi^2 = -17.92$ (p-value = 1.000)		$\chi^2 = 15.273$ (p-value = 0.000)	
Sonuç: Rassal etki yok		Sonuç: Alternatifler ilişkisiz		Sonuç: Değişen varyans var	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Dördüncü dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.42, “Peşinatlı” için 0.31, “Peşinatsız” için 0.27’dir. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olmadığı belirlenmektedir. Bu doğrultuda sabit etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Dördüncü dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *İskonto*, *Ücret* ve *Ücret×İskonto* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.793, -10.666 ve -3.814’tür. Peşinatsız finansman için sırasıyla -0.348, -5.955 ve -3.665’dir. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *İskonto(2)* değişkeninin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkenlerinin talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *İskonto(1)* değişkeni ise pazarlama beklentilerine uygun olarak finansman talebi üzerinde pozitif bir etki bırakmaktadır. Dördüncü dönem için diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %12 artırmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %148 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %31 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×İskonto(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %51 azaltmaktadır. *Ücret×İskonto(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %23 azaltmaktadır. Etkileşim değişkeni müşterilerin ilgisini ücrete (ürünün diğer özelliklerinden) çektiğini göstermektedir.

Referans kategorisi “Peşinatlı” ve “Peşinatsız” finansman seçilerek tahmin edilen modeller için katsayı yorumları referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen model yorumlarına benzer şekilde yapılabilir.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.33’tür. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının yeterince iyi olduğu

söylenbilir. Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olduğu belirlenmektedir.

Referans değişkeni ile kurulan parametrik rassal etkili multinominal logit modelinin 1. dönem tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 15. Parametrik Rassal Etkili Multinominal Logit Model Tahmini (Model 4, 1.Dönem)

Model 4: Finansman Ürünü = $\gamma_0 + \gamma_1 \text{Referans} + \gamma_2 \text{Ücret} + \gamma_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_4$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
Referans (1)	-0.124	0.191	0.515	0.883	0.004
Referans (2)	-0.380	0.145	0.008***	0.683***	-0.075
Ücret(1)	-25.710	3.263	0.000***	0.000***	-2.471
Ücret(2)	-24.977	2.656	0.000***	0.000***	-3.836
Ücret× Referans (1)	0.734	1.378	0.594	2.084	-0.036
Ücret× Referans (2)	2.428	0.593	0.000***	11.346***	0.482
(Referans Kategorisi = Peşinatl)					
Referans (0)	0.124	0.191	0.515	1.133	0.070
Referans (2)	-0.255	0.159	0.108	0.774	-0.075
Ücret(0)	25.710	3.263	0.000***	146.576***	6.308
Ücret(2)	0.733	2.941	0.803	2.082	-3.836
Ücret× Referans (0)	-0.734	1.378	0.594	0.480	-0.446
Ücret× Referans (2)	1.694	1.290	0.189	5.444	0.482
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
Referans (0)	0.380	0.145	0.008***	1.463***	0.070
Referans (1)	0.255	0.159	0.108	1.292	0.004
Ücret(0)	24.977	2.656	0.000***	70.417***	6.308
Ücret(1)	-0.733	2.941	0.803	0.480	-2.471
Ücret× Referans (0)	-2.428	0.593	0.000***	0.088***	-0.446
Ücret× Referans (1)	-1.694	1.290	0.189	0.088	-0.036
Alternatiflerin frekansı : 0.41(0), 0.29(1), 0.30(2)					
McFadden R ² : 0.30					
Log Likelihood : -515.54					
LR(x ²) : 437.92***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
x ² = 0.499 (p-value = 0.779)		x ² = -10.167 (p-value = 1.000)		x ² = 12.681 (p-value = 0.002)	
Sonuç:Rassal etki var		Sonuç: Alternatifler ilişkili		Sonuç: Değişen varyans var	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir. H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) * ** *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Birinci dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.41, “Peşinatlı” için 0.29, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olduğu belirlenmektedir. Bu doğrultuda rassal etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Birinci dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *Referans*, *Ücret* ve *Ücret×Referans* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için -0.124, -25.710 ve 0.734’dür. Peşinatsız finansman için sırasıyla -0.380, -24.977 ve 2.428’dir. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Referans(1)* ve *Ücret×Referans(1)* değişkeninin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkenleri talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. *Referans* değişkeni ise pazarlama beklentilerinin aksine finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır. Modelin katsayı değerlendirmesi marjinal etkiler üzerinden yapılması daha uygun olacaktır. Ancak katsayıların işareti modeldeki katsayıların işaretini almaktadır. Birinci dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Referans(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %7.5 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %247 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %383 azaltmaktadır..

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×Referans(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %48 artırmaktadır. Etkileşim değişkeni beklenmedik bir şekilde finansman talebini artırıcı etkiye sahiptir.

Referans kategorisi “Peşinatlı” ve “Peşinatsız” finansman seçilerek tahmin edilen modeller için katsayı yorumları referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen model yorumlarına benzer şekilde yapılabilir. Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.30’dur. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde

0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının düşük olduğu söylenebilir.

Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkili olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olduğu belirlenmektedir.

Referans değişkeni ile kurulan parametrik rassal etkili multinominal logit modelinin 2. dönem tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 16. Parametrik Rassal Etkili Multinominal Logit Model Tahmini (Model 4, 2.Dönem)

Model 4: Finansman Ürünü = $\gamma_0 + \gamma_1 \text{Referans} + \gamma_2 \text{Ücret} + \gamma_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_4$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
Referans (1)	0.272	0.175	0.120	1.313	0.015
Referans (2)	0.186	0.113	0.100	1.205	0.027
Ücret(1)	-17.565	2.935	0.000***	0.000***	-0.832
Ücret(2)	-21.018	2.213	0.000***	0.000***	-3.350
Ücret× Referans (1)	-1.620	1.301	0.213	0.198	-0.115
Ücret× Referans (2)	0.519	0.193	0.007***	1.681***	0.115
(Referans Kategorisi = Peşinathı)					
Referans (0)	-0.272	0.175	0.120	0.762	-0.042
Referans (2)	-0.085	0.151	0.571	0.918	0.027
Ücret(0)	17.565	2.935	0.000***	656.000***	4.182
Ücret(2)	-3.453	2.953	0.242	0.032	-3.350
Ücret× Referans (0)	1.620	1.301	0.213	5.054	0.000
Ücret× Referans (2)	2.139	1.280	0.094	8.497	0.115
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
Referans (0)	-0.186	0.113	0.100***	0.830***	-0.042
Referans (1)	0.085	0.151	0.571	1.089	0.015
Ücret(0)	21.018	2.213	0.000***	479.000***	4.182
Ücret(1)	3.453	2.953	0.242	31.596	-0.832
Ücret× Referans (0)	-0.519	0.193	0.007***	0.595***	0.000
Ücret× Referans (1)	-2.139	1.280	0.094*	0.118*	-0.115
Alternatiflerin frekansı : 0.43(0), 0.27(1), 0.30(2)					
McFadden R ² : 0.31					
Log Likelihood : -485.891					
LR(χ ²) : 435.684***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
χ ² = 1.383 (p-value = 0.501)		χ ² = -7.612(p-value = 1.000)		χ ² = 3.676 (p-value = 0.159)	
Sonuç:Rassal etki var		Sonuç: Alternatifler ilişkili		Sonuç: Değişen varyans yok	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H ₀ : Rassal etki var, H _a : Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H ₀ : Alternatifler ilişkisiz, H _a : Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir.H ₀ : Değişen varyans yok, H _a : Değişen varyans var					
(iv) * ** *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

İkinci dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.43, “Peşinatlı” için 0.27, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olduğu belirlenmektedir. Bu doğrultuda rassal etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

İkinci dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *Referans*, *Ücret* ve *Ücret×Referans* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.272, -17.565 ve -1.620’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla 0.186, -21.018 ve 0.519’dur. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Referans(1)*, *Referans(2)* ve *Ücret×Referans(1)* değişkeninin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret* değişkeni talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır.

İkinci dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %83 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %335 azaltmaktadır.

Diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret×Referans(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %11 artırmaktadır. Etkileşim değişkeni beklenmedik bir şekilde finansman talebini artırıcı etkiye sahiptir.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden McFadden R^2 değeri 0.31’dir. Bu değerin nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında olması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının düşük olduğu söylenebilir. Rassal etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkili olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olmadığı belirlenmektedir.

Referans değişkeni ile kurulan parametrik rassal etkili multinominal logit modelinin 3. dönem tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 17. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 3.Dönem)

Model 4: Finansman Ürünü = $\gamma_0 + \gamma_1 \text{Referans} + \gamma_2 \text{Ücret} + \gamma_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_4$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
Referans (1)	0.106	0.178	0.550	1.112	0.010
Referans (2)	0.103	0.161	0.522	1.109	0.015
Ücret(1)	-15.990	2.659	0.000***	0.000***	-1.545
Ücret(2)	-16.505	2.397	0.000***	0.000***	-2.485
Ücret× Referans (1)	-1.270	1.221	0.298	0.281	-0.170
Ücret× Referans (2)	-0.310	0.886	0.726	0.733	-0.000
(Referans Kategorisi = Peşinatlı)					
Referans (0)	-0.106	0.178	0.550	0.899	-0.025
Referans (2)	-0.003	0.143	0.982	0.997	0.015
Ücret(0)	15.989	2.659	0.000***	380.000***	4.030
Ücret(2)	-0.515	2.681	0.847	0.597	-2.485
Ücret× Referans (0)	1.270	1.221	0.298	3.563	0.171
Ücret× Referans (2)	0.960	1.195	0.421	2.612	-0.001
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
Referans (0)	-0.103	0.161	0.522	0.902	-0.025
Referans (1)	0.003	0.143	0.982	1.003	0.010
Ücret(0)	16.505	2.397	0.000***	14,727.000***	4.030
Ücret(1)	0.515	2.681	0.847	1.675	-1.545
Ücret× Referans (0)	0.310	0.886	0.726	1.364	0.171
Ücret× Referans (1)	-0.960	1.195	0.421	0.383	-0.170
Alternatiflerin frekansı : 0.41(0), 0.29(1), 0.30(2)					
McFadden R^2 : 0.28					
Log Likelihood : -573.073					
LR(χ^2) : 440.225***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 0.538$ (p-value = 0.764)		$\chi^2 = -1.7509$ (p-value = 1.000)		$\chi^2 = 8.020$ (p-value = 0.018)	
Sonuç:Rassal etki var		Sonuç: Alternatifler ilişkisiz		Sonuç: Değişen varyans yok	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki deęişen varyansı test etmektedir. H₀: Deęişen varyans yok, H_a: Deęişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Üçüncü dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.41, “Peşinatlı” için 0.29, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olduğu belirlenmektedir. Bu doğrultuda rassal etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Üçüncü dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *Referans*, *Ücret* ve *Ücret×Referans* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.106, -15.990 ve -1.270’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla 0.103, -16.505 ve -0.310’dur. Bu modelde peşinatlı finansman ve peşinatsız finansman için *Referans(1)*, *Referans(2)*, *Ücret×Referans(1)* ve *Ücret×Referans(2)* değişkenlerinin katsayıları istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret* değişkeni talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır.

Üçüncü dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %154 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %248 azaltmaktadır.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden R^2 değeri 0.28’dir. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında değer alması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının düşük olduğu söylenebilir. Sabit etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olduğu belirlenmektedir.

Referans değişkeni ile kurulan parametrik rassal etkili multinominal logit modelinin 4. dönem tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 18. Parametrik Rassal Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 4, 4.Dönem)

Model 4: Finansman Ürünü = $\gamma_0 + \gamma_1 \text{Referans} + \gamma_2 \text{Ücret} + \gamma_3 \text{Ücret} \times \text{Referans} + \epsilon_4$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
Referans (1)	0.235	0.183	0.200	1.265	0.040
Referans (2)	-0.021	0.147	0.885	0.979	-0.017
Ücret(1)	-11.706	2.145	0.000***	0.000***	-0.949
Ücret(2)	-17.876	1.981	0.000***	0.000***	-2.826
Ücret× Referans (1)	-2.061	1.128	0.067	0.127	-0.402
Ücret× Referans (2)	0.982	0.548	0.073	2.670	0.309
(Referans Kategorisi = Peşinatlı)					
Referans (0)	-0.235	0.183	0.201	0.791	-0.023
Referans (2)	-0.256	0.155	0.099	0.774	-0.017
Ücret(0)	11.706	2.145	0.000***	409.700***	3.776
Ücret(2)	-0.515	2.273	0.006***	0.002***	-2.826
Ücret× Referans (0)	2.061	1.128	0.067	7.861	0.093
Ücret× Referans (2)	3.044	1.073	0.004***	20.992***	0.309
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
Referans (0)	0.021	0.147	0.885	1.022	-0.023
Referans (1)	0.256	0.155	0.099	1.292	0.040
Ücret(0)	17.876	1.981	0.000***	9,464.000***	3.776
Ücret(1)	6.169	2.273	0.006***	478.046	-0.949
Ücret× Referans (0)	-0.982	0.548	0.073	0.374	0.093
Ücret× Referans (1)	-3.044	1.073	0.004***	0.048***	-0.402
Alternatiflerin frekansı : 0.42(0), 0.31(1), 0.27(2)					
McFadden R ² : 0.26					
Log Likelihood : -573.26					
LR(χ^2) : 392.93***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 2.772$ (p-value = 0.25)		$\chi^2 = -12.711$ (p-value = 1.000)		$\chi^2 = 8.020$ (p-value = 0.018)	
Sonuç:Rassal etki var		Sonuç: Alternatifler ilişkisiz		Sonuç: Değişen varyans yok	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir. H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) *, **, *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Dördüncü dönem için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.42, “Peşinatlı” için 0.31, “Peşinatsız” için 0.27’dir. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olduğu belirlenmektedir. Bu doğrultuda rassal etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir.

Dördüncü dönemde referans kategorisi ayrı ayrı seçilerek model tahmin edilmektedir. Referans kategorisi “Çekilişli” finansman seçilerek tahmin edilen modelde; *Referans*, *Ücret* ve *Ücret×Referans* değişkenlerinin katsayıları sırasıyla peşinatlı finansman için 0.235, -11.706 ve -2.061’dir. Peşinatsız finansman için sırasıyla -0.021, -17.876 ve 0.982’dir. Bu modelde sadece peşinatlı finansman için *Referans(1)* ve *Referans(2)* değişkenleri ile *Ücret×Referans(1)* ve *Ücret×Referans(2)* değişkenlerinin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Diğer değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. *Ücret(1)* ve *Ücret(2)* değişkeni talep teorisine uygun olarak finansman talebi üzerinde negatif bir etki bırakmaktadır.

Dördüncü dönemde diğer tüm değişkenlerin etkisi sabitken *Ücret(1)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatlı finansmanı tercih etme olasılığını %95 azaltmaktadır. *Ücret(2)* değişkenindeki %1’lik artış, çekilişli finansmana kıyasla peşinatsız finansmanı tercih etme olasılığını %282 azaltmaktadır.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden R^2 değeri 0.26’dır. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında değer alması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının düşük olduğu söylenebilir. Rassal etkili modelde ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığını test etmek için Hausman-McFadden testi kullanılmaktadır. Test sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olmadığı belirlenmektedir.

Model 5’in parametrik sabit etkili multinominal logit modelinin 2021 yılı tahmin sonuçlarına aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

2021 yılı için tahmin edilen modelde alternatiflerin frekansları “Çekilişli” için 0.42, “Peşinatlı” için 0.29, “Peşinatsız” için 0.30’dur. Bu model için ilk olarak rassal etkili ve sabit etkili model aynı anda tahmin edilmiştir. LR testi ile rassal etkilerin anlamlı olmadığı belirlenmektedir. Bu doğrultuda sabit etkili modelin tahmin sonuçlarına yer verilmektedir. Modelde bütün değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. Değişkenlerin ürün tercihleri üzerinde etkisi değişkenlik göstermektedir.

Modelin genel anlamlılığını ifade eden R^2 değeri 0.42’dir. Bu değer nitel bağımlı değişkenli modellerde 0.20-0.60 arasında değer alması beklenmektedir. Dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranının kabul edilebilir düzeyde olduğu söylenebilir.

Tablo 19. Parametrik Sabit Etkili Multinomial Logit Model Tahmini (Model 5)

Model 5: Finansman Ürünü = $\lambda_0 + \lambda_1 \text{İskonto} + \lambda_2 \text{Referans} + \lambda_3 \text{Ücret} + \epsilon_5$ (Referans Kategorisi = Çekilişli)					
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	Prob.	RRR	Marjinal Etkiler
İskonto(1)	0.555	0.055	0.000***	1.744***	0.109
İskonto(2)	-1.280	0.075	0.000***	0.278***	-0.137
Referans(1)	-0.309	0.061	0.000***	0.734***	-0.051
Referans(2)	0.245	0.056	0.000***	1.279***	0.030
Ücret(1)	-23.760	1.217	0.000***	0.000***	-3.365
Ücret(2)	-10.218	0.992	0.000***	0.000***	-0.521
(Referans Kategorisi = Peşinatl)					
İskonto(0)	-0.555	0.055	0.000***	0.574***	-0.027
İskonto(2)	-1.836	0.080	0.000***	0.159***	-0.137
Referans(0)	0.309	0.061	0.000***	1.363***	0.021
Referans(2)	0.555	0.068	0.000***	1.742***	0.030
Ücret(0)	23.760	1.217	0.000***	609.000***	3.886
Ücret(2)	13.542	1.335	0.000***	794.700***	0.521
(Referans Kategorisi = Peşinatsız)					
İskonto(0)	1.280	0.075	0.000***	3.598***	0.027
İskonto(1)	1.836	0.080	0.000***	6.274***	0.109
Referans(0)	-0.245	0.056	0.000***	0.782***	-0.021
Referans(1)	-0.555	0.068	0.000***	0.574***	-0.051
Ücret(0)	10.218	0.992	0.000***	393.030***	3.886
Ücret(1)	-13.542	3.962	0.000***	0.000***	-3.365
Alternatiflerin frekansı : 0.41(0), 0.29(1), 0.30(2)					
McFadden R^2 : 0.42					
Log Likelihood : -410.45					
LR(χ^2) : 2477.3***					
LR Test		Hausman-McFadden Test		LM Test (Score Test)	
$\chi^2 = 29.239$ (p-value = 0.000)		$\chi^2 = 82.289$ (p-value = 0.000)		$\chi^2 = 37.851$ (p-value = 0.000)	
Sonuç: Rassal etki yok		Sonuç: Alternatifler ilişkili		Sonuç: Değişen varyans var	
Notlar: (i) Likelihood Ratio (LR) testi ile modelde rassal etkinin olup olmadığı test edilmektedir.					
H₀: Rassal etki var, H_a: Rassal etki yok					
(ii) Hausman-McFadden testi ilişkisiz alternatiflerin baımsızlığını (independence of irrelevant alternatives) test etmektedir. H₀: Alternatifler ilişkisiz, H_a: Alternatifler ilişkili					
(iii) Lagrange Multiplier (LM) testi modeldeki değişen varyansı test etmektedir. H₀: Değişen varyans yok, H_a: Değişen varyans var					
(iv) * ** *** sırası ile %10, %5 ve %1 anlam düzeyleridir.					

Sabit etkili modelde Hausman-McFadden testi sonucu alternatiflerin ilişkisiz olduğu sonucunu vermektedir. Ayrıca modelde %5 anlam düzeyine göre değişen varyans olduğu belirlenmektedir. Parametrik modellerde çeşitli varsayımların sağlanmadığı belirlenmiştir. Varsayımların geçerliliğinde esneklik sağlayan yarı parametrik modeller tahmin edilmektedir.

6.8.4. Çoklu Bağımlı Değişkenli Modellerin Yarı Parametrik Tahmini

Yarı parametrik çoklu bağımlı değişkenli modellerin tahmini için Shi, Shum ve Song (2018) tarafından yeni bir yarı parametrik tanımlama ve tahmin yaklaşımı önerilmektedir. Monte Carlo simülasyonları gerçekleştirilmiş ve Koşullu Olabilirlik Tahmincisi (Conditional Likelihood Estimator)'ne kıyasla Döngüsel Monotonluk Tahmincisi (Monotonicity Cyclic)'nin daha küçük rMSE değerleri ürettiği kanıtlanmıştır. Döngüsel Monotonluk Tahmincisi'ni kullanmak için Kernel ile Nadaraya Watson tahmincisi kullanılmakta ve Çapraz Doğrulama ile seçilen bant genişliği 0.0001-1 olarak belirlenmektedir. MC (Monotonicity Cyclic) Tahmincisi ile yarı parametrik sabit etkili multinominal tercih modelinin nokta tahminine aşağıdaki tablolarda yer verilmektedir.

Tablo 20. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinominal Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 3)

<i>Değişkenler</i>	<i>Katsayılar (1. Dönem)</i>	<i>Katsayılar (2. Dönem)</i>	<i>Katsayılar (3. Dönem)</i>	<i>Katsayılar (4. Dönem)</i>
<i>Ücret</i>	0.8988	0.7582	0.9979	0.9993
<i>İskonto</i>	0.0452	0.0667	-0.0029	0.0038
<i>Ücret×İskonto</i>	-0.4360	-0.6487	-0.0649	-0.0370

1. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının 0.8988 olduğu belirlenmiştir. Talep teorisinin aksine ücretin artması talebi düşürmemektedir. Bu da ücretteki artışın müşterilerin talebini artırıcı bir etkiye yol açtığını göstermektedir. *İskonto* değişkeninin katsayısı 0.0452 olduğu belirlenmiştir. Pazarlama beklentileri ile doğru orantılı olarak iskontonun artması talebi artırmaktadır. *Ücret×İskonto* etkileşim değişkeninin katsayısının -0.4360 olduğu belirlenmiştir. Bu etkileşim terimi sürpriz bir şekilde talebi düşürücü etkiye sahiptir. Bu durum müşterilerden finansman ücreti alınması ve alınan ücret üzerinden iskonto yapılmasının finansman talebini yükseltmediğini ifade etmektedir.

2. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının (0.7582) talebi yükselttiği belirlenmiştir. *İskonto* değişkeninin katsayısı (0.0667) pazarlama beklentilerine uygun olarak talebi yükseltmektedir. *Ücret×İskonto* etkileşim değişkeninin katsayısı -0.6487 olduğu belirlenmiştir. Bu etkileşim terimi sürpriz bir şekilde talebi düşürücü etkiye sahiptir. Bu durum müşterilerden finansman ücreti alınması ve alınan ücret üzerinden iskonto yapılmasının finansman talebini yükseltmediğini ifade etmektedir.

3. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısı (0.9979) talebi artırıcı, *İskonto* değişkeninin katsayısı (-0.0029) ve *Ücret*×*İskonto* etkileşim değişkeninin katsayısı (-0.0649) talebi düşürücü etkiye sahiptir.

4. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısı (0.9993) ve *İskonto* değişkeninin katsayısı (0.0038) talebi artırıcı etkiye sahiptir. Ancak *Ücret*×*İskonto* etkileşim değişkeninin katsayısı (-0.0370) talebi düşürücü etkiye sahiptir.

Model 4'ün yarı parametrik tahminine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 21. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinomial Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 4)

<i>Değişkenler</i>	<i>Katsayılar</i> <i>(1. Dönem)</i>	<i>Katsayılar</i> <i>(2. Dönem)</i>	<i>Katsayılar</i> <i>(3. Dönem)</i>	<i>Katsayılar</i> <i>(4. Dönem)</i>
<i>Ücret</i>	0.9987	0.7502	0.9955	0.9810
<i>Referans</i>	0.0454	0.0593	0.0038	0.0827
<i>Ücret</i> × <i>Referans</i>	-0.0232	-0.6586	-0.0945	-0.1753

1. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının 0.9987 olduğu belirlenmiştir. Talep teorisinin aksine ücretin artması talebi düşürmemektedir. Bu durum, konu tasarruf olduğunda müşterilerin ücrete duyarlı olmadığını göstermektedir. *Referans* değişkeninin katsayısı 0.0454 olduğu belirlenmiştir. Pazarlama beklentileriyle doğru orantılı olarak referansın artması talebi artırmaktadır. *Ücret*×*Referans* etkileşim değişkeninin katsayısının -0.0232 olduğu belirlenmiştir. Bu etkileşim değişkeni beklentinin aksine müşterilerin talebinde düşürücü etkiye sahiptir.

2. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının (0.7502) talebi artırıcı etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. *Referans* değişkeninin katsayısının 0.0593 olduğu belirlenmiştir. Pazarlama beklentileriyle doğru orantılı olarak referansın artması talebi artırmaktadır. *Ücret*×*Referans* etkileşim değişkeninin katsayısı (-0.6586) talebi düşürücü etkiye sahiptir.

3. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının 0.9955 olduğu belirlenmiştir. Talep teorisinin aksine ücretin artması talebi düşürmemektedir. *Referans* değişkeninin katsayısının 0.0038 olduğu ve talebi artırdığı belirlenmiştir. *Ücret*×*Referans* etkileşim değişkeninin katsayısının (-0.0945) talebi düşürücü etkiye sahiptir.

4. Dönemde *Ücret* değişkeninin katsayısının 0.9810 olduğu belirlenmiştir. Talep teorisinin aksine ücretin artması talebi düşürmemektedir. *Referans* değişkeninin katsayısı

0.0827 olduğu ve talebi artırdığı belirlenmiştir. $\dot{U}cret \times Referans$ etkileşim değişkeninin katsayısının (-0.1753) talebi düşürücü etkiye sahiptir.

Model 5'in 2021 yılına ait yarı parametrik nokta tahminine aşağıdaki tabloda yer verilmektedir.

Tablo 22. Yarı Parametrik Sabit Etkili Multinomial Tercih Modeli Nokta Tahmini (Model 5)

<i>Değişkenler</i>	<i>Katsayılar (2021 Yılı)</i>
<i>Ücret</i>	0.699
<i>Referans</i>	-0.714
<i>İskonto</i>	0.022

Model 5'de 2021 yılına ait bütün veriler ile tahmin yapılmaktadır. Sonuçlar değerlendirildiğinde ürün tercihlerini $\dot{U}cret$ değişkeninin 0.699 artırdığı, $\dot{I}skonto$ değişkeninin 0.022 artırdığı ve $Referans$ değişkeninin 0.714 düşürdüğü belirlenmiştir. Bu model ürün tercihleri üzerinde $Referans$ 'ın negatif etkisini açıkça ortaya koymaktadır.

Modellerde değişkenlerin katsayıları yarı parametrik MC yöntemi ile tahmin edildiğinde dönemden döneme benzer özellikler göstermektedir. 2021 yılının her döneminde müşteriler üzerinde sağlık, ekonomik, psikolojik ve sosyolojik vb. sorunların etkili olduğu bilinmektedir. Bu durum dikkate alındığında tasarruf finansmanına olan talebi, maliyetlerin olumsuz etkilemediği aksine olumlu etkilediği söylenebilir. Tutundurma kapsamında gerçekleştirilen referansın ürün tercihleri üzerinde olumsuz etkilerinin olduğu belirlenmiştir. Ekonomik buhran ve daralma içerisinde geçen 2021 yılı tasarruf finansmana dayanan bu sektör için aynı daralmaya yol açmadığı söylenebilir.

7. TARTIŞMA VE SONUÇ

Ekonomide pazarlama ve tüketici davranışları önemli bir yere sahiptir. Tüketicinin satın alma davranışı kültürel, sosyal, kişisel, psikolojik vb. faktörlerden etkilenmektedir. Tüketiciler her gün birçok satın alma kararı alır. Satın alma kararı pazarlamacıların çabalarının odak noktası haline gelmiştir. Pek çok şirket tüketicilerin satın alma kararlarını, nerede, ne zaman, ne kadar ve ne satın aldıklarını ciddi bir şekilde araştırmakta ve bu araştırmalara önemli bütçeler ayırmaktadır.

Bu çalışmada tüketicilerin davranışlarını etkileyen faktörleri belirlemek için Sabit Etkili Logit Modeli, Sabit Etkili Multinomial Logit Modeli ve Rassal Etkili Multinomial Logit Modeli parametrik En Çok Olabilirlik Yöntemi ile tahmin edilmiştir. Parametrik modellerde varsayımların sağlanmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Sabit Etkili Multinomial Logit Modeli esnek yoğunluk fonksiyonu hesaplayan ve yarı parametrik bir yöntem olan Döngüsel Monotonluk (Cyclic Monotonicity) Yöntemi ile tahmin edilmiştir.

Analizlerde tasarruf finansman sektöründe faaliyet gösteren bir şirketin 2021 yılına ait verileri kullanılmıştır. Panel verilerin birim boyutunu İstanbul'da yer alan 22 şube, zaman boyutunu 2021 yılına ait 52 hafta oluşturmaktadır. Tüketicilerin finansman ürünü ve finansman türü tercihlerini finansman ücreti, iskonto ve referansın nasıl etkilediği araştırılmıştır. Tüketicilerin taşıt finansmanına kıyasla konut finansmanı tercihi üzerinde *İskonto* değişkeninin düşürücü etkiye, *Ücret* değişkeninin artırıcı etkiye ve etkileşim değişkeninin çok azda olsa artırıcı etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Finansman ürününün hem parametrik hem de yarı parametrik tahmini 2021 yılına ait dört dönem için ayrı ayrı yapılmıştır. Parametrik tahmin sonuçlarına göre tüketicilerin peşinatsız finansmana kıyasla çekilişli ve peşinatl finansman ürünü tercihi üzerinde *İskonto*'nun, *Referans*'ın, *Ücret*'in ve etkileşim değişkenlerinin artırıcı etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. Finansman ücretinde yapılan iskontonun ve referansın müşterilerin ürün tercihleri üzerinde etkisinin olduğu ancak bu etkinin çok büyük olmadığı görülmektedir. Çekilişli finansman referans kategorisi seçildiğinde değişkenler peşinatl ve peşinatsız finansman ürünü tercihi üzerinde *İskonto* 'nun, *Referans*'ın, *Ücret*'in ve etkileşim değişkenlerinin düşürücü etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. Yarı parametrik tahmin sonuçlarına göre modelin katsayıları doğrudan yorumlanabilmektedir. Dört dönem içinde finansman ürünü üzerinde *İskonto*, *Referans* ve *Ücret* değişkenlerinin artırıcı, etkileşim değişkenlerinin düşürücü etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Model 5'te 2021 yılı hem parametrik hem yarı parametrik olarak ayrıca ele alınmıştır. Parametrik tahmin sonuçlarında değişkenlerin etkileri değişiklik göstermektedir. Yarı parametrik tahmin sonuçlarına göre *Ücret* ve *İskonto* değişkenlerinin ürün tercihlerini artırıcı etkileri görülürken *Referans* değişkeninin düşürücü etkisinin olduğu belirlenmiştir.

Daha önce yapılan araştırmalarda (Gao, Li, & Liang, 2015), (Shi, Shum, & Song, 2018) ve (Khan, Ouyang, & Tamer, 2020) fiyatın ürün tercihleri üzerinde düşürücü etkisini, promosyonun artırıcı etkisini ortaya koymaktadır. Bu çalışmalara kıyasla tasarruf finansman modellerinde ücretin finansman tercihinin artırması tüketicilerin sektöre ya da finansman ürününe olan bakış açısının normal bir ürüne olan bakış açısından farklı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tasarruf davranışının ardında önemli bir planlamanın olduğu varsayıldığında ücret değişkeninin finansman ürünü tercihleri üzerinde pozitif etkisinin olması beklenen bir durum olmaktadır. Finansman türleri arasında çekilişli finansmanın tercih edilme olasılığı yüksektir. Bu durumda peşinatı olmayan müşterilerin peşinatsız ürün ile çekilişli ürün arasında tercih yapması gerekmektedir. Çekilişli ürün tercihiyle tasarruf tutarını daha erken alma fırsatı oluşmaktadır. Bu durum çekilişli ürün tercihinin artırmaktadır. Literatürde tasarruf finansmanını ele alan araştırmalar gün geçtikçe artmakta ve önem kazanmaktadır. Bu araştırma iktisadi ve ekonometrik açıdan literatüre önemli bir katkı sunmaktadır.

Analizlere göre parametrik tahminler sonucunda finansman ücretinin finansman ürünü tercihleri üzerinde düşürücü bir etkisinin olduğu görülürken yarı parametrik tahminler sonucunda artırıcı bir etkisinin olduğu görülmüştür. Finansman ürünlerine yönelik yeni kampanyaların düzenlenmesinde ve ürün geliştirmesinde bulgular kullanılabilir niteliktedir. Finansman ücretinde yapılacak bir artış ile talebin, çekilişli finansman ürününden peşinatlı ya da peşinatsız finansman ürününe kayması sağlanabilir. Peşinatlı finansman ürünü için yapılan bir kampanya şirketin likiditesini artırabilir. Peşinatsız finansman ürünü için yapılacak bir kampanya şirketin pozitif nakit akışını etkileyebilir. Konut finansmanının taşıt finansmanına göre pazarpayı oldukça daha fazladır. Ürün geliştirme ile finansman türü çeşitlendirilebilir. Yeni bir finansman türü ile sektöre yeni bir tasarruf alanı kazandırılabilir. Referans değişkeni ve iskonto değişkeninin finansman ürünü ya da finansman türü üzerinde çok büyük bir etkisinin olmadığı belirlenmiştir.

Parametrik ve yarı parametrik tahminler karşılaştırılmış ve yarı parametrik tahmin yöntemi esnek bir tahmin sağladığı için daha uygun bir tahmin yöntemi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Son olarak tüketicilerin tercihleri kampanya özelinde incelenebilir. Tüketicilerin diğer özellikleri (gelir, cinsiyet, meslek vb.) de modele dahil edilerek uygun kampanya önerisinde bulunabilecek bir sistem oluşturulabilir ve tüketici ihtiyaçları doğru ürünlerle buluşturulabilir.



KAYNAKÇA

- Agresti, A. (2018). *An introduction to categorical data analysis*. John Wiley & Sons.
- Ai, C., & Li, Q. (2008). Semi-parametric and non-parametric methods in panel data models. L. Matyas, & P. Sevestre içinde, *The Econometrics of Panel Data: Fundamentals and Recent Developments in Theory and Practice* (s. 451-478). Berlin: Springer.
- Alan, S., Honoré, B., Hu, L., & Leth-Petersen, S. (2014). Estimation of panel data regression models with two-sided censoring or truncation. *Journal of Econometric Methods*, 3(1), 1-20.
- Altman, N., & Leger, C. (1995). Bandwidth selection for kernel distribution function estimation. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 46(2), 195-214.
- Amemiya, T. (1985). *Advanced Econometrics*. Harvard University Press.
- Andrews, D. (1989). Semiparametric Econometric Models: I Estimation. *Cowles Foundation Discussion paper 908*.
- Anojan, V., & Subaskaran, T. (2015). Consumers preference and consumers buying behavior on soft drinks: A case study in Northern Province of Sri Lanka. *Global Journal of Management and Business Research*, 11-33.
- Applebaum, W. (1951). Studying customer behavior in retail stores. *Journal of marketing*, 16(2), 172-178.
- Arellano, M., & Honoré, B. (2001). Panel data models: some recent developments. In *Handbook of econometrics* (s. 3229-3296). içinde Elsevier.
- Arif, M. (2016). Using the 7Ps of Booms and Bitner as Controllable Tactical Marketing Tools: An Exploratory Study on Selected Super Shops in Bangladesh. *International Journal of Trade & Commerce-IIARTC*, 12-29.
- Aristodemou, E. (2021). Semiparametric identification in panel data discrete response models. *Journal of Econometrics* 220(2), 253-271.
- Baltagi, B. (2005). *Econometric analysis of panel data*. John Wiley & Sons.
- Bischi, B., Lang, M., Kotthoff, L., Schiffner, J., Richter, J., Studerus, E., & Jones, Z. (2016). mlr: Machine Learning in R . *The Journal of Machine Learning Research*, 17(1), 5938-5942.
- Bo E., H., Kyriazidou, E., & Powell, J. (2000). Estimation of tobit-type models with individual specific effects. *Econometric Reviews*, 19:3, 341-366.
- Booms, B., & Bitner, M. (1981). Marketing Strategies and Organization Structures for Service Firms. In Donnelly, J. H., and George W. R. (eds.), *Marketing of*

- Services, Conference Proceedings: American Marketing Association, Chicago, IL. 47-52.
- Bowman, A. (1984). An alternative method of cross-validation for the smoothing of density estimates. *Biometrika*, 71, 353-360.
- Bowman, A., Hall, P., & Prvan, T. (1998). Bandwidth selection for the smoothing of distribution functions. *Biometrika*, 85(4), 799-808.
- Chen, S. (2010). Non-parametric identification and estimation of truncated regression models. *The Review of Economic Studies*, 77(1), 127-153.
- Chen, S., Lu, X., Zhou, X., & Zhou, Y. (2014). Nonparametric identification and estimation of truncated regression models with heteroskedasticity. 1-34.
- Chen, X., & White, H. (1999). Improved rates and asymptotic normality for nonparametric neural network estimators. *IEEE Transactions on Information Theory*, 45(2), 682-691.
- Cleveland, W. (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American statistical association* 74.368, 829-836.
- Cox, D., & Wermuth, N. (1992). A comment on the coefficient of determination for binary responses. *The American Statistician*, 46(1), 1-4.
- Ding, X., Verma, R., & Iqbal, Z. (2007). Self-service technology and online financial service choice. *International journal of service industry management*, 18(3), 246-268.
- Dong, C., Gao, J., & Peng, B. (2015). Semiparametric single-index panel data models with cross-sectional dependence. *Journal of Econometrics*, 188(1), 301-312.
- Eubank, R. (1988). Spline smoothing and nonparametric regression. (Vol. 90), New York: M. Dekker.
- Fan, J., & Gijbels, I. (1996). *Local polynomial modelling and its applications: monographs on statistics and applied probability* 66 (Vol. 66). CRC Press.
- Fan, J., Han, F., & Liu, H. (2014). Challenges of big data analysis. *National science review*, 1(2), 293-314.
- Gao, W., & Li, M. (2019). Robust Semiparametric Estimation in Panel Multinomial Choice Models. Available at SSRN 3282293.
- Gao, Y., Li, C., & Liang, Z. (2015). Binary response correlated random coefficient panel data models. *Journal of econometrics* 188(2), 421-434.
- Gasser, T., Kneip, A., & Köhler, W. (1991). A flexible and fast method for automatic smoothing. *Journal of the american statistical association*, 86(415), 643-652.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2012). *Basic econometrics*. Tata McGraw-Hill Education.

- Härdle, W. (1990). *Applied nonparametric regression*. Berlin: Cambridge university press.
- Härdle, W., & Horowitz, J. (1996). Direct semiparametric estimation of single-index models with discrete covariates. *Amer. Statist. Assoc.* 91, 1632–1640.
- Härdle, W., & Linton, O. (1994). *Applied nonparametric methods*. Cowles Foundation for Research in Economics.
- Härdle, W., Hall, P., & Marron, J. (1988). How far are automatically chosen regression smoothing parameters from their optimum? *Journal of the American Statistical Association*, 83(401), 86-95.
- Härdle, W., Müller, M., Sperlich, S., & Werwatz, A. (2004). *Nonparametric and semiparametric models*. Springer Science & Business Media.
- Harrell Jr, F. (2015). *Regression modeling strategies: with applications to linear models, logistic and ordinal regression, and survival analysis*. Springer.
- Heckman, J., & MaCurdy, T. (1980). A life cycle model of female labour supply. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 47-74.
- Heckman, J., & Schmieder, D. (2010). Tests of hypotheses arising in the correlated random coefficient model. *Economic modelling*, 27(6), 1355-1367.
- Heckman, J., Schmieder, D., & Urzua, S. (2010). Testing the correlated random coefficient model. *Journal of econometrics*, 158(2), 177-203.
- Hoderlein, S., Mammen, E., & Yu, K. (2011). Non-parametric models in binary choice fixed effects panel data. *The Econometrics Journal*, 14(3), 351-367.
- Honoré, B. (1992). Trimmed Lad and Least Squares Estimation of Truncated and Censored Regression Models with Fixed Effects. *Econometrica*, 60(3), 533-565.
- Honoré, B. (2002). Nonlinear models with panel data. *Portuguese Economic Journal*, 1(2), 163-179.
- Honoré, B., & Kyriazidou, E. (2000). Estimation of tobit-type models with individual specific effects. *Econometric Reviews*, 19:3, 341-366.
- Honoré, B., & Lewbel, A. (2002). Semiparametric binary choice panel data models without strictly exogeneous regressors. *Econometrica*, 70(5), 2053-2063.
- Honoré, B., Vella, F., & Verbeek, M. (2008). Attrition, selection bias and censored regressions. L. Matyas, & P. Sevestre içinde, *In The econometrics of panel data* (s. 385-418). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Hsiao, C. (1986). *Analysis of panel data*. New York: Cambridge university press.
- Jisana, T. (2014). Consumer behaviour models: an overview. *Sai Om Journal of Commerce & Management*, 1(5), 34-43.

- Ju, G., Li, R., & Liang, Z. (2009). Nonparametric estimation of multivariate CDF with categorical and continuous data. *Nonparametric Econometric Methods*, 291-318.
- Kangallı Uyar, S., & Çağlayan Akay, E. (2017). *R Uygulamalı Nonparametrik Ekonometri*. İstanbul: DER Yayınları.
- Katona, G. (1951). Psychological analysis of economic behavior.
- Khan, S., Ouyang, F., & Tamer, E. (2020). Inference on Semiparametric Multinomial Response Models. *Boston College Department of Economics*.
- Kneib, T., Baumgartner, B., & Steiner, W. (2007). Semiparametric multinomial logit models for analysing consumer choice behaviour. *AStA Advances in Statistical Analysis*, 91(3), 225-244.
- Kohansal, M., & Firoozzare, A. (2013). Applying multinomial logit model for determining socio-economic factors affecting major choice of consumers in food purchasing: The case of Mashhad,. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 15(7), 1307-1317.
- Kotler, P. (2000). *Marketing management: The millennium edition*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2014). *Principles of Marketing*. United States: Pearson.
- Kyriazidou, E. (1997). Estimation of a panel data sample selection model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1335-1364.
- Lee, M. (2001). First-difference estimator for panel censored-selection models. *Economics Letters*, 70(1), 43-49.
- Lewbel, A., & Linton, O. (2002). Nonparametric censored and truncated regression. *Econometrica*, 70(2), 765-779.
- Lewbel, A., Yan, J., & Zhou, Y. (2021). Semiparametric Identification and Estimation of Multinomial Discrete Choice Models using Error Symmetry. *Boston College Working Papers in Economics 1028, Boston College Department of Economics*.
- Li, Q., Huang, C., & Fu, T.-T. (2002). Semiparametric Smooth Coefficient Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20:3, 412-422.
- Manski, C. (1975). Maximum score estimation of the stochastic utility model of choice. *Journal of econometrics*, 3(3), 205-228.
- Manski, C. (1985). Semiparametric Analysisi Of Discrete Response: Asymptotic Properties Of The Maximum Score Estimator. *Journal of Econometrics* 27, 313-333.
- Manski, C. (1987). Semiparametric analysis of random effects linear models from binary panel data. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 357-362.
- McCarthy, E. (1990). *Basic marketing: a managerial approach*.

- McFadden, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. *Frontiers in Econometrics*, 105-142.
- McFADDEN, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. *Frontiers in Econometrics*, 105-142.
- Meisters, G. (1997). Lebesgue Measure on the real line. *University of Nebraska, Lincoln*.
- Muth, J. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, 315-335.
- Nicholson, W., & Snyder, C. (2012). *Microeconomic theory: Basic principles and extensions*. Nelson Education.
- Opoku, R., & Abdul-Muhmin, A. (2010). Housing preferences and attribute importance among low-income consumers in Saudi Arabia. *Habitat international*, 34(2), 219-227.
- Pakes, A., & Porter, J. (2019). Moment Inequalities for Multinomial Choice with Fixed Effects . *Working Paper*.
- Powell, J. (1986). Symmetrically trimmed least squares estimation for Tobit models. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1435-1460.
- Powell, J. (1986). Symmetrically trimmed least squares estimation for Tobit models. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1435-1460.
- Powers, D., & Xie, Y. (2008). *Statistical methods for categorical data analysis*. Emerald Group Publishing.
- Pulina, M. (2011). Consumer behaviour in the credit card market: a banking case study. *International Journal of Consumer Studies*, 35(1), 86-94.
- Robinson, P. (2012). Nonparametric trending regression with cross-sectional dependence. *Journal of Econometrics*, 169(1), 4-14.
- Rudemo, M. (1982). Empirical Choice of Histograms and Kernel Density Estimators. *Scandinavian Journal of Statistics*, 9, 65-78.
- Serper, Ö. (2017). *Uygulamalı İstatistik*. Bursa: Ezgi Kitabevi.
- Sheth, J. (2021). New areas of research in marketing strategy, consumer behavior, and marketing analytics: the future is bright. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 29(1), 3-12.
- Shi, X., Shum, M., & Song, W. (2018). Estimating Semi-Parametric Panel Multinomial Choice Models Using Cyclic Monotonicity. *Econometrica*, 86(2), 737-761.
- Silverman, B. (1984). Spline smoothing: the equivalent variable kernel method. *The annals of Statistics*, 898-916.

- Silverman, B. (1986). Density estimation for statistics and data analysis. (Vol. 26). CRC press.
- Solomon, M., Bamossy, G., Askegaard, S., & Hogg, M. (2006). *Consumer Behaviour A European Perspective*. Pearson Education.
- Stone, C. (1984). An asymptotically optimal window selection rule for kernel density estimates. *The Annals of Statistics Vol.12*, 1285-1297.
- Tatoğlu, F. (2012). *İleri panel veri analizi: Stata uygulamalı*. İstanbul: Beta.
- Tobin, J. (1958). Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables. *Econometrica*, 26(1), 24-36.
- Wand, M., & Jones, M. (1994). Kernel smoothing. CRC press.
- Wooldridge, J. (1995). Selection corrections for panel data models under conditional mean independence assumptions. *Journal of Econometrics* 68, 115–132.
- Yildiz Tiriyaki, G., & Akbay, C. (2010). Consumers' fluid milk consumption behaviors in TURKEY: an application of multinomial logit model. *Quality & Quantity*, 44(1), 87-98.

ÖZGEÇMİŞ			
Adı-Soyadı	Nursefa		Yavuz
Doğum Yeri ve Yılı			
Bildiği Yabancı Diller	İngilizce		
Eğitim Durumu	Başlama - Bitirme Yılı		Kurum Adı
Lise	2006	2010	Düzce Lisesi
Lisans	2010	2014	Marmara Üniversitesi
Yüksek Lisans	2014	2016	Marmara Üniversitesi
Doktora	2017	2022	Bursa Uludağ Üniversitesi
Çalıştığı Kurum (lar)	Başlama - Ayrılma Yılı		Çalışılan Kurumun Adı
1.	Aralık 2014	Nisan 2015	Emin Üstün Holding
2.	Temmuz 2018	Temmuz 2019	BAP Projesi
3.	Nisan 2019	Mayıs 2022	Emin Üstün Holding
4.	Haziran 2022		Petzzshop A.Ş.
Katıldığı Proje ve Toplantılar:	Türkyılmaz Serpil, Ergin Nursefa, Testing The Relationship Between Inflation And Growth: Panel Ardl Approach For Mena Countries, II. Uluslararası Ekonomi, Finans Ve Ekonometri Sempozyumu Programı, Balıkesir, 06-07 Aralık 2018 (Poster Sunum). Türkyılmaz Serpil, Ergin Nursefa, Ham Petrol Fiyatları, Ekonomik Büyüme Ve Enflasyon Arasındaki İlişkiler İçin Yapısal Kırılmalı Dinamik Panel Veri Analizi: Opec Ülkeleri Örneği, International Congress Of Management, Economy And Policy, İstanbul, 20-21 Nisan, 2019 (Tam Metin Bildiri).		
Yayınlar:	Yavuz, N. & Sevuçtekin, M. (2022). Veri Madenciliğinde İki Aşamalı Kümeleme İle İnsani Gelişme Endeksi İncelemesi . Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi , 32 (3) , 1153-1168. Türkyılmaz Serpil, Ergin Nursefa, A Panel Data Application For The Relationships Among Economic Growth, Oil Prices And Inflation In OPEC Countries, Empirical Economics Review 11(2),2021,s.171-209. Çağlayan Akay Ebru, Ergin Nursefa, Exchange Rate Volatility And Validity Of Purchasing Power Parity: A Dynamic Panel GARCH Model, The Empirical Economics Letters,2017,s.1-16. Ergin Nursefa, Gürsakal Sevda, Mutluluğu Etkileyen Faktörlerin Multinomial Logit Model İle Analizi, Atlas International Refereed Journal On Social Sciences, 2019, s.659-668. Petrol Fiyat Oynaklığının Ekonomik Performans Üzerindeki Etkileri: Bir Panel Veri Yaklaşımı, Yükseköğretim Kurumları Tarafından Destekli Bilimsel Araştırma Projesi (B.A.P.), Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Araştırmacı, 2.7.2018-02.07.2019. Erol Fidan Meral, Torun Nur Kuban, Türkyılmaz Serpil, Torun Tolga, Ceylan Erdoğan, Ergin Nursefa, Sözen Müslime, Sosyal Bilimlerde İstatistiksel Uygulamalar (SPSS, Eviews, R, Amos, Stata Ve Gauss İle), Efe Akademi Yayınları,2020		
İletişim (e-posta):			
		Tarih:	04.11.2022
		İmza:	
		Adı-Soyadı:	Nursefa Yavuz