

**KLASİK VE BAYESÇİ YAPISAL EŞİTLİK
MODELLERİNDE PARAMETRE TAHMİNLERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI: SIRALI KATEGORİK
VERİLERLE BİR UYGULAMA**

**COMPARISON OF PARAMETER ESTIMATION IN
CLASSIC AND BAYESIAN STRUCTURAL EQUATION
MODELS: AN APPLICATION WITH ORDERED
CATEGORICAL DATA**

GİZEM ERKAN

PROF. DR. HÜSEYİN TATLIDİL

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim - Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
İstatistik Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak hazırlanmıştır.

2019

GİZEM ERKAN'ın hazırladığı “Klasik ve Bayesci Yapısal Eşitlik Modellerinde Parametre Tahminlerinin Karşılaştırılması: Sıralı Kategorik Verilerle Bir Uygulama” adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından **İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Semra ERBAŞ

Başkan



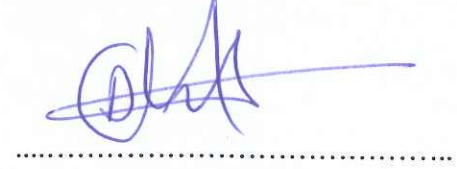
Prof. Dr. Hüseyin TATLIDİL

Danışman



Prof. Dr. Duru KARASOY

Üye



Doç. Dr. Rukiye DAĞALP

Üye



Doç. Dr. Semra TÜRKAN

Üye



Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak / / tarihinde onaylanmıştır.

Prof. Dr. Menemşe GÜMÜŞDERELİOĞLU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Canım annem Zahide Erkan'a



ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

29/01/2019

GİZEM ERKAN

YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kağıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan “*Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge*” kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi / H. Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- ☐ Enstitü / Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.
- ☐ Enstitü / Fakülte yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren ... ay ertelenmiştir.
- ☐ Tezim ile ilgili gizlilik kararı verilmiştir.

29 / 01 / 2019


GİZEM ERKAN

ÖZET

KLASİK VE BAYESÇİ YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNDE PARAMETRE TAHMİNLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI: SIRALI KATEGORİK VERİLERLE BİR UYGULAMA

Gizem ERKAN

Yüksek Lisans, İstatistik Bölümü

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Hüseyin TATLIDİL

Ocak 2019, 83 Sayfa

Bu çalışmada günümüzde oldukça yaygın kullanımı olan ve nedensel ilişkileri inceleyen Yapısal Eşitlik Modellerinde (YEM) parametre tahmin yöntemlerinden En Çok Olabilirlik (EÇO) ve Bayesci tahmin yöntemleri karşılaştırılmıştır. Son yıllarda klasik yaklaşım varsayımlarının sağlanamadığı kayıp verili, karmaşık, çok düzeyli, yarı parametrik, doğrusal olmayan ya da sıralı kategorik verilerin oluşturduğu modeller için YEM’de Bayes yaklaşımı (BYEM) kullanılmaya başlanmıştır. Önsel bilgiler ile elde edilen dağılımları kullanarak sonsal dağılımlar elde etmesi, Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemlerinden Gibbs örnekleyicisi ile küçük örneklerle çalışmayı mümkün hale getirmesi, farklı veri yapılarıyla esnek modellemeye izin vermesi gibi özelliklerinden dolayı Bayesci yaklaşım araştırmacılar tarafından oldukça ilgi gören bir yöntem haline gelmiştir. Çalışmada SERVQUAL (Hizmet Kalite Ölçeği) ile üniversiteli öğrencilerin bankaların hizmet kalitesinden duydukları memnuniyetleri, klasik YEM ve BYEM ile analiz edilmiştir. Uygulamada klasik YEM için LISREL, BYEM için OpenBUGS paket programı tercih edilmiştir. Araştırma modelinde

SERVQUAL ölçeđi kullanılmıřtır. Ölçeđinin sıralı kategorik yapısından dolayı BYEM’de önsel bilgi kullanımı için eşik değeri (threshold) yaklaşımı ayrıntılı bir şekilde verilmiřtir. Analiz sonuçlarına göre bankacılık hizmet kalitesi için önerilen modelde, “Güvence”, “Fiziki Görünüm” ve “Eriřilebilirlik” hizmet boyutları klasik yaklaşımda istatistiksel olarak anlamlı bulunurken, Bayesci yaklaşımda bu hizmet boyutlarına ek olarak “Güvenilirlik” hizmet boyutunun da istatistiksel olarak anlamlı olduđu gösterilmiřtir. Çalışmada parametre tahminlerinde BYEM’in klasik YEM’e göre daha iyi sonuçlar verdiđi gerçek verilerle yapılan uygulama ile desteklenerek detaylı anlatılmıřtır.

Anahtar Kelimeler: Bayesci Yapısal Eřitlik Modeli, Eřitik değeri, Eřitlenik Önsel, Markov Zinciri Monte Carlo, Gibbs Örnekleyicisi, LISREL, OpenBUGS, SERVQUAL.

ABSTRACT

COMPARISON OF PARAMETER ESTIMATION IN CLASSIC AND BAYESIAN STRUCTURAL EQUATION MODELS: AN APPLICATION WITH ORDERED CATEGORICAL DATA

Gizem ERKAN

Master of Science, Department of Statistics

Supervisor: Prof. Dr. Hüseyin TATLIDİL

January 2019, 83 pages

This study compared with the parameter estimation methods of Maximum Likelihood (ML) and Bayesian approximation as Structural Equation Models (SEM) commonly used in analyzing the casual link. In the absence of classical assumptions, Bayesian Structural Equation Models (BSEM) has recently started to be used in SEM for the models including missing data, complex, multilevel, semi-parametric, non-linear or ordered categorical data. As Bayesian approach provides to obtain posterior distributions using the distributions obtained by prior knowledge, to enable working with small samples via Gibbs sampler by the Monte Carlo Markov Chain (MCMC) methods and to enable flexible modeling with different data structures, it has become an attractive method by researchers. What is more, Service Quality Scale (SERVQUAL) was used to analyse the service quality of the banks in terms of university students through classical SEM and BSEM. In practice, LISREL and OpenBUGS package program was adopted for classical SEM and BSEM respectively. As a research model, the SERVQUAL scale was employed. The threshold value approach for the use of prior

knowledge in BSEM is scrutinized because of the ordered categorical structure of the scale. According to the analysis results, while “Assurance”, “Physical Appearance” and ”Accessibility” service dimensions were found to be statistically significant through classical approach in which “Reliability” was also found to be statistically significant in addition to the mentioned service dimensions through Bayesian approach for the model that is proposed for service quality of banking. In this study having more accurate results with BSEM rather than YEM is explained in depth, while instantiated with actual data.

Keywords: Bayesian Structural Equation Model, Threshold, Conjugate Prior, Monte Carlo Markov Chain, Gibbs Sampler, LISREL, OpenBUGS, SERVQUAL.

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması süresince bana destek olarak değerli bilgi, birikim ve tecrübeleri ile tezi yönlendiren ve her türlü olanağı sağlayan danışman hocam Prof. Dr. Hüseyin TATLIDİL başta olmak üzere, tez çalışmamda yer alan uygulama bölümü için veri desteği sağlayan Prof. Dr. Veysel YILMAZ'a, lisansüstü eğitimim boyunca bilgi ve tecrübeleri ile bana yol gösteren Hacettepe Üniversitesi İstatistik Bölümündeki tüm hocalarıma teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışması sürecinde tanıştığım ve benzer alanda doktora tez çalışması olan; bu alandaki bilgi ve tecrübelerini gece gündüz demeden tüm yoğunluğuna rağmen benimle paylaşarak çalışmama destek olan Dr. Öğretim Üyesi Murat DOĞAN'a, her alanda bana yol gösteren ve desteğini her zaman hissettiğim kıymetli ağabeyim Dr. Metin DEMİRSOY'a teşekkür ederim.

İlgi ve destekleri için değerli arkadaşlarım ile hayatım boyunca her koşulda bana destek olan, sabır gösteren, her zorlukta arkamda duran, bugünlere gelmemde en büyük maddi ve manevi katkısı sunan canım aileme şimdi ve ömrüm boyunca teşekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	iii
TEŞEKKÜR.....	v
İÇİNDEKİLER	vi
ÇİZELGELER	viii
ŞEKİLLER.....	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	x
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BİLGİLER.....	4
2.1.Tarihsel Gelişim.....	4
2.2. Kullanılan Programlar	9
2.3. Son Yıllarda Geliştirilen Parametre Tahmin Yöntemleri.....	10
2.4.Yapısal Eşitlik Modeli Temel Kavramlar ve Varsayımlar	16
2.4.1.Doğrulamalı Faktör Analizi	18
2.4.2. Path Analizi.....	19
2.5. Yapısal Eşitlik Modeli.....	19
2.6. Parametre Tahmin Yöntemleri	23
2.6.1. En Çok Olabilirlik Tahmin Yöntemi	23
2.6.2. Uyum Ölçütleri.....	24
3. BAYESÇİ YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ	25
3.1. Bayes Teoremi	26
3.2. Bayesci Yaklaşım.....	26
3.3. Önsel Dağılımlar	28
3.4. MCMC yöntemiyle Sonsal Dağılımın Oluşturulması.....	30
3.5. Gibbs Örnekleme.....	31
3.6. Yakma Periyodu	32
3.7. Yakınsama ve Bayesci Tahminler	32
4. SIRALI KATEGORİK VERİLER İÇİN EŞİK DEĞER YAKLAŞIMI	36
5.YAPISAL EŞİTLİK MODELİNDE BAYESÇİ YAKLAŞIMIN KLASİK YAKLAŞIMA GÖRE AVANTAJLARI	39

6. UYGULAMA	42
6.1. Araştırma Modeli ve Hipotezler	43
6.2. Modelin Matematiksel İfadesi	44
6.3. Örneklem	46
6.4. Klasik Yapısal Eşitlik Model Analizi	48
6.4.1. Ölçüm Modeli	48
6.4.2. Yapısal Model	49
6.5. Bayesci Yapısal Eşitlik Model Analizi	53
6.5.1. Eşik Değerlerin Hesaplanması	53
6.5.2. Araştırma Modelinin OpenBUGS’da İfadesi	56
6.5.3. OpenBUGS Sonuçlarının Yorumlanması	57
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	68
KAYNAKLAR	71
EKLER	80
EK 1- Hizmet Boyutlarına Ait Tutum İfadeleri	80
EK 2- Kodlar	81

ÇİZELGELER

Çizelge 2.1. Path Analizinde Kullanılan Semboller.....	19
Çizelge 2.2. Uyum Ölçütleri	24
Çizelge 3.1. Bayesci Tahminlemede Kullanılan Eşlenik Önsel Dağılımlar	29
Çizelge 6.1. Örneklemeye Ait Betimsel İstatistikler	47
Çizelge 6.2. Model Uyum Ölçütleri	48
Çizelge 6.3. Ayırt Edici Geçerlilik.....	48
Çizelge 6.4. Araştırma Modeli İçin YEM Sonuçları.....	50
Çizelge 6.5. Hipotezler ve Sonuçları.....	52
Çizelge 6.6. Verilerin Sıklık Dağılımları.....	54
Çizelge 6.7. Verilerin Yüzdelik Dağılımları.....	55
Çizelge 6.8. Verilerin Eşik Değerleri	56
Çizelge 6.9. Örneklemeye İlişkin Tahmin Değerleri.....	59
Çizelge 6.10. Parametrelerin Tahmin Değerleri	64
Çizelge 6.11. Parametre Tahmin Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	66

ŞEKİLLER

Şekil 2.1. YEM'in Tarihsel Gelişimi	4
Şekil 2.2. DFA' Şekilsel Gösterimi	18
Şekil 2.3. YEM'in Path Diyagramı	20
Şekil 3.1. Parametre İçin Önsel, Olabilirlik ve Sonsal Dağılım	27
Şekil 4.1. Örnek İz Grafiği	34
Şekil 4.2. Sıralı Kategorik Veriler İçin Örnek Histogram Grafiği.....	37
Şekil 4.2. Eşik Değer Yaklaşımı Altındaki Normal Dağılım Grafiği	37
Şekil 6.1. Araştırma Modeli.....	43
Şekil 6.2. Yapısal Modelin Standartlaştırılmış Parametre Tahmin Değerleri Path Diyagramı (LISREL Çıktısı)	51
Şekil 6.3. Yapısal Modele Ait Standartlaştırılmış t Değerlerinin Path Diyagramı (LISREL Çıktısı).....	51
Şekil 6.4. OpenBUGS'da Tanımlanan Modelin Simgesel Gösterim Diyagramı.....	57
Şekil 6.5. Örnekleme İlişkin OpenBUGS Çıktısı	58
Şekil 6.6. Parametrelere Ait İz Grafikleri ve Yoğunluk Grafikleri.....	60
Şekil 6.7. Parametrelere Ait İz Grafikleri ve Yoğunluk Grafikleri (Devam)	61
Şekil 6.8. Parametrelere Ait Otokorelasyon Grafikleri	62
Şekil 6.9. Yakma Periyodu Sonrası Parametrelere Ait İz Grafikleri	63
Şekil 6.10. Yakma Periyodu Sonrası Parametrelere Ait Otokorelasyon Grafikleri	65

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

Λ, λ	Faktör Yükleri Matrisi
ξ	Dışsal Gizil Değişkenler Vektörü
η	İçsel Gizil Değişkenler Vektörü
ε	Ölçüm Hatalarının Raslantı Vektörü
δ	Gizil Değişkenlere Ait Hata Vektörü
Π	İlişki Katsayıları Matrisi
θ	Tahmin Edilecek Parametre Vektörü
Γ	İçsel ve Dışsal Gizil Değişkenler Arasındaki Regresyon Katsayıları Matrisi

Kısaltmalar

YEM	Yapısal Eşitlik Modeli
BYEM	Bayesci Yapısal Eşitlik Modeli
AFA	Açıklayıcı Faktör Analizi
DFA	Doğrulayıcı Faktör Analizi
EÇO	En Çok Olabilirlik
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
NFI	Normed Fit Index
CFI	Comparative Fit Index
GFI	Goodness of Fit Index
AGFI	Adjusted Goodness of Fit Index
SEÇO	Sağlam En Çok Olabilirlik
EKK	En Küçük Kareler
GEKK	Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
AEKK	Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler
CA	Cronbach Alpha
YG	Yapı Geçerliliği
MCMC	Markov Zinciri Monte Carlo
MIMIC	Çoklu Göstergeler Çoklu Nedenler Kuralı

1.GİRİŞ

Yapısal eşitlik modelleri (YEM), tüm dünyada kullanımı hızla artan, gözlenen ve gözlenemeyen değişkenler arasındaki ilişkileri inceleyen oldukça güçlü çok değişkenli analiz yöntemlerinden biridir.

Gizil (Gizli/Örtük/Saklı) değişkenler birçok bilimsel araştırma alanında büyük öneme sahip teorik veya varsayımsal yapılardır. İşsizlik oranları, bir markaya ait ürünün satış oranları, kişi başına düşen hekim sayısı, seçim sonuçları, gibi bilgiler açıklayıcı (betimsel) istatistiklerle yüzyıllardır kolaylıkla elde edilebilmektedir. Ancak 21. yüzyılda açıklayıcı yaklaşımlar yerine istatistik çalışmalarında nedensel ilişkileri keşfedici yaklaşımlar daha fazla görülür olmuştur. Çünkü pazarlamadan, stratejiye, davranış bilimlerinden sağlık bilimlerine kadar neredeyse her alanda nedenselliği ilişkilendirmek, araştırılan modellerdeki gizil yapıları çözümlemek, geleceğe dair atılacak adımlarda oldukça önemlidir. Başka bir ifadeyle YEM, doğrudan ölçülemeyen soyut yapılardan zekâ, tükenmişlik, mutluluk, moda, müşteri memnuniyeti, seyahat, alışveriş alışkanlıkları, obezite, okul performansı, rol çatışması ya da iş tatmini gibi gizil değişkenleri gözlenebilen başka değişkenlerle açıklayabilen bir yöntemdir. Son yıllarda biyomedikal araştırmalarda ve tıp alanında da büyük ilgi görmektedir [1].

YEM'in birçok bilimsel alanda yaygın kullanımının nedeni, araştırmacılara, temel teorilerin ölçülmesi ve test edilmesi için kapsamlı bir yöntem sağlamasıdır. YEM'i diğer analizlerden ayıran en önemli özelliği de ölçüm hatalarını dikkate almasıdır.

YEM oldukça ayrıntılı ve geniş bir konudur. YEM, regresyon, path (yol) analizi ve doğrulayıcı faktör analizini (DFA) içeren çok değişkenli bir yöntemdir. YEM'in temel özelliği, teoriye dayalı olması ve gizil değişkenler arasında nedensellik yapısının var olduğunu kabul etmesidir [2]. YEM öncelikli olarak bu teorik modelleri, veri seti ile doğrulanıp doğrulanmadığını ortaya koymayı amaçlar. Bu doğrulama genel olarak iki aşamada gerçekleştirilir. İlk aşamada modeldeki yapılara ait ölçümlerin ilgili yapıları doğru ölçüp ölçmediğine bakılır. Yani ölçüm modeli test edilir. İkinci aşamada da yapısal modeller incelenir.

Esas olarak bütün yapısal denklem modellerinin temel unsurları parametreleridir. Parametre, belirli bir çalışmada ilgili olan, belirli bir değişkenin ortalama veya varyansı gibi kitlenin karakteristiğine atıfta bulunan yapılardır. Bu karakteristiğin elde edilmesi zor olmakla birlikte, araştırmaya tabi tutulan olgunun anlaşılmasını kolaylaştırır ve bunun için uygun örnek istatistikler kullanılır. YEM'de parametreler genellikle klasik yöntemlerle (frequentist, sıklıkçı) örnek kovaryans matrisinden ve özel olarak gözlenen değişkenlerle ilgili paket programlar kullanılarak tahmin edilir [1].

Klasik yaklaşımlarda analizler asimptotik olarak normal dağılım varsayımı altında gerçekleştirilir. Bu varsayıma göre kovaryans matrisinin dağılımı ilgili örneklem boyutu büyükse normal dağılıma yaklaşır. Ancak araştırmacılar için bu varsayımların sağlanması pek mümkün olmayabilir. Özellikle tıp ve psikoloji gibi alanlarda yürütülen çalışmalarda büyük örneklem yapısını oluşturmak ya da davranış ve sosyal bilimler gibi eksik gözlemlerin olduğu, kategorik veri yapısının kullanıldığı araştırmalarda çok değişkenli normallikleri sağlamak pek mümkün olmayabilir. Bu durumda parametre ve standart hata tahminleri yanlış sonuçlar verme eğiliminde olacaktır. Hesaplamaların örneklem kovaryans matrisine dayandığı klasik YEM'in aksine 21.yy'da YEM'de Bayes yaklaşımı kullanılmaya başlanmıştır. Bayesci Yapısal Eşitlik Modelinde (BYEM) ham veriler ve önsel bilgiler kullanılarak sonsal dağılımlar elde edilir. Bu sayede klasik YEM'in yetersiz kaldığı durumlarda en uygun çözüm sağlanmaktadır. Bu yaklaşım çeşitli avantajlara sahiptir:

- Bayes yöntemleri test edilebilir hipotez aralığını genişletir ve sonuçlar sıfır (yokluk) hipotezi önemlilik testine dayanmayan sezgisel yorumlanabilir.
- Bayesci tahmin, önceki bulguları yeni verilerle birleştirerek, otomatik meta analizler sağlayan sonuçlar elde edebilir [3].
- Bayesci yaklaşımda istatistiksel yöntemlerin geliştirilmesi ampirik değerlerin (ham verilerin) birinci moment özelliklerine dayanmaktadır. Birinci moment özelliklerini uygulamak, örnek kovaryans matrisinin ikinci moment özelliklerinden daha kolaydır. Bu nedenle, karmaşık durumlarda uygulama kolaylığı sağlamaktadır.
- Klasik regresyon yönteminden daha iyi olan gizil değişkenlerin veya Bartlett'in faktör skoru tahminlerini elde etme yönteminden daha iyi bir şekilde tahmin edilmesini sağlar.

- Gözlenen verilerde mevcut bilgilere ek olarak gerçek ön bilgi kullanımını sağladığı için özellikle küçük veri setleri için sonsal dağılımın ortalama ve yüzdelik gibi yararlı istatistiklerini temin ederek daha güvenilir sonuçlar oluşturmaktadır [1, 4].
- Bayesci analizler daha az hesaplama gerektirdiği için daha çok ve yeni model tipleri analiz edilebilir [5].

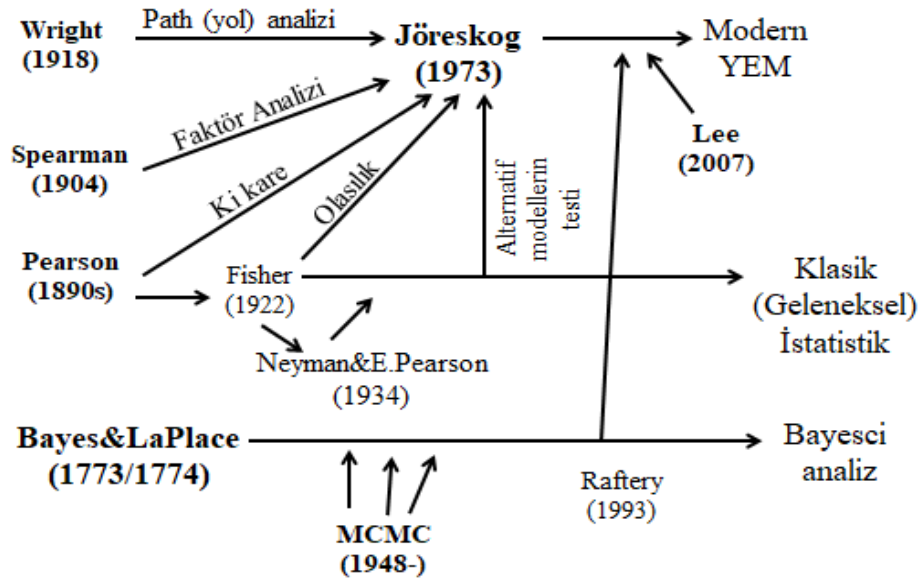
Bu tez çalışmasının amacı birçok alanda kullanılan YEM analizinde EÇO'ya dayalı klasik yaklaşım ile Bayesci yaklaşımı gerçek bir uygulama verisi ile karşılaştırmak; Bayesci yaklaşımın klasik yaklaşıma göre mevcut avantajlarını göstermektir.

Tezin ikinci bölümünde ayrıntılı olarak tarihsel gelişimi, YEM tanımı, temel kavramları, kullanılan yazılımlar ve son yıllarda klasik YEM yaklaşımının aksine yeni YEM yaklaşımları ile ilgili yapılan çalışmalar ve özellikle BYEM alanında yapılan çalışmalar için detaylı literatür taraması ile birlikte verilmiştir. Yapısal model türlerinden DFA ve Path analizinden kısaca bahsedilmiştir. Ek olarak klasik yaklaşımda parametre tahmin yöntemlerinden En Çok Olabilirlik (EÇO) tahmin yöntemi ile YEM'de model uyumunda yaygın kullanımı olan uyum ölçütleri verilmiştir. Üçüncü bölümde BYEM için kullanılan terimler ve ayrıntılı Bayesci yaklaşım verilmiştir. Dördüncü bölümde sıralı kategorik veriler için eşik değer yaklaşımı anlatılarak Beşinci bölümde Bayesci yaklaşımın klasik yaklaşıma göre avantajları karşılaştırmalı olarak anlatılmıştır. Tezin Altıncı bölümünde yapılan uygulamada SERVQUAL (hizmet kalitesi ölçüm modeli) üzerinden klasik YEM ve BYEM analizleri yapılarak model parametreleri tahmin edilmiş ve karşılaştırılmıştır. Tezin son bölümünde elde edilen sonuçlardan bahsedilmiş ve tezin önemli katkılarına değinilmiştir. Aynı zamanda klasik ve Bayesci yaklaşımların hangi durumlarda kullanılması gerektiği, BYEM'de karşılaşılabilecek sorunlara değinilmiş ve araştırmacılar için çözüm önerileri anlatılmıştır.

2. GENEL BİLGİLER

2.1.Tarihsel Gelişim

YEM’de genel yapıyı kimin ya da kimlerin oluşturduğunu söylemek oldukça zordur. Çünkü farklı disiplinlerden pek çok bilim adamının katkısıyla adım adım ilerlemiş ve günümüze kadar gelmiştir. YEM’deki gelişmelerin yönü, farklı alanlardaki disiplinlerin karşı karşıya kaldığı sorunlara göre farklılık göstermiştir. Bu kısımda detaylı olarak anlatılacak gelişmelerden örnek vermek gerekirse, path analizi; popülasyon genetiğinde kalıtımı modellemek ve daha sonra sosyolojide statü elde etmeyi modellemek için geliştirilmiştir. Faktör analizi; psikolojide zekânın yapısını keşfetmek için, eşanlı (eş zamanlı) denklem modelleri ise ekonomide arz ve talebi incelemek için geliştirilmiştir. Bu disipline özgü gelişmeler 1970’lerin başında YEM’e çok disiplinli bir yaklaşım oluşturmak için bir araya getirilmiştir. Daha sonra, 1980’ler boyunca EÇO tahmininin ve En Küçük Kareler (EKK) yönteminin varsayımlarını karşılamadığına yönelik YEM eleştirileri gündeme gelmeye başlamıştır. YEM destekçileri de klasik YEM’deki varsayımları karşılayamayan farklı veri setlerine göre yeni tahmin yöntemleri geliştirmişlerdir [6]. Bu yüzden günümüzde oldukça yaygın olarak kullanılan YEM; DFA, path analizi ve eşanlı denklem modellerinin birleşiminden oluşan çok değişkenli istatistiksel analiz yöntemi olarak da tanımlanmaktadır. Şekil 2.1’de YEM’in tarihsel gelişimi verilmiştir [7].



Şekil 2.1. YEM'in Tarihsel Gelişimi

Şekil 2.1’de verilen tarihsel gelişim kapsamında YEM’in tarihçesi iki kuşağa bölünebilir. İlk olarak birinci nesil olarak adlandırılan klasik YEM’in tanımlanmasıdır. Klasik YEM aslında iki ayrı istatistiksel geleneğin sentezi olarak ortaya çıkmıştır. İlk gelenek psikoloji ve psikometri disiplini ile geliştirilmiş faktör analizidir.

Özellikle sosyal bilimlerde yüzyıldan fazla bir süredir kullanılan faktör analizi 1896’da Karl Pearson’un iki değişken arasındaki ilişki için korelasyon katsayısını bulmasından sonra ortaya çıkmıştır. 1904’de Charles Spearman’ın korelasyon katsayısını kullanarak zihinsel yeteneklerin alt yapısı üzerine yaptığı çalışma ile literatürde genel faktör oluşumu olarak yer almıştır.

İkinci gelenek ise temel olarak ekonometri alanında geliştirilmiş, son dönemde genetik alanında da uygulanmaya başlanan eşanlı denklem modelleri olarak tanımlanmıştır.

Günümüzde kullanılan Modern YEM’in tarihine bakılacak olursa ilk adımın 20.yy’ın en etkili evrim biyologlarından biri olan biyometrisyen Sewall Wright ile atıldığı görülür. Wright’ın 1918 yılında kemik ölçümüne dayalı büyüklük bileşenlerini tahmin ettiği çalışmasında ortaya koyduğu path analizi oldukça şaşırtıcı olmuştur. Wright path diyagramında model parametreleri ile değişkenler arası ilişkileri göstererek esas katkıyı sağlamıştır. Modelin görsel sunumu olarak da kullanılabilen görsel path şemaları Wright’ın buluşu olarak literatüre geçmiştir. Wright aynı zamanda model eşitliklerinin doğrudan, dolaylı, toplam etkileri olmak üzere nasıl hesaplanacağını da göstermiştir [8, 9].

Ancak Wright özellikle evrim teorisindeki çalışmalarının omurgası olan path analizini bulmasına rağmen bu çalışması biyologlar tarafından uzun süre göz ardı edilmiştir. Aslında sadece biyologlar tarafından değil ekonometristler ve istatistikçiler tarafından da büyük oranda görmezden gelinmiştir. Shipley [10], 2000 yılındaki çalışmasında bunun iki nedenden kaynaklandığını söylemektedir. Birincisi, yirminci yüzyılın başında önde gelen iki istatistik okulunun felsefi ve metodolojik temellerine karşı koymasındır. Çünkü Pearson’un Okulu, Wright’ın nedenlerini birbiriyle ilişkilendirmekten ayırması gerektiğini düşünmekten hoşlanmamıştır. İkinci olarak, Fisher’ın realist okulu da Wright’ın, korelasyonlara bakarak nedenleri inceleyebileceği fikrinden hoşlanmamıştır.

Ayrıca path analizi, Fisher'in istatistiksel yöntemleri ile karşılaştırıldığında metodolojik olarak eksik kalmış, aynı anda görülen rasgele deneylerle birlikte varyans analizine dayalı gerçekleşmiştir. Dolayısıyla profesyonel istatistikçiler Wright'ın path analizini görmezden gelmiştir. Biyologlar o dönem çıkarımsal istatistikleri içeren, deneysel tasarıma dayanan ve anlaşılması daha kolay olan Fisher'in yöntemlerine yönelmiştir. Aynı şekilde klasik istatistikçiler de 1950'lilere kadar Spearman'ın faktör modellerinde ısrarcı olsalar da özellikle psikometri ve sosyoloji alanında Wright'ın path analizi yeni bir bakış açısı getirmiş; istatistiksel hesaplama kapasitesinin tekrar tanımlanması ve genişletilmesi ile oldukça popülerlik kazanmıştır. Wright'ın path modelleri, nüfus genetiğinin pek çoğu için de temel oluşturmuştur [6].

Anderson ve Rubin sonrasında Jöreskog ve daha birçok araştırmacının çalışmaları ağırlıklandırma örüntüleri ve faktör sayılarına bağlı hipotezlerin testine olanak tanıyan DFA metodolojisinin önünü açmıştır. Bugün kullanılan DFA terimi, 1950'lerde Howe, Anderson ve Rubin ve Lawley'in çalışmalarına dayanmaktadır. Bu yöntem, tanımlanmış bir yapının veri setine uyumlu olup olmadığını test etmek için 1960'lı yıllarda Jöreskog tarafından geliştirilmiştir. Jöreskog, 1963 yılında bilimsel çalışmalarını tamamlamış, 1969 yılında DFA ile ilgili ilk makalesini yayımlamış ve daha sonra ilk DFA yazılımının geliştirilmesine katkıda bulunmuştur.

Bilindiği gibi Açıklayıcı/Keşfedici (Exploratory) Faktör Analizi (AFA) yüz yılı aşkın bir süredir ölçme araçları oluşturmak için kullanılmaktadır, DFA ise teorik yapıların varlığını sınamak için kullanılmaktadır [8].

Özellikle Jöreskog, Lawley ve Maxwell, Jöreskog ve Lawley'e ait çalışmalar faktör analizine EÇO temelli yaklaşımı kazandırmıştır. EÇO yaklaşımı, araştırmacıya değişkenler arası ilişkilerin açıklanmasında sunulan faktörlerin sayısına göre tanımlanmış hipotezleri test etme şansı tanımıştır. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GEKK) yaklaşımı sonradan 1972 yılında Jöreskog ve Goldberger tarafından geliştirilmiştir [11].

Sosyal bilimlerde path analizine bir sonraki öneri, path sembollerini ve path analizinin diğer özelliklerini sunumlarına dahil eden Jöreskog, Keesing ve Wiley tarafından ortaya atılmıştır [12]. Bu nedenle YEM önceleri Jöreskog, Keesling ve Wiley'ın ilk çalışmalarıyla JKW modeli olarak literatürde yer almıştır.

Jöreskog (1970, 1973, 1978), yayınladığı bir dizi makalesinde, kovaryans analizine genel bir yaklaşımı ve LISREL (Linear Structural Relations) adlı bir bilgisayar programını tanıtmıştır ve bu programı, "Doğrusal Yapısal Eşitlik Modelleri "olarak adlandırmıştır. Aynı zamanda Keesling (1972) doktora tezinde ve Wilber (1973) Goldberger-Duncan ciltlerinde hemen hemen aynı modelleri sunmuştur. Ancak DFA'yı geliştirmesi ve LISREL yazılımından dolayı Jöreskog bu konuda daha yönlendirici olmuştur. Çünkü Yapısal eşitlik modelinin uzantıları LISREL'in ortaya çıkışından sonraki yirmi yıl içerisinde çok hızlı bir gelişme göstermiştir. 1970'lerden sonraki yirmi yıl içerisinde; YEM'e olan ilginin hızla artması, YEM ile ilgili konularda yoğunlaşan çok popüler ve etkin bir tartışma listesi olan SEMNET'in* yanı sıra YEM'e adanmış bilimsel bir yayının** (*Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*) oluşturulması ile sonuçlanmıştır [13].

Bu dönemdeki YEM'in kullanılmasıyla ilgili bazı çalışmalara bakıldığında: tabakalaşma, sosyal psikoloji, psikoloji, pazarlama, sağlık, sosyoloji, kriminoloji, ergenlik ve popülasyon genetiğini gösterebilir [14-20]. Alwin ve Hauser [21], path analizi kullanarak toplam, doğrudan ve dolaylı etkilere ayrılan etkileri sistematik bir şekilde ele almışlardır. Kenny ve Judd [22], gizil değişkenler arasında ürün terimleriyle LISREL modelinin nasıl tahmin edilebileceğini göstermiştir. Jöreskog ve Yang [23], Browne'un moment matrisi üzerinde kullanılan DFA tahmincisinin, Kenny-Judd modelinde parametrelerin tutarlı tahminlerinin yanı sıra tutarlı standart hatalar ve uyum istatistikleri sağladığını, Matsueda ve Bielby ile Satorra ve Saris [24, 25], bağımsız olarak kovaryans yapısı modellerinde olasılık oranı testinin gücünü nasıl hesaplayacaklarını göstermişlerdir [6].

*SEMNET: 1993 yılında oluşturulmuş, 75 ülkeden yaklaşık 1500 üyeden oluşan bir platformdur. İnternet aracılığı ile elektronik postaya (e-mail) dayalı oluşturulmuş bu platformda YEM alanında çalışan yüzlerce araştırmacının yararlanabildiği uluslararası bir iletişim ağı olma özelliği taşımaktadır [26].

** *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, Lawrence Erlbaum ve Associates tarafından yayınlanan bir dergidir.

20. yüzyılın sonlarına doğru YEM konusundaki çalışmalarının artması ve veri setlerinin farklılaşması gibi nedenlerden YEM’de yeni tahminleme yöntemleri geliştirilmiştir. İkinci nesil YEM olarak da adlandırabileceğimiz bu gelişmede farklı YEM modelleri kullanılmaya başlanmıştır. İkinci nesil YEM genel olarak başka bir birleşme ile tanımlanabilir. Burada kategorik gizil değişkenler için modeller birleştirilmiştir [27]. Sürekli ve kategorik gizil değişkenlerin genel modellemeye YEM çerçevesinde uyumu, bu alanda güçlü bir teori sağlamış ve önemli uygulamalarda belirgin bir artışa neden olmuştur.

Birinci ve ikinci nesil YEM’e paralel bir gelişme de bu tez çalışmasının asıl konusunu oluşturan karmaşık modeller için Bayesci Yapısal Eşitlik Modelinin (BYEM) kullanılması olmuştur [28].

Bayes teoremine dayanan BYEM son zamanlarda yeni yeni kullanılmaya başlansa da Bayesci yaklaşımın ortaya çıkışı çok daha eski yıllarda olmuştur. Bayesci (Bayesyen, Bayesian) yaklaşım, İngiltere’de yaşayan matematikçi ve aynı zamanda teolog olan Thomas Bayes tarafından yazılmış; ölümünden (1761) birkaç yıl sonra arkadaşı Richard Price (1764) tarafından bulunarak yayınlanan bir denemeyle ortaya çıkmıştır [29]. Şans Doktrini’nde Bir Sorunun Çözülmesine Yönelik Bir Deneme (An Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances) isimli çalışmasıyla ortaya koyduğu yaklaşım birçok istatistikçi ve matematikçiye heyecanlandırmıştır. Araştırmacıların bir kısmı Bayes teoremini devrim olarak ifade etmektedir. Çünkü mevcut tüm varsayımların değerlendirilip tahminleme yapıldığı bir dönemde, inancı, tecrübeyi, yani önsel bilgiyi de dikkate alıp en yüksek olasılığa ulaşmayı amaçlayan bu yaklaşım bir bakıma tümevarım yöntemiyle istatistik alanına yeni bir bakış açısı kazandırmıştır (Ayrıntılı bilgi için “Bayesian Computation: A Statistical Revolution” çalışmasına bakılabilir.) [30].

Bayes yaklaşımı Laplace, Edgeworth, Wald, Galton, Pearson, Jeffreys, Savage, Finetti, Lindler, Schlaifer gibi bilim adamlarının katkılarıyla geliştirilmiştir. (Ayrıntılı bilgi için Fienberg çalışmasına bakılabilir [31].)

Analizlerde matematiksel yapıların karmaşıklığı ve integral hesaplamalarındaki zorluklar nedeniyle N Metropolis BYEM 'de kullanılan , Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) tekniğinin temellerini oluşturan çalışmaları gerçekleştirmiş, W.K. Hastings de tekniğin istatistik alanındaki uygulamalarını geliştirmiştir. Tüm bu gelişmeler bilgisayar yazılımları ile de desteklenerek 20.yy'dan sonra Bayes yaklaşımının YEM modellerinde kullanımını artırmıştır. Böylece uygulamada son derece pratik çözümler sağlamasından dolayı BYEM araştırmacılar arasında hızla yaygınlaşan analiz yöntemlerinden biri olmuştur [29].

2.2. Kullanılan Programlar

Jöreskog ve Van Thillo ilk olarak Eğitimsel Test Hizmetinde (ETS) LISREL yazılım programını bir matris komut dili (Yunanca ve matris gösterimiyle kapsayan) kullanarak geliştirmişlerdir. Bu programın ilk halka açık versiyon olan LISREL III 1976'da piyasaya çıkmıştır. 1980'lerden sonra Bentler EQS adını verdiği bir yazılım geliştirmiştir [32]. LISREL ve EQS'den sonra AMOS programı yaygınlaşmaya başlamıştır [33]. Kullanıcı dostu yazılımların geliştirilmesiyle YEM çalışmalarının artışı LISCOMP, RAMONA, LINCOS, SAS PROC CALIS, CALIS, TETRAD, SEPATH, MECOSA, MPLUS ve WinBUGS gibi yazılımların kullanımını da artırmıştır. Ayrıca YEM modelleri için SYSTAT/RAMONA, STATA 12, R (Free open source software, R Team) paket programı da tercih edilmektedir. Paket programları kullanıcıların ihtiyaçlarına göre tercih edilmektedir. Özellikle Doğrusal Olmayan YEM ve BYEM için AMOS, WinBUGS, R, SAS, JAGS ve OPENBUGS paket programları tercih edilirken genel anlamda en çok LISREL, AMOS, MPLUS, R, SAS, WinBUGS ve OpenBUGS paket programları tercih edilmektedir.

2.3. Son Yıllarda Geliştirilen Parametre Tahmin Yöntemleri

Literatüre bakıldığında YEM ile ilgili yüzlerce çalışma bulunabilir. Ancak bu çalışmaların ve yararlanılan bilgisayar programlarının çoğunun önceki bölümlerde de anlatıldığı üzere normal dağılım varsayımına dayalı ve kovaryans yapısına odaklanmış çalışmalardan oluştuğu görülmektedir. Özellikle son yirmi yılda uygulamalarda eksik olan heterojen, hiyerarşik veya kayıp veri olarak adlandırılan veri yapılarına uygun çalışmaların artması ve kullanıcı dostu paket programların da bu anlamda geliştirilmesi Bayes yaklaşımının YEM 'de uygulanabilirliğini artırmıştır. Yeni dönemdeki çalışmalar Çok Düzeyli YEM, MIMIC (Multiple Indicators and Multiple Causes) Modeli, Karma (mixture) Modeller, İkinci Dereceden Doğrulayıcı Faktör Analizi (Second-order CFA) ,Monte Carlo Simülasyonu, BYEM gibi klasik YEM varsayımlarını sağlamayan modeller üzerine odaklanmıştır. Geliştirilen yöntemlerden en önemlileri aşağıda verilmiştir:

- i. İki değerli değişkenlere ve/ya da sıralı kategorik değişlere sahip YEM'ler
 - ii. Doğrusal Olmayan YEM'ler
 - iii. İki Aşamalı ya da Çok Düzeyli Karışım (mixtures) YEM'ler
 - iv. Kayıp verilere sahip YEM'ler
 - v. Üstel aile dağılımlarından gelen değişkenlere sahip YEM'ler
 - vi. Boylamsal (longitudual) YEM'ler;
 - vii. Yarıparametrik (semiparametrik) YEM'ler
 - viii. Dönüşüm YEM'ler
- biçiminde sıralanabilir [34, 35].

Ek olarak Palomo ve diğerlerinin 2005 yılındaki BYEM çalışmaları, Lee'nin 2007 yılındaki Bayes Yaklaşımı ile YEM kitabı, Muthen ve Asparouhuv'un 2010 yılındaki Mplus ile BYEM çalışmaları, Kaplan ve Depoli'nin 2012 yılındaki BYEM çalışmaları, Song ve Lee'nin 2012 yılında tıp ve davranış bilimleri uygulamaları ile basit ve ileri düzey BYEM kitabı bu alanda çalışmak isteyen araştırmacılar için rehberlik etmiş; yöntemin yaygınlaşmasına büyük katkı sağlamıştır. Literatüre bakıldığında:

Demeyer ve diğerleri, (2010), çalışmalarında Avrupa Müşteri Memnuniyeti İndeks Modelini (ECSI) baz alarak pazarlama stratejilerinde imaj, tatmin ve sadakat arasındaki ilişkiyi incelemek için BYEM yöntemini kullanmışlardır. Uygulamada kullandıkları

sıralı ve sürekli değişkenlerden oluşan veri setinde Gibbs örnekleyicisinin avantajlarını göstermişlerdir [36].

Song ve diğerleri (2011), parametrik ve yarı parametrik BYEM'leri karşılaştırmışlardır. Yaptıkları çalışmada adına Lv. ölçümü olarak tanımladıkları yarı parametrik yapısal eşitlik modellerini içeren modeller için Bayes modelini tanıtmışlardır. Parametrik yapısal eşitlik modelleri gibi Bayesian Bilgi Kriteri (BIC) ve Deviance Bilgi Kriteri (DIC) gibi karşılaştırma istatistikleri kullanmışlardır. Çalışmalarında diyabet hastalarında geliştirilen metodolojiyi göstermek için böbrek hastalığını etkileyen faktörleri incelemişlerdir. Uygulamada R2WinBUGS paketini kullanarak sonsal dağılımdan elde edilen verileri R paket programında analiz etmişlerdir. Yarıparametrik YEM'ler için, gözlemlenen veri olasılığını veya marjinal olasılıkları hesaplamak son derece zor olduğundan, Lv- ölçüsünün tek seçenek olarak görüldüğünden bahsetmişlerdir. Ölçeğin esnek, doğru ve hesaplama açısından verimli olduğunu göstermişlerdir [37].

Ozechowski (2014), çalışmasında deneysel Bayes MCMC modellemesi ile klinik çalışmalarda tedavi süreçlerinin tahmin edilmesini ve küçük örneklemelerde YEM kullanarak karmaşık değişim mekanizmalarını incelemiştir. Çalışmasında uygulama verisi olarak İşlevsel Aile Terapisi alan 23 aileden oluşan küçük örneklem verisini kullanmıştır. Analiz sonuçlarında deneysel Bayes MCMC yöntemlerinin, özellikle YEM'deki değişim faktörleri üzerindeki varyanslarla ilgili olarak, klasik yaklaşımdan daha kararlı sonuçlar verdiğini göstermiştir [38].

Stenling ve diğerleri (2015), çalışmalarında ana akım psikolojide BYEM'in artan kullanımına karşın spor ve egzersiz psikolojisindeki uygulamasının azlığına dikkat çekmek amacıyla Spor Motivasyon Ölçeği II kullanarak spor ve egzersiz yapma psikolojisini etkileyen faktörleri incelemişlerdir. Çalışmalarına İsveç'teki bir spor lisesinden ve spor takımlarından alınan 380 sporcu katılmıştır. Uygulamada Mplus paket programından yararlanmışlardır. Analiz sonuçlarında model verilerinin BYEM tahminleri ile ML'ye dayalı YEM tahminlerini tartışmışlardır [39].

Yanuar (2014), çalışmasında BYEM analizinde tahmin sürecini MCMC simülasyon tekniklerinden Gibbs örnekleme yöntemini kullanarak özetlemiştir. Çalışmada 2006 yılında Malezya’da gerçekleştirilen Üçüncü Ulusal Morbidite Araştırmasının sağlık indeks modeli veri setini kullanmıştır. Analizler için WinBUGS paket programını kullanmıştır. Klasik YEM’e göre normallik varsayımını sağlamayan kategorik veriler için BYEM parametre tahminlerinin daha tutarlı olduğunu göstermiştir [40].

Merkle ve Rosseel (2015), BYEM’i JAGS paket programı ile tahmin etmede ve sonuçların özetlenmesinde kullanılan bir R paketi olan “blavaan”ı tanıtan bir çalışma yayınlamışlardır. Çalışmada bu modellerin JAGS’de tahmin edilmesini kolaylaştıran, artıkların kovaryansları ile bu modelleri tahmin etmek için yeni bir parametre genişletme yaklaşımını da açıklamışlardır [41].

Thanoon ve Adnan (2016), çalışmalarında karışık kovaryanta ve sıralı kategorik verilere sahip doğrusal olmayan gizil veri modelleri ile doğrusal modellerin Bayes analizi ile karşılaştırmasını yapmışlardır. Parametre tahminleri ve model karşılaştırması için Gibbs örnekleme yöntemini uygulamışlardır. Önerilen yöntem için gerçek bir uygulama ile Yaşam Kalite Ölçeğini OpenBUGS paket programı yardımı ile analiz etmişler ve Bayes analizinin avantajlarını tartışmışlardır [42].

Radzi ve diğerleri (2016), çocukların yaşam tarzı indeksini YEM’de klasik ve Bayes tahminleme yöntemleri ile karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında kullandıkları gerçek veri seti 7-12 yaş arası çocuklu 452 gönüllü Çinli aileden oluşmuştur. Uygulamada AMOS ve WinBUGS paket programlarını kullanmışlardır. Araştırmada hem klasik YEM’de hem de BYEM’de ebeveynlerin sosyoekonomik statüsü ve ebeveyn yaşam tarzının çocukların yaşam tarzı üzerindeki etkisi önemli çıkmıştır. Ancak Bayes tahmin modelinin, klasik tahmin modelinden farklı olarak verilerle daha iyi uyum sergilediğini göstermişlerdir [43].

Mwangi ve Wanjoya (2016), Kenya’da ulusal kültüre dayalı olan Hofstede modelini ve iş performansını Nairobi’de çalışanlara uygulamışlar ve küçük örneklem için hem klasik YEM hem de BYEM yöntemiyle karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında ulusal kültürel değerlerin iş performansı üzerindeki etkisini incelemişlerdir Uygulamada OpenBUGS ve R paket programlarından yararlanmışlardır. En Çok Olabilirliğe dayalı YEM ve BYEM için analiz sonuçları benzer sonuçlar vermiş ancak klasik YEM’de hata tahminlerinin daha yüksek çıktığını göstermişlerdir [44].

Dombrowski ve diğerleri (2018) 2-17 yaş arası çocuklar ve ergenler için bireysel olarak uygulanan diferansiyel yetenek ölçeklerinin gizil yapılarını incelemek için BYEM kullanmışlardır. Uygulamada Mplus paket programından yararlanmışlardır. Çalışmalarında BYEM yönteminin avantajını sadece yetenek ölçeklerindeki faktör yapılarını incelemek için değil aynı zamanda zeka testi yapılarının psikometrik incelemelerinde de kolaylık sağladığını belirtmişlerdir [45].

Kim ve Park (2017) kıyı yönetiminde su kalitesi için Kore’nin Saemangeum sahilinin durumunu okyanus verilerini kullanarak BYEM ile incelemişlerdir. Okyanus biliminde önem arz eden kıyı deniz ortamlarının modellenmesi için Bayesci yaklaşımı önermişlerdir. Uygulamada WinBUGS paket programından yararlanmışlardır. Çalışmalarında BYEM sonuçlarının klasik yöntemlere göre daha geçerli farklılıklar oluşturduğunu ve kıyı şeridi kalite yönetiminde sürdürülebilir kıyı gelişmesine yardımcı olduğunu göstermişlerdir [46].

Shi ve diğerleri (2017), araştırma problemlerinde faktöriyel değişmezliğin belirlenmesinde BYEM kullanmışlardır. Değişmez parametrelerin bulunması için uygulamalarında bilgi içeren önsellerden yararlanmışlardır. Uygulamada Mplus paket programını kullanmışlardır. Çalışmalarında referans göstergelerin tanımlanması ve değişmez parametrelerin yerini bulmada BYEM’in , klasik YEM’e göre daha güçlü tahminleme sağladığını göstermişlerdir [47].

Jenatabadi ve diğerleri (2017), çalışmalarında son dönemlerde yaygın öğrenme yaklaşımı olarak kabul edilen E-öğrenme yöntemini Facebook aracılığı ile Birleşik Teknoloji Kabul ve Kullanım Teorisi ile incelemişlerdir. Çalışmalarında Malezya'daki Malaya Üniversitesi'nde İş İstatistikleri dersine kayıtlı 170 öğrencinin katılım sağladığı gerçek veri setini kullanmışlardır. Facebook'un e-öğrenmede etkili bir eğitim aracı olup olmadığını klasik YEM ve BYEM yöntemleri ile test etmişlerdir. Uygulamada AMOS ve WinBUGS paket programlarından yararlanmışlardır. Yöntemler arasındaki farklılıklardan kaynaklanan performans beklentisinin ve hedonik motivasyonun, e-öğrenmeyi Facebook aracılığıyla kullanma niyetini etkileyen en güçlü faktör olduğunu göstermişlerdir [48].

R M ve Jacob (2018), çalışmalarında yönetim araştırmacıları için Bayes yöntemlerini yaygınlaştırmayı amaçlamışlardır. Çalışmalarında Bayesci DFA, BYEM, arabuluculuk ve moderasyon analizine odaklanmışlardır. Uygulamada Müşteri Oryantasyonunu, İş Memnuniyeti ve Uyarlanabilir Satış Davranışı ile ilişkilendirdikleri model için 172 ilaç satış temsilcisinden toplanan verileri AMOS paket programı yardımıyla BYEM ile analiz etmişlerdir. Çalışmada yönetim uzmanlarının istatistikçi olmadıkları için genelde klasik YEM ile modellerini doğruladıklarını ancak sunduğu faydalar sayesinde BYEM ile daha pratik avantajlar elde edebileceklerini göstermişlerdir [49].

Rahmadita ve diğerleri (2018), çalışmalarında BYEM kullanarak Hasta Sadakat Modeli oluşturmuşlardır. Hasta sadakatini, hastane hizmetlerinin kalitesi ve hasta memnuniyeti ile ilişkilendirmişlerdir. Sağlık hizmeti kavramlarının ilgili çok boyutlu ve çok değişkenli faktör yapılarından dolayı kullanılabilecek en uygun yöntemlerden birinin YEM olduğunu savunarak klasik YEM ve BYEM yöntemlerini karşılaştırmışlardır. Uygulamada Padang şehrindeki seçilmiş bir hastanede sağlık hizmetini alan 150 katılımcıyı kapsayan anket çalışmasındaki verilerden ve WinBUGS paket programından yararlanmışlardır. Analiz sonuçlarında BYEM'e dayalı yöntem ile hastane hizmet kalitesinin ve hasta memnuniyetinin hasta sadakati ile önemli ölçüde ilişkili olduğunu bulmuşlardır [50].

YEM konusundaki alıřmalara 1990'lı yılların sonundan itibaren lkemizde de bařlanmıř olup bunlar arasında BYEM ile ilgili dikkat ekenlerinden bazıları ařağıda verilmiřtir.

řehribanoğılu (2012), alıřmasında YEM'de MCMC yntemlerinden olan Gibbs rneklemesi'nin kullanımına ve teorik yaklařımlarına yer vermiřtir. Ulusal alandaki ilk olan alıřmasında gerek bir veri seti zerinden YEM'de klasik parametre tahmin yntemi olan EO ile Bayes Tahminini karřılařtırmıřtır. Uygulamada LISREL WinBUGS ve AMOS paket programlarını kullanarak analiz sonularını tartıřmıřtır [51].

Murat (2012), alıřmasında Doğırusal YEM ve Doğırusal Olmayan YEM'ler iin parametre tahminlerinde Klasik ve Bayesci yaklařımı gerek bir uygulama verisinde karřılařtırmalı olarak gstermiřtir. Uygulamada klasik zm iin LISREL ,Bayes zm iin WinBUGS paket programını kullanmıřtır. Analiz sonularında klasik ve Bayesci yaklařımların farklı sonular verdiğıni; parametre tahmininde Bayesci yaklařımın alıřmada kurulan model ile daha uyumlu sonular verdiğıni gstermiřtir [52].

ztaner (2014), ila dozlama tahminleri iin Warfarin Dozlama algoritmalarının doğıruluğunu değıerlendirmiřtir. alıřmasında hiyerarřık doğırusal olmayan YEM ve Warfarin Dozuna etkisini incelemek amacıyla BYEM'in karřılařtırmalı sonularını incelemiřtir. Uygulamada SPSS AMOS paket programı yardımı ile Uluslararası Warfarin Farmakogenetik Konsorsiyumu tarafından sağılanan 5700 denekten elde edilen veri seti kullanılmıřtır [53].

Altındağı (2015), alıřmasında Doğırusal Olmayan YEM'lerde model seimi iin Bayesci yaklařımı incelenmiřtir. alıřmasında uygulama verisi olarak Trkiye İstatistik Kurumunun (TİİK) 2013 yılına ait Yařam Memnuniyeti Arařtırmasından yararlanmıřtır. Uygulamada WinBUGS paket programından yararlanılarak ikametgâh memnuniyetini aıklayacak en uygun kurumsal modelin belirlenmesi amalanmıřtır [54].

Doğan (2017), çalışmasında Teknoloji Kabul Modelini (TKM) kullanarak YEM’de parametre tahminleri için klasik yaklaşımı ve Bayesci yaklaşımı karşılaştırmıştır. Klasik yaklaşımda parametre tahmini için EÇO ve Sağlam En Çok Olabilirlik (Robust Maximum Likelihood: SEÇO) yöntemini kullanmıştır. Bayesci yaklaşımda ise parametre tahminleri için MCMC simülasyon tekniklerinden Gibbs örnekleme yöntemini kullanmıştır. Uygulamada Lisrel, R ve OpenBUGS paket programlarını kullanmıştır. Çalışmada küçük örneklem boyutunda BYEM’in avantajlarını tartışmıştır [55].

2.4.Yapısal Eşitlik Modeli Temel Kavramlar ve Varsayımlar

YEM analizinde temel kavramlardan en çok üstünde durulan iki önemli değişken türü “gözlenen değişkenler” ve “gizil değişkenlerdir”.

Gözlenen (manifest, observed) değişkenler: Anket, test, ölçek gibi ölçüm araçlarıyla gerçekte doğrudan ölçülebilen değişkenlerdir.

Gizil (latent; örtük) değişkenler: Doğrudan ölçülemeyen, gözlenemeyen ve araştırmacıların asıl olarak ilgilendikleri daha önceki bölümde de bahsedilen yetenek, zeka, motivasyon, moda gibi soyut yapılardır.

YEM’de gizil değişkenler gözlenen değişkenler yardımıyla açıklanmaktadır. YEM’de değişken türü tanımlanırken bağımlı değişken kavramının yerine “**içsel gizil (endogenous, endojen) değişken**”, bağımsız değişken kavramının yerine “**dışsal (exogenous, exojen) gizil değişken**” ifadesi kullanılır. Çünkü çoklu regresyon analizinin aksine YEM’deki bir değişken, bazı değişkenler/değişken için bağımsız iken diğer değişkenler/ değişken için bağımlı olabilmektedir [56, 57]. YEM’deki genel yapı, yapısal katsayılar ile açıklanmaktadır. **Yapısal katsayı**, dışsal gizil değişkende bir birimlik artışın içsel gizil değişkende ortaya çıkan değişimin miktarını gösterir.

Belirli bir veri setine YEM uygulamadan önce bazı varsayımların yerine getirilmesi gerekir. Bu varsayımlar aşağıda verilmiştir:

- i. Verilerin çok değişkenli normalliği sağlaması

YEM ’de veri kümesinin normal dağılmış bir ana kütleden alındığı varsayılmaktadır. Bu nedenle, verileri temsil eden değişkenlerin ortak dağılımı çok değişkenli normal dağılımı takip eder. Bu koşul yerine getirilirse parametreleri ve standart hata değerlerini tahmin etmek için kullanılması tavsiye edilen yöntem EÇO’dur [40]. Ancak genelde

sosyal bilimlerde sıklıkla kullanılan sıralı ya da kesikli değişkenlerin olması, çoklu normal dağılımın sağlanmamasına sebep olur. Bu durum Ki-kare değerinin büyük çıkarak sonucun anlamsız olduğu halde anlamlı çıkmasına neden olabilir.

ii. Büyük örneklem hacmi ile çalışılması

Çeşitli faktörler bu gereksinimi etkilediği için örneklem hacminin büyüklüğünün ne kadar olması gerektiği sorusuna verilmiş kesin bir cevap yoktur. Karmaşık modeller basit modellerden daha fazla parametre tahmini içerir. Bu nedenle sonuçların oldukça kararlı olması için büyük örneklem gereklidir [9].

iii. Çoklu ölçümlerin yapılması

Teorik yapılar için çoklu ölçümler yapılması önemlidir. Yani her gizil değişken birden çok (yaygın kullanım her bir faktör için en az üç gözlenen değişkenin kullanılması) gözlenen değişken ile ölçülmelidir. Eğer bir faktör yalnızca bir gözlenen değişken tarafından ölçülürse ölçüm hatası modellenemez ve tespit edilemez [58].

iv. Doğrusallık

Gözlenen ve gizil değişkenlerle ilgili tüm ilişkilerin doğrusal olduğu varsayılır.

v. Verilerin sürekli olması

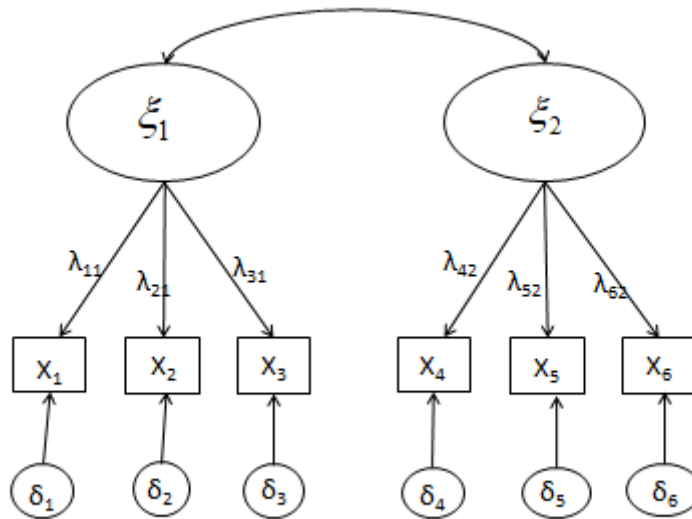
Sosyal ve psikolojik veriler genel olarak sıralı (ordinal) olduğu için bu varsayımın sağlanması mümkün olmamaktadır.

vi. Verilerin homojen olması, aykırı değerler gibi aşırı durumların olmaması [27]

Varsayımlar yerine getirildikten sonra model oluşturma süreci başlar. YEM oluşturmada ilk aşama konu ile ilgili önceki araştırma ve bilgilere dayanarak teorinin belirlenmesidir. İkinci aşamada teori doğrultusunda model oluşturulur. Üçüncü aşamada modelin test edileceği örneklem belirlenerek veriler toplanır. Dördüncü aşamada yapısal eşitliklerle tanımlanan parametre tahminleri yapılır. Elde edilen verilerle kurulan teorik modelin uyumunu belirlemek için uyum iyiliği indeksleri incelenir. Eğer model uyumlu değilse modelde gerekli düzeltmeler yapılarak test tekrarlanır. Son aşamada modelin doğruluğu teyit edilerek sonuçlar yorumlanır [59].

2.4.1.Doğrulayıcı Faktör Analizi

Açıklayıcı faktör analizi (AFA) doğrudan gözlenebilen değişkenler arasında var olan ilişkileri inceler ve bunu yaparken de çok sayıdaki değişkeni daha küçük (az) boyutlara indirger. Belirli bir model belirlemeden değişkenlerin birbirleri ile olan ilişkisinde temel faktör yapılarını açıklama ve gizil yapıların sayısını belirleme amacı taşır. DFA, YEM'in özel bir durumudur; ölçüm modelini oluşturur ve AFA ile oluşturulan faktör yapısına ilişkin hipotezlerin doğrulanması amacıyla kullanılır. Yani belirlenmiş faktörlere katkıda bulunarak değişken gruplarının bu faktörler ile yeterince açıklanıp açıklanmadığını test eder. Bu nedenle, DFA'da teori önce gelir, model sonra türetilir ve son olarak model gözlemlenen verilerle tutarlılık açısından test edilir [60]. DFA'nın şekilsel gösterimi yani ölçüm modeli Şekil 2.2'de verildiği gibidir [12].

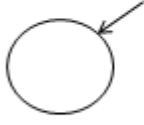


Şekil 2.2. DFA'nın Şekilsel Gösterimi

2.4.2. Path Analizi

Path analizi ile gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiler modellenir. Path analizinin diğer analizlerden farkı değişkenler arasında bulunan doğrudan ve dolaylı etkileri analiz edebilmesidir. Aralarında nedensellik olduğu düşünülen değişkenler arasındaki ilişkiler path diyagramları ile gösterilmektedir. Modeldeki hipotezleri göstermek ve analiz sonuçlarını bir bütün olarak özetlemek açısından path analizinde kullanılan diyagramlar araştırmacılara kolaylık sağlamaktadır [61]. Diyagramda kullanılan şekiller Çizelge 2.1'deki gibidir [8]:

Çizelge 2.1. Path Analizinde Kullanılan Semboller

 veya 	Gizil Değişken
 veya 	Gözlenen Değişken
 veya 	Tek yönlü ilişki
 veya 	Gizil Değişkende Hata
 veya 	Gözlenen Değişkende Ölçüm Hatası
 veya 	Değişkenler arası korelasyon

2.5. Yapısal Eşitlik Modeli

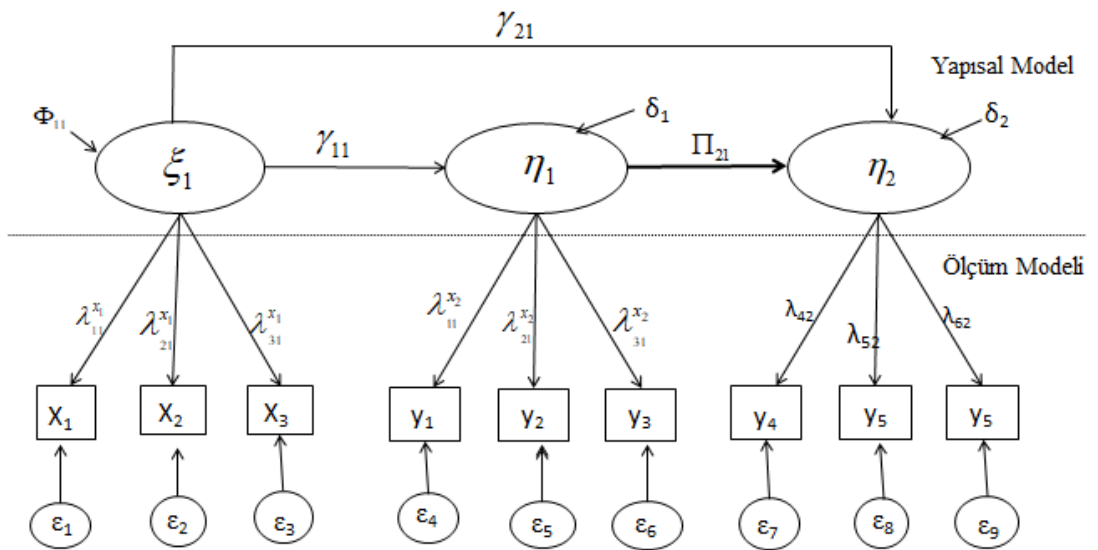
YEM'de amaç bir veya daha fazla gözlenen değişkenle gerçekte gözlenemeyen ve doğrudan ölçülemeyen gizil yapılar arasındaki ilişkiler sistemini açıklamaktır. Yani kurulan teorik modelin örneklem verileri ile ne ölçüde desteklendiğini belirlemek ve modelin temel yapıları arasındaki ilişkileri tahmin etmektir [8]. Çoğu araştırmacı istatistiksel yöntemleri bireysel gözlemlerin modellenmesi olarak düşünerek model kurmaktadır.

Örnek olarak çoklu regresyonda ya da ANOVA'da, regresyon katsayıları veya hata varyansının tahminleri EKK tahmin yöntemiyle hesaplanır. Oysaki YEM'de sadece bireysel gözlemlerin incelenmesi yerine kovaryanslar dikkate alınır. Örneklem kovaryans matrisi ile model kovaryans matrisinin eşit olması beklenir. Başka bir ifadeyle gözlenen ve tahmin edilen bireysel gözlemlerin fonksiyonlarını en aza indirmek yerine örneklem kovaryans matrisi ile model kovaryans matrisi arasındaki fark en aza indirgenir. Bu sebeple YEM için temel hipotez Eşitlik 2.1'de verilmiştir.

$$\Sigma = \Sigma(\theta) \quad (2.1)$$

Eşitlik 2.1'de; $\Sigma(\theta)$, θ 'nın bir fonksiyonu olarak yazılan kovaryans matrisidir. θ , model parametrelerinden oluşan vektör ve Σ , gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisidir. [12].

Klasik YEM (LISREL modeli olarak da ifade edilebilir.) [62, 63], iki ana bileşenden oluşmaktadır. Bunlar ölçüm modeli (measurement) ve yapısal (gizil,latent) modeldir. Ölçüm modelinde gizil değişkenler gözlenen değişkenler yardımıyla tahmin edilir ve bu değişkenler arasındaki ilişkiler gösterilir. Yapısal modelde ölçüm modelinde tahmin edilen gizil değişkenler arasındaki ilişkiler değerlendirilir. DFA ile ölçüm modeli, path analizi ile yapısal model oluşturulur. YEM'in şekilsel gösterimi Şekil 2.3'teki gibidir [64]:



Şekil 2.3. YEM'in Path Diyagramı

İlk olarak ölçüm modelinde, gizil değişkenleri ilgili tüm gözlenen değişkenlerle ilişkilendiren nedensel ilişkiler belirlenir. İkinci olarak gizil yapılar arasındaki yapısal eşitlikleri gösteren teorik model ile yapısal model oluşturulur. Yapısal model araştırmacının test etmek istediği modeldir. Gizil yapılar arasındaki bağlantılar önerilen hipotezleri yansıtmaktadır [57]. Yapısal modelin DFA'dan farkı gizil değişkenler arasındaki ilişkileri de dikkate almasıdır [60].

Regresyon analizi, eşanlı denklem sistemleri, DFA, path analizi, kanonik korelasyon analizi, panel veri analizi, ANOVA, kovaryans analizi Eşitlik 2.1'in özel durumlarıdır. Ancak diğer yöntemlere göre YEM'i bu çok değişkenli analiz yöntemlerinden ayıran özelliği ölçüm modeli kullanarak, kuramsal yapılardaki ölçüm hatalarını ve bu hatalar arasındaki ilişkileri de modele dahil etmesidir [65].

Gözlenen değişkenler ile sırasıyla içsel ve dışsal gizil değişkenler arasındaki ilişki, ölçüm modelinde Eşitlik 2.2 ve Eşitlik 2.3'te tanımlanmıştır.

$$x_1 = \Lambda_1 \eta + \varepsilon_1 \quad (2.2)$$

$$(rx1) = (rxq_1)(q_1x1) + (rx1)$$

$$x_2 = \Lambda_2 \xi + \varepsilon_2 \quad (2.3)$$

$$(sx1) = (sxq_2)(q_2x1) + (sx1)$$

Eşitlik 2.2 ve 2.3'te, q_1 : içsel gizil değişken sayısı, q_2 : dışsal gizil değişken sayısı, r : içsel gizil değişkenlere ait toplam gözlenen değişken sayısı, s : dışsal gizil değişkenlere ait toplam gözlenen değişken olmak üzere; x_1 : $rx1$ boyutlu ve x_2 : $sx1$ boyutlu η ve ξ için ilgili gözlenen değişkenlerin raslantı vektörleri, η : $q_1 \times 1$ boyutlu içsel gizil değişkenler vektörü, ξ : $q_2 \times 1$ boyutlu dışsal gizil değişkenler vektörü, Λ_1 : $r \times q_1$ boyutlu ve Λ_2 : $s \times q_2$ boyutlu faktör yüklerinin matrisleri, ε_1 : $r \times 1$ boyutlu ve ε_2 : $s \times 1$ boyutlu ölçüm hatalarının raslantı vektörleridir.

Gözlenen değişkenlere ait x_1 ve x_2 raslantı vektörlerinde gözlenen veriler göz önüne alındığında, ölçüm eşitlikleri, η ve ξ 'de gizil değişkenler oluşturmak için birbiri ile ilişkili gözlenen değişkenleri uygun şekilde gruplandırır. Bu işlem sabit parametrelerin atanması ve bilinmeyen parametrelerin Λ_1 ve Λ_2 tanımlanması ile yapılır.

Tanımlanan gizil değişkenler arasındaki ilişkileri gösteren genel YEM tanımı Eşitlik 2.4'te verilmiştir:

$$\eta = \Pi\eta + \Gamma\xi + \delta \quad (2.4)$$

$$(q_1 \times 1) = (q_1 \times q_1)(q_1 \times 1) + (q_1 \times q_2)(q_2 \times 1) + (q_1 \times 1)$$

Eşitlik 2.4'te; η : $q_1 \times 1$ boyutlu içsel gizil değişkenler vektörü, ξ : $q_2 \times 1$ boyutlu dışsal gizil değişkenler vektörü, Π : $q_1 \times q_1$ boyutlu içsel gizil değişkenler arasındaki etkiyi gösteren yapısal parametre (ilişki katsayıları) matrisi, Γ : (γ_1, γ_2) : $q_1 \times q_2$ boyutlu η ve ξ arasındaki nedensellik ilişkisini gösteren regresyon katsayıları matrisini, δ : $q_1 \times 1$ boyutlu gizil değişkenlere ait hata vektörüdür.

Ölçüm modelinde ε_1 ve ε_2 ; η , ξ ve δ ile ilişkisizdir. Ayrıca $E(\eta) = 0$, $E(\xi) = 0$, $E(\delta) = 0$, $E(\varepsilon) = 0$ olduğu varsayılır [12].

$(I - \Pi)$, ξ ve δ ile ilişkisiz tekil olmayan matristir. Φ , Ψ_δ , Ψ_{ε_1} ve Ψ_{ε_2} sırasıyla ξ , δ , ε_1 ve ε_2 'nin kovaryans matrisi olmak üzere (x_1^T, x_2^T) 'nin tahmini kovaryans matrisi:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Lambda_1(I - \Pi)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma^T + \Psi_\delta)(I - \Pi)^{-T}\Lambda_1^T + \Psi_{\varepsilon_1} & \Lambda_1(I - \Pi)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_2^T \\ \Lambda_2\Phi\Gamma^T(I - \Pi)^{-T}\Lambda_1^T & \Lambda_2\Phi\Lambda_2^T + \Psi_{\varepsilon_2} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Eşitlik 2.5'teki biçimde ifade edilir.

LISREL modelinde gösterimi basitleştirmek için Eşitlik 2.2 ve 2.3'te gösterilen notasyonlar aracılığı ile

$y = (x_1^T, x_2^T)^T = (y_1, \dots, y_n)^T$ gözlenen veri matrisi, $\omega = (\eta^T, \xi^T)^T$ gizil değişken vektörü ve $\varepsilon = (\varepsilon_1^T, \varepsilon_2^T)^T$ olmak üzere ölçüm modelinin genel ifadesi Eşitlik 2.6'daki gibidir:

$$y = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Lambda_1 & 0 \\ 0 & \Lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta \\ \xi \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{pmatrix}$$

$$y = \Lambda\omega + \varepsilon \quad (2.6)$$

2.6. Parametre Tahmin Yöntemleri

YEM’de klasik parametre tahmin yöntemlerinde genellikle EÇO, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi (GEKK), Ağırlıklı En Küçük Kareler (AEKK) kullanılmaktadır. Ancak verinin büyüklüğüne, değişken türlerine ve normallik varsayımını sağlama durumuna göre Sağlam En Çok Olabilirlik (SEÇO) gibi tahmin yöntemleri de geliştirilmiştir.

Bu tez çalışmasında klasik parametre tahmin yöntemi olarak çok değişkenli normallik varsayımı altında en iyi tahmin sonuçlarını veren ve hemen hemen tüm paket programlarında tahmin yöntemi olarak seçilebilen EÇO yöntemi anlatılacaktır.

2.6.1. En Çok Olabilirlik Tahmin Yöntemi

YEM’de test edilmek istenen temel hipotez $\Sigma = \Sigma(\theta)$ için pratikte kitle varyans ve kovaryans yapıları bilinmediğinden örneklem kovaryans matrisi (S) ile bilinmeyen parametreler tahmin edilir. Örneklem kovaryans matrisinin model kovaryans matrisine yakın olması gerekir. Bu yakınlığın tespiti için fark fonksiyonunu minimize eden yani $\Sigma(\theta)$ ve S’ye dayalı uyum fonksiyonuna ihtiyaç vardır. Parametre vektörü θ ’nın uyum fonksiyonu $F(S, \Sigma(\theta))$ ’dır.

Uyum fonksiyonun özellikleri aşağıdaki gibidir.

1. $F(S, \Sigma(\theta)) \geq 0$
2. $F(S, \Sigma(\theta))$ sabit bir değerdir.
3. Ancak ve ancak $S = \Sigma(\theta)$ ise $F(S, \Sigma(\theta)) = 0$ ‘dır.
4. $F(S, \Sigma(\theta))$, S ve $\Sigma(\theta)$ ‘da sürekli.

Browne'a göre, yukarıda verilen koşulları sağlayan uyum fonksiyonları minimum yapıldığında aza indirmek, θ 'nın tutarlı tahmin edicileri elde edilir [12, 59].

EÇO uyum fonksiyonu Eşitlik 2.7'deki gibi ifade edilir.

$$F(\theta) = \log |\Sigma(\theta)| + \text{tr} S \Sigma(\theta)^{-1} - \log |S| - p \quad (2.7)$$

Eşitlik 2.7' de; $\Sigma(\theta)$ kovaryans matrisini , θ tahmin edilecek parametre vektörünü, S örneklem kovaryans matrisini , θ^{-1} matrisin tersini, p gizil değişkenlere ait gözlenen değişken sayısını ifade eder. Ayrıca $E(\theta)$ ve S pozitif tanımlı tekil olmayan matrislerdir [12].

EÇO tahmin yöntemi için daha önce de bahsedildiği üzere çok değişkenli normallik, değişkenlerin sürekli ölçülmüş olması ve büyük örneklem genişliği varsayımlarının sağlanması gereklidir. Eğer veri seti bu varsayımları sağlıyorsa tahmin sonuçlarının etkinlik, tutarlılık ve asimptotik olarak yansızlık özelliklerini sağlar [4, 51].

2.6.2. Uyum Ölçütleri

Model uyumunun değerlendirilmesinde YEM'de çok sayıda uyum ölçütü kullanılmaktadır. Model uyumu için test edilen $\Sigma = \Sigma(\theta)$ hipotezinin geçerli olmaması durumunda, Σ 'nın $\Sigma(\theta)$ 'dan farkının ölçülmesini sağlar. Bunların hesaplanmasında kitle parametreleri yerine sırasıyla örneklemde elde edilen S ve $\Sigma(\theta)$ değerleri kullanılır [61]. En uygun sonucu veren tek bir uyum ölçütü olmasa da en yaygın kullanılan uyum ölçütleri ve kabul edilebilir uyum ölçütleri Çizelge 2.2 'deki gibidir [55, 66]:

Çizelge 2.2. Uyum Ölçütleri

Uyum Ölçütü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum
χ^2 / sd	$0 \leq \chi^2 / \text{sd} \leq 2 \text{sd}$	$2 \leq \chi^2 / \text{sd} \leq 3$
RMSEA (Yaklaşık hataların ortalama karekökü)	$0 \leq \text{RMSEA} \leq 0,05$	$0,05 \leq \text{RMSEA} \leq 0,08$
Yakın uyum için p değeri (RMSEA<0,05)	$0,10 \leq p \leq 1,00$	$0,05 \leq p \leq 0,08$
Güven aralığı (CI)	RMSEA'ya yakın, CI'nın sol sınırı 0 (CI=0)	RMSEA'ya yakın
NFI (Normalleştirilmiş Uyum İyiliği İndeksi)	$0,95 \leq \text{NFI} \leq 1,00$	$0,90 \leq \text{NFI} \leq 0,95$
CFI (Artmalı Uyum İndeksi)	$0,97 \leq \text{CFI} \leq 1,00$	$0,90 \leq \text{CFI} \leq 0,97$
GFI (Uyum İyiliği İndeksi)	$0,95 \leq \text{GFI} \leq 1,00$	$0,90 \leq \text{GFI} \leq 0,95$
AGFI (Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi)	$0,90 \leq \text{AGFI} \leq 1,00$ GFI'ya yakın	$0,80 \leq \text{AGFI} \leq 0,90$ GFI'ya yakın

3. BAYESCİ YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ

YEM basit bir yapıya sahip değildir. Özellikle sürekli ve kesikli verilerden oluşan YEM karmaşık bir yapıya sahiptir. Çünkü sıralı kategorik veriler tarafından belirlenen hücre olasılıkları ile ilişkilendirilen çoklu integral hesaplamaları araştırmacılar için oldukça zorlayıcıdır [67]. Hesaplama zorluklarını azaltmak için Lee, Poon, ve Bentler [68] tarafından çok düzeyli korelasyonlara (polychoric correlation) dayanan bazı çok aşamalı yöntemler önerilmişse de bu çok aşamalı tahmin edicilerin istatistiksel olarak uygun (optimal) olmadığı görülmüştür. Son zamanlarda, YEM'ler için Shi ve Lee [69], uygun EÇO tahmin yöntemini; Lee ve Zhu [70] Bayesci tahmin yöntemini geliştirmişlerdir [34, 71]

BYEM'de amaç araştırmacının teorilerini ve önceki inançlarını daha iyi yansıtan bir analiz yapmasıdır. Bu analiz MCMC algoritmaları yardımıyla gerçekleştirilir. Modeldeki parametreler ve gizil değişkenler denklemsel olarak sistematik bir şekilde karşılık gelen sonsal dağılımdan simüle edilir. MCMC'de bilinmeyen parametreler ve gizil değişkenler için tam sonsal dağılımlar çıkarılabileceğinden büyük örnek varsayımlarına da ihtiyaç duyulmaz [38].

Bayesci tahminlemede sonsal analizde tahminleme yapılırken, yapısal parametrelerin, gizil değişkenlerin ve eşiklerin gözlemlerinin dizilimleri, MCMC yöntemleri ile Gibbs örnekleyici algoritması kullanılarak sonsal dağılımdan simüle edilir. Gibbs örnekleyici, bilinmeyen model parametrelerinin tam koşullu sonsal dağılımından rasgele gözlemler dizisi üreten bir Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) tekniğidir. Araştırmacı, algoritmayı WinBUGS veya OpenBUGS kullanarak kolayca oluşturabilir ve uygulayabilir [34, 38, 72, 73].

YEM'de Bayesci tahminlemenin kuramsal altyapısı sonraki alt bölümlerde detaylı olarak anlatılmıştır.

3.1. Bayes Teoremi

Bayes teoremi koşullu olasılıklara dayanır. Bir olayın gerçekleşme olasılığının ek bilgilerle değişebileceğini gösterir. Yani bir örneklem uzayındaki A ve B gibi iki olayın marjinal ve koşullu olasılıkları arasında ilişki kurar [51, 74].

$P(A)$ ve $P(B)$ sırasıyla A ve B olayının gerçekleşme olasılıkları olmak üzere bu iki olaya ait koşullu olasılık aşağıda verilmiştir.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (3.1)$$

Eşitlik 3.1’de ifade edilen Bayes teoremi $P(B)>0$ olma koşulu ile özetle B’nin gerçekleştiği durumda A’nın gerçekleşme olasılığını açıklamaktadır. Burada;

$P(B|A)$, A’nın gerçekleştiği durumda B’nin gerçekleşme olasılığını, $P(A)$ A’nın marjinal olasılığını (A’nın önsel olasılığı olarak da adlandırılır.), $P(B)$, B’nin marjinal olasılığını ve $P(A|B)$, B’nin gerçekleştiği durumda A’nın gerçekleşme olasılığını ifade eder. Genel olarak $P(A|B)$, B’nin olasılığını dahil ederek hesaplanan A’nın sonsal olasılığı olarak adlandırılır. Burada $P(B)$, $P(A|B)$ olasılık değerinin 0 ile 1 arasında olması için normalleştirme sabiti olarak işlev görür.

3.2. Bayesci Yaklaşım

BYEM’de sonsal dağılımın elde edilme süreci, temeli Bayes teoremine dayanan Bayesci yaklaşımlarla elde edilir. Bayesci yaklaşım istatistik literatüründe çeşitli modelleri analiz etmede ilgi çekici bir yaklaşım olarak kabul edilmektedir [34]. Bayesci yaklaşımda bilinmeyen parametre θ sabit bir parametre değil, bir raslantı değişkeni olarak kabul edilir. Bu sayede klasik yaklaşımın aksine parametreler hakkında olasılıklar dikkate alınarak yorumlanabilir. Bayesci yaklaşımın temel amacı, veri elde edildikten sonra bilinmeyen parametre dağılımlarını elde etmek için önceden elde edilmiş bilgilerden yararlanarak (önsel) yeni bilgilerle (sonsal) parametrelere ait tahminlerde bulunmaktır [51].

Modellemede Bayes teoremine göre uyarılama yapılacak olursa A’nın yerine veri seti (y), B’nin yerine θ bilinmeyen parametresi yazıldığında:

$$p(\theta|y) = \frac{p(y|\theta) \cdot p(\theta)}{p(y)} \quad (3.2)$$

eşitliği elde edilir. Bayesci yaklaşımda θ 'yı içermeyen sabitler göz ardı edilerek $p(\theta|y)$ model parametrelerinin sonsal dağılımı Eşitlik 3.3'teki gibi elde edilir.

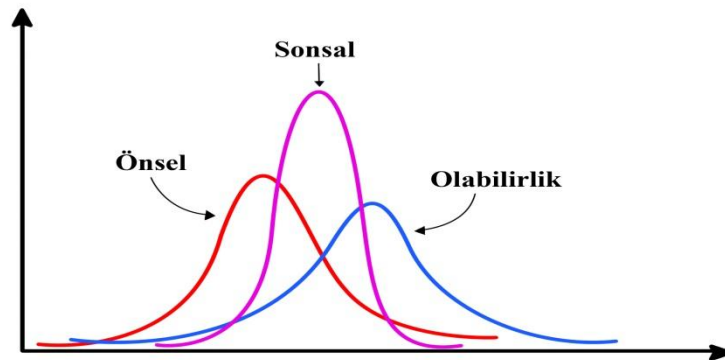
$$p(\theta|y) = \frac{p(y|\theta) \cdot p(\theta)}{\int p(y|\theta) \cdot p(\theta) d\theta} \propto p(y|\theta) \cdot p(\theta) = L(\theta) \cdot p(\theta) \quad (3.3)$$

(Sonsal Dağılım $\propto$ Olabilirlik x Önsel)

Eşitlik 3.3'te yer alan y gözlenen verileri, θ parametre vektörünü, $L(\theta)$ olabilirlik fonksiyonunu, $p(\theta|y)$ y gözlem değerleri verildiğinde θ 'nın sonsal dağılımını, " $\propto$ " işareti oransallığı (propto), gösterir [74].

Burada $p(y|\theta)$, θ parametre vektörü koşulundaki $y_1 \dots y_n$ gözlenen verilerin olasılık yoğunluğu olduğu için olabilirlik fonksiyonu olarak değerlendirilir. Bu nedenle özellikle örneklem büyüklüğü küçük veya orta derecede olan önemli araştırma problemlerinde, Bayes analizine dahil edilen θ parametre vektörü hakkındaki önsel bilgi daha iyi sonuçların elde edilmesi için faydalıdır. Önsel bilgi ve önsel dağılımlarla ilgili ayrıntılı açıklama Bölüm 3.3'te verilmiştir.

Eşitlik 3.3'te $p(y|\theta)$, θ 'nın bir fonksiyonu cinsinden y 'nin dağılımını veya y 'nin olabilirlik fonksiyonunu; $p(\theta)$, θ ile ilgili önsel dağılımı ifade eder. Bayesci yaklaşımda parametre için önsel, olabilirlik ve sonsal dağılım Şekil 3.1'de verilmiştir [74].



Şekil 3.1. Parametre İçin Önsel, Olabilirlik ve Sonsal Dağılım

3.3. Önsel Dağılımlar

Biyomedikal ve davranış bilimlerindeki birçok problem için, araştırmacılar, benzer veya geçmiş verilere ait analizlerden veya diğer kaynaklardan iyi bir ön bilgiye sahip olabilirler. Bilinmeyen parametreler hakkında daha önceki çalışmalardan elde edilen bu bilgiler önsel (prior) olarak adlandırılır. Bayesci yaklaşımda sonsal dağılımın (posterior distribution) elde edilebilmesi için önsel dağılımın belirtilmesi gerekir. Model parametreleri için önsel dağılımın belirtilmesi ve olasılıkları hakkında doğrudan açıklama yapılmasına izin vermesi, klasik yaklaşıma göre ayırt edici bir özellik olarak ortaya çıkmaktadır. Ancak bunu yapabilmek için araştırmacının analiz öncesinde model parametreleri için hangi önsel dağılımı kullanacağını belirlemesi gerekir. Araştırmacı için belki de en zorlayıcı kısmın bu aşama olduğu söylenebilir.

Önsel bilginin miktarı, sonsal dağılımın üzerinde belirleyici önemli bir role sahiptir. Bu yüzden önsel dağılımın seçimi araştırmacının ne kadar bilgi ve tecrübeye sahip olduğuna, bilginin ne kadarının doğru olduğuna veya ne kadarını kullanması gerektiğine inanmasına göre değişebileceği için $p(\theta)$ seçimi Bayes analizinin temel unsurudur [34, 52]. Bu kapsamda önsel dağılımlar; bilgilendirici olmayan önseller ve bilgilendirici önseller olmak üzere iki kısımda incelenebilir.

Bilgi İçermeyen Önsel Dağılımlar

Açıklayıcı olmayan yani bilgi içermeyen önsellere “belirsiz” önsel de denir. Model parametresi θ 'nın tanımlı olduğu aralık bilgisi dışında herhangi bir ön bilginin elde edilememesi ya da eldeki verilerin dışında başka veriye ihtiyaç duyulmaması durumunda bilgi içermeyen önseller kullanılmaktadır. Çalışmalarda yaygın olarak düzgün (uniform) önsel dağılım, Jeffreys'in önsel dağılımı, düz (flat) önsel dağılımı ve belirsiz (diffuse/vague) önsel dağılımı bilgi içermeyen önsel dağılımlar olarak kullanılmaktadır. Bayesci tahminlemede açıklayıcı olmayan önsel dağılımlar kullanıldığında sonuçlar klasik yaklaşımla elde edilen sonuçlarla benzerlik gösterebilir.

Bilgi İçeren Önsel Dağılımlar

Parametreler hakkında önsel bilgiye sahip olunması durumunda kullanılan başka bir deyişle olabilirlik fonksiyonu tarafından baskılanmamış önsel dağılımlar bilgi içeren önsel dağılımlardır [74].

Genelde bilgi içeren önsel dağılımların kendi parametreleri vardır ve bunlara hiperparametre adı verilir. Bayesci yaklaşımda bilgi içeren önsel dağılımlarda yaygın olarak eşlenik (conjugate) önsel dağılımlar kullanılmaktadır. Eşlenik önsel dağılımlar θ parametresine ait sonsal olasılık $p(\theta)$ 'nın aynı aileden yani önsel ve sonsal dağılımların aynı aileden olduğu dağılımlardır. Eşlenik önsel dağılımlarda bilinen ya da güvenilen önseller varsa öncelikle onlar kullanılır. Eğer önseller kesin olarak bilinmiyorsa, önseller arasında küçük varyanslı olanlar seçilir [34, 51].

Bayesci tahminlemede en çok kullanılan Eşlenik Önsel Dağılımlar Çizelge 3.1 'de verilmiştir [74, 75]:

Çizelge 3.1. Bayesci Tahminlemede Kullanılan Eşlenik Önsel Dağılımlar

Olabilirlik Fonksiyonu	Eşlenik Önsel Dağılım	Ortalama	Varyans	Bilgi İçermeyen Önsel Dağılımlar İçin Örneklem Seçimi
Normal (Varyans Bilindiğinde)	Normal $N(\mu, \sigma^2)$	μ	σ^2	$N(0, 10^{10})$
Normal (Ortalama Bilindiğinde)	Ters Gamma $IG(a,b)$	$\frac{b}{a-1}$	$\frac{b^2}{(a-1)^2(a-2)}$	$IG(0,0)$ $IG(-1,0)$ $IG(0.001,0.001)$
Normal (Ortalama Bilindiğinde)	Gamma $G(a,b)$	$\frac{a}{b}$	$\frac{a}{b^2}$	$G(0.001, 0.001)$
Çok Değişkenli Normal	Ters Wishart $IW(\Omega p, d)$	$\frac{\Omega}{d-p-1}$	$\frac{Orantısız(\infty)}{1}$ $\frac{1}{(d-p)(d-p-1)^2(d-p-3)}$	$IW(0,-p-1)$ $IW(0,0)$ $IW(1, p+1)$
Çok Değişkenli Normal	Wishart $W(\Omega p, d)$	$d\Omega$		

Bayesci tahminlemede bilgi içeren önsellerin birçok avantajı vardır. İlk olarak, araştırmacılar, belirli bir konu üzerinde yaptıkları her çalışmada parametreleri sıfırdan tahmin etmek zorunda değildir; daha önceden yapılan araştırmalar, bilim insanlarının geçmiş bulgularını sentezleme ve bunları yeni verilerle güncelleme isteği ile örtüşen mevcut araştırmaya yön verebilirler. Meta analizi buna örnektir. Ancak burada karıştırılmaması gereken önemli bir nokta vardır; meta-analiz, varolan bilgiyi yeni bir

modelin tahminine dahil etmek yerine, sadece mevcut tahminleri sentezlemeyi amaçlar yani model tahmini için kullanılan bir teknik değildir. Geçmişte yapılan araştırmalardaki önsel bilgileri kullanan Bayes analizi sayesinde araştırmacılar yeni bir meta-analizinin zorlu sürecini yürütmek için her birkaç yılda bir beklemek yerine, araştırmalardaki bulguları sürekli olarak güncelleyebilirler.

İkinci olarak, bilgi içeren önseller, örnekleme hatası varyansından dolayı çok fazla belirsizlik içeren küçük örneklem araştırmasını kolaylaştırmaktadır. Hipotez testlerine yardımcı olarak, bilgi içeren önseller, verilerden türetilen olasılıkla tutarlı olduğunda, çıkarımlarda kullanılan sonsal dağılımlardaki belirsizlik (yani, varyans) azalır.

Üçüncü olarak sadece gözlenen verilerin olasılıklarına dayanan klasik yaklaşımın aksine Bayesci yaklaşım olasılıklarla birlikte önceden elde edilmiş bilgileri de parametre tahminlemesine dahil ettiği için yeterli bilgi içermeyen önseller kullanıldığı durumlarda bile parametrelerin tahmin edilmesine izin verir [3, 76].

3.4. MCMC yöntemiyle Sonsal Dağılımın Oluşturulması

Bayes yöntemi sonsal dağılımı elde etmek için kullanılır. Parametrelerin ve gizil değişkenlerin tahmin işlemleri, her bir model parametresinin sonsal dağılımlarından hesaplanan ortalamaları, tepe değerleri veya ortancaları olarak elde edilir [76]. Çoğu BYEM için sonsal dağılım $p(\theta|y)$ 'yi elde etmek oldukça karmaşık ve zordur. Bu nedenle karmaşık dağılımlardan türetilen gözlemleri simüle eden ve yüksek boyutlu modellerle çalışılmasına olanak sağlayan MCMC yöntemleri kullanılır.

MCMC yöntemlerinde, bir önceki örnek değerleri rasgele olarak bir Markov zinciri oluşturarak üretilir. Oluşturulan zincirlerin örneklemeleri iteratif adımlardan sonra istenilen dağılımın örnekleme olarak kullanılır. Adım sayısı arttıkça örneklemin kalitesi daha iyi olmaktadır.

MCMC uygulamalarında elde edilmesi zor olan sonsal olasılık $p(\theta|y)$ yerine, genelde $p(\theta, \Omega|Y)$ üzerinde çalışılır, burada Ω modeldeki gizil değişkenler kümesidir. $p(\theta, \Omega|Y)$ 'den simüle edilmiş gözlemler elde etmek için MCMC yöntemleri uygulanarak $p(\theta|\Omega, Y)$ ve $p(\Omega|\theta, Y)$ 'nin tüm koşullu yoğunlukları iteratif olarak

kullanılır. MCMC’de en çok kullanılan yöntemler Metropolis- Hastings algoritması ve Gibbs örneklemesidir. Bu tez çalışmasında OpenBUGS ve WinBUGS programlarında varsayılan ve daha çok tercih edilen yöntem olmasından dolayı Gibbs örnekleme yöntemi kullanılmıştır.

3.5. Gibbs Örneklemesi

Gibbs Örneklemesi zincir değerleri üretmede güvenilir ve esnek bir yapıya sahiptir. Gibbs örnekleme algoritması ile sonsal dağılımdan çekilen θ vektörlerinin bir örnekleme elde edilir. Her bir parametre için koşullu dağılımlardan yeni bir değer benzeterek çalışır ve bu parametreler için örneklemleri birbirinden bağımsız olarak çeker [51].

Her adımda alternatif koşullu örneklem oluşturan Gibbs örneklemesinde, parametre vektörü $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_a)$, gizil değişken matrisi $\Omega = (\Omega_1, \dots, \Omega_b)$ olmak üzere $\theta^{(j)} = (\theta_1^{(j)}, \dots, \theta_a^{(j)})$ ve $\Omega^{(j)} = (\Omega_1^{(j)}, \dots, \Omega_b^{(j)})$ mevcut değerlerle j. iterasyona kadar yinelenerek sırasıyla simüle edilir.

Simülasyon süreci aşağıdaki şekilde gerçekleştirilmektedir:

$$\begin{aligned}
 \theta_1^{(j+1)} &\rightarrow p(\theta_1 | \theta_2^{(j)}, \dots, \theta_a^{(j)}, \Omega^{(j)}, Y), \\
 \theta_2^{(j+1)} &\rightarrow p(\theta_2 | \theta_1^{(j+1)}, \dots, \theta_a^{(j)}, \Omega^{(j)}, Y), \\
 &\dots \\
 \theta_a^{(j+1)} &\rightarrow p(\theta_a | \theta_1^{(j+1)}, \dots, \theta_{a-1}^{(j+1)}, \Omega^{(j)}, Y), \\
 \Omega_1^{(j+1)} &\rightarrow p(\Omega_1 | \theta^{(j+1)}, \Omega_2^{(j)}, \dots, \Omega_b^{(j)}, Y), \\
 \Omega_2^{(j+1)} &\rightarrow p(\Omega_2 | \theta^{(j+1)}, \Omega_1^{(j+1)}, \dots, \Omega_b^{(j)}, Y), \\
 &\dots \\
 \Omega_b^{(j+1)} &\rightarrow p(\Omega_b | \theta^{(j+1)}, \Omega_1^{(j+1)}, \dots, \Omega_{b-1}^{(j+1)}, Y).
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

Gibbs örneklemesinde j . iterasyona kadar $(a+b)$ tane adım vardır. Her adımda θ ve Ω 'daki her bir bileşen diğer bileşenlerin son değerlerine göre koşullu olarak güncellenir. Eşitlik 4.4'teki denklemlerdeki tam koşullu dağılımların çoğu standart normal, gama veya Wishart dağılımlarıdır. Bu dağılımlardan gözlemleri simüle etmek oldukça basittir. Standart olmayan koşullu dağılımlar için, Metropolis-Hastings (MH) algoritması kullanılabilir. Eşitlik 4.4'te de uygun koşullar altında, $(\theta^{(j)}, \Omega^{(j)})$ 'nin ortak dağılımının, yeterli sayıda iterasyondan sonra istenilen sonsal dağılım $[\theta, \Omega|Y]$ 'ye yaklaştığı (yakınsadığı) görülmektedir [77].

Gibbs örnekleme algoritmasında eğer zincir yeteri kadar uzunsa başlangıç değerlerinin etkisi olmayacağından başlangıç değerlerinin seçimi önemli değildir. Ancak BYEM gibi karmaşık modellerde uzun iterasyonlar hesaplama süresinin uzamasına neden olduğu için uygun başlangıç değerlerinin (initial values) seçilmesi önemlidir.

3.6. Yakma Periyodu

Gibbs örneklemesinde oluşturulan örneklemin belirlenmesi için yakınsamanın gerçekleşmesi ve durağanlığı sağlamak adına zincirin başında bir miktar örneklemin atılması gerekir. Atılan bu örneklem 'yakma periyodu (burn-in)' olarak isimlendirilir. Yakma periyodunda başlangıç değerinin etkisinde olan bölümün zincirden çıkartılarak sonsal değerler üzerindeki etkisini azaltmak amaçlanır [78].

3.7. Yakınsama ve Bayesci Tahminler

BYEM'de yakınsama (convergence) parametre tahminlerinin tutarlılığı açısından oldukça önemlidir. Bayes tabanlı simülasyon çalışmalarında Markov zincirinin istenen duranlığa (belli bir değere yakınsama) yani sonsal dağılıma ulaşmış olduğunu tespit edebilmek için çeşitli yakınsama tanı yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemlere; Geweke (z test istatistiğine dayalı) , Heidelberger-Welch(durağanlık testi ve yarı genişlik testti), Raftery- Lewis (yüzdeliklere dayalı), Markov Zinciri (MC) hata yaklaşımı örnek verilebilir.

Gelman ve Rubin tarafından oransal ölçek azaltma faktörü (PSR) de parametrelerin yakınsamasını belirlemek için kullanılmıştır. PSR diğer yakınsama testlerindeki zincir içi yakınsamaya değil zincirler arasındaki yakınsamayı inceleyen bir orandır ve aşağıdaki gibi hesaplanır:

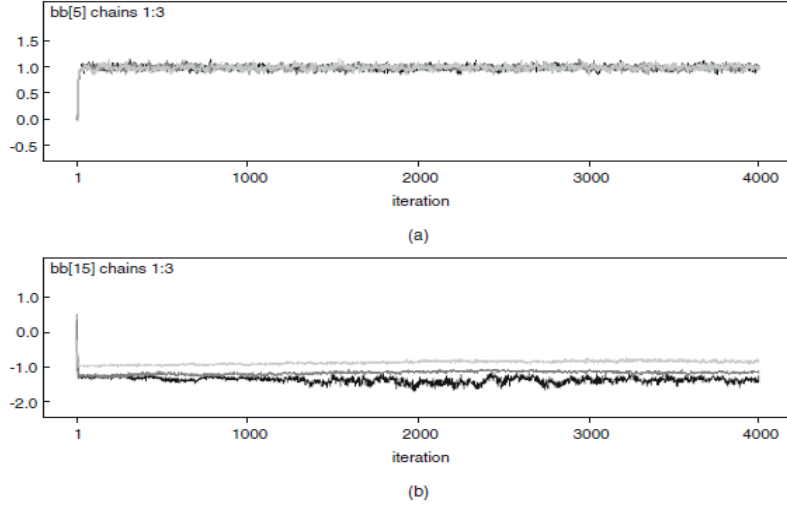
$$\hat{B} = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (\bar{\theta}_{\cdot j} - \bar{\theta}_{\cdot \cdot})^2 \quad (3.5)$$

$$\hat{W} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{\theta}_{ij} - \bar{\theta}_{\cdot j})^2 \quad (3.6)$$

$$PSR = \sqrt{\frac{\hat{W} + \hat{B}}{\hat{W}}} \quad (3.7)$$

Eşitlik 3.5'te ve 3.6'da; $\hat{B}$ zincirler arası varyans, $\hat{W}$ zincirler içi varyans, m zincir sayısı, n iterasyon sayısı, θ_{ij} i. iterasyon ve j. zincirde tahmin edilen parametre değeridir. PSR oranı 1'e yaklaştığında parametre tahminlerinde yakınsama görülmektedir. PSR oranının 1'e eşit olması ise mükemmel model yakınsaması olarak kabul edilir [44, 45, 79].

Gibbs örneklemesinde istenilen değerlere yaklaşmak için gerekli iterasyon sayısı birbiri ardına gelen bağımsız parametrelerin otokorelasyon, iz (trace) grafikleri ve sonsal yoğunluk fonksiyon grafiklerine bakılarak da belirlenebilir. Aşağıda Şekil 3.2'de yakınsamanın sağlandığı (a) ve yakınsamanın sağlanamadığı (b) örnek iz (trace) grafiği verilmiştir.



Şekil 3.2. Örnek İz Grafiği

Modelin istatistiksel tahminlemesi daha sonra, $p(\theta, \Omega | Y)$ ’den yani $\{(\theta^{(t)}, \Omega^{(t)}) : t = 1, \dots, T\}$ ’den simüle edilen gözlemlerden elde edilen örneklerle dayalı gerçekleştirilir. θ ’nın Bayes tahmini ve standart hatası sırasıyla Eşitlik 3.8 ve Eşitlik 3.9’daki gibi elde edilir.

$$\hat{\theta} = T^{-1} \sum_{t=1}^T \theta^{(t)}, \quad (3.8)$$

$$\text{Var}(\theta | Y) = (T-1)^{-1} \sum_{t=1}^T (\theta^{(t)} - \hat{\theta})(\theta^{(t)} - \hat{\theta})^T. \quad (3.9)$$

θ üzerinden diğer istatistiksel tahminler $\{\theta^{(t)} : t = 1, \dots, T\}$ ’den simüle edilen örneklemelerden elde edilebilir. Örneğin her bir parametre için sonsal dağılımdan %2.5, %50 ve %97.5 yüzdelikleri %95lik sonsal güven aralığını verebilir. İstatistiksel analiz için gerekli olan üretilecek toplam gözlem sayısı (T) sonsal dağılım şekline bağlıdır ve çoğu YEM için üretilecek 3000 gözlem sayısı yakınsama için yeterli olmaktadır [35].

Herhangi bağımsız y_i için ω_i gizil değişken vektörü ve $E(\omega_i|y_i)$ sonsal dağılım ortalaması olsun. $Var(\omega_i|y_i)$ sonsal kovaryans matrisi ve $\{\Omega^{(t)}, t = 1, \dots, T\}$ olmak üzere ω_i 'nin Bayes tahmini:

$$\hat{\omega}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T \omega_i^{(t)} \quad (3.10)$$

olarak elde edilir. Eşitlik 3.10'da $\omega_i^{(t)}$, $\Omega^{(t)}$ 'nın i. sütun değeridir ve ω_i yapısal parametre tahminlerinde açıklanamayan değişkenler için Bayes tahmini verir. Bu nedenle klasik yaklaşımdan farklı olarak Bayesci yaklaşımda tahminlerin örnekleme hataları da hesaba katılmaktadır.

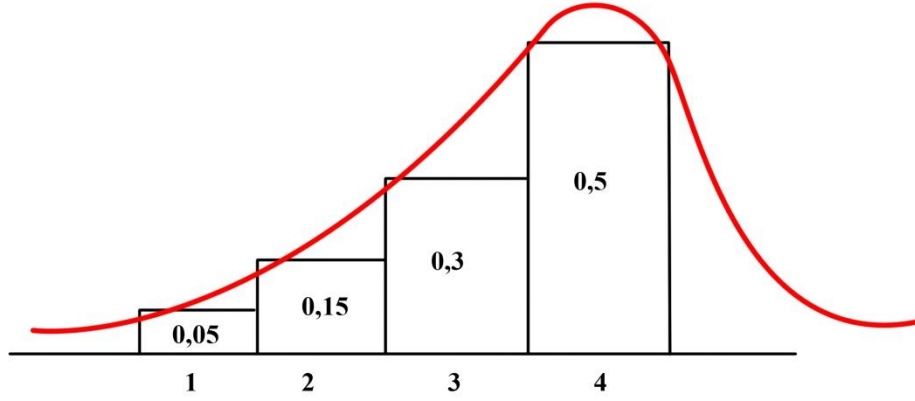
4. SIRALI KATEGORİK VERİLER İÇİN EŞİK DEĞER YAKLAŞIMI

Sosyal, eğitim, tıp ve davranış bilimlerinde problemlerin doğası gereği, veriler genellikle sıralı formdaki gözlemlerle sıralı kategorik değişkenlerden gelmektedir. Bu değişkenlerin örnekleri: likert ölçekler, tutum ölçekleri, derecelendirme ölçekleri ve benzerleridir.

Bazı tutumlarla ilgili değerlendirme yapılması istenildiğinde ölçek “onaylamıyorum”, “fikrim yok”, “onaylıyorum” şeklinde iken medikal bir araştırmada bir ilacın etkisine yönelik değerlendirmede , “kötüleşti”, “bir değişme olmadı”, “iyileşti” şeklinde ya da politik bir araştırmada katılımcılara düşünceleri sorulduğunda “kesinlikle katılmıyorum”, “katılmıyorum”, “fikrim yok”, “katılıyorum”, “kesinlikle katılıyorum” şeklindedir. Sıralı kategorik verilerin analizinde yaygın bir yaklaşım, ölçekteki bahsi geçen tam sayı değerlerinin normal dağılımdan çekilmiş sürekli veri gibi değerlendirmeye alınmasıdır. Bu yaklaşımda eğer gözlem değerlerine ait histogramlar simetrik ve merkez değerlerinin frekansları yüksek ise ciddi problemlere yol açmaz. Bu da ancak ölçeklerde genelde ortada yer alan “fikrim yok” veya “bir değişme olmadı” seçeneğinin tercih edilmesi ile mümkün olacaktır. Pek çok durumda likert ölçeklerde her iki uçta yığılmalar olabilir. Örneğin “kesinlikle katılıyorum (katılmıyorum)” veya “kesinlikle katılmıyorum (katılmıyorum)” gibi. Bundan dolayı, ilgili değişkenlere ait histogramlar ya çarpıktır ya da iki tepelidir. Bu tür sıralı kategorik değişkenler için sanki normal dağılmış gibi davranmak hatalı sonuçlara yol açabilir [80].

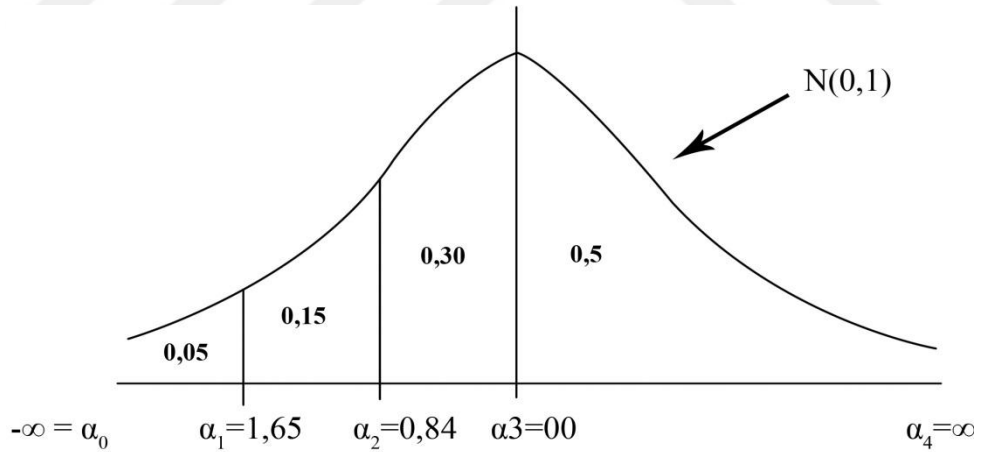
Sıralı kategorik verilerin değerlendirilmesi için daha uygun sonuçları veren yaklaşım ise bu verileri, normal dağılımdan gelen gizil sürekli değişkenler olarak kabul etmek için bir eşik değer tanımlanmasıdır [73]. Örneğin; 4'lü likert ölçeğin (1-4) kullanıldığı bir veri setinde 1,2,3 ve 4 değerlerine karşılık gelen oranlar sırasıyla .05, .15, .30 ve .50' olsun. Bu örneğe ait kesikli verilerin sola çarpık olduğu Şekil 5.1 'de görülmektedir. Çarpık olan bu verinin analizi için eşik değer yaklaşımı kesikli kategorik veriyi y normal değişken gibi düşünmektir. y 'nin kesin sürekli ölçümleri yoktur. Fakat bunlar gözlemlenmiş sıralı kategorik değişken z ile ilişkilidirler. Bu ilişki aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\alpha_{k-1} < \alpha < \alpha_k \text{ ise } z = k, \quad k=1,2,3,4 \quad (4.1)$$



Şekil.4.1. Sıralı Kategorik Veriler İçin Örnek Histogram Grafiği

Eşitlik 4.1’de k , z ile ilişkili kategori sayısını; α_{k-1} ve α_k , y ile ilişkili eşik değerlerini gösterir. Burada; α_1 , α_2 ve α_3 eşik değerler olmak üzere $-\infty < \alpha_1 < \alpha_2 < \alpha_3 < \infty$ dir. $\alpha_2 - \alpha_1$ farkı $\alpha_3 - \alpha_2$ farkından farklı olabilirken eşit olmayan ölçeklere izin verilir. Bundan dolayı, eşik değer yaklaşımı esnek modellemeye izin verir. Böylece Şekil 4.1’deki histogram uygun eşik değerleri ile Şekil.4.2’deki gibi normal $N(0,1)$ dağılıbilir [71].



Şekil.4.2. Eşik Değer Yaklaşımı Altındaki Normal Dağılım Grafiği

İstatistiksel sonuçların daha iyi yorumlanması için her bir değişkenin derecesi aynı olacak şekilde sabit eşiklerin değerlerini belirlemek avantajlıdır. Ortak bir yöntem, gözlenen frekansları ve standart normal dağılımı kullanmaktır [67, 69, 73].

Sıralı kategorik veri Z için eşik değer belirleme gösterimi Eşitlik 5.2' de verilmiştir

$$\alpha_k = \Phi^{-1}\left(\sum_{r=1}^k \frac{Nr}{N}\right), k = \text{düzey sayısı} \quad (4.2)$$

Eşitlik 4.2'de Φ^{-1} ifadesi standart normal dağılım fonksiyonunun $N[0,1]$ tersi, N_r , r 'inci kategorisindeki vaka (durum) sayısı ve N , toplam vakaların sayısıdır. Burada, y 'nin normal dağıldığı varsayılmaktadır. Dolayısıyla $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ çok değişkenli normal dağılımı elde edilmiş olur. Bayes yöntemi sonsal dağılım türetmek için kullanılmaktadır.

Bayesci yaklaşım altında, sırasıyla sürekli ve sıralı kategorik matrisler $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ve $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$; gizil sürekli ölçümlerin matrisi $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ve gizil değişkenlerin matrisi $\Omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ olsun. Bayesci yaklaşımda sıralı kategorik değişkenlerin ele alınmasındaki temel amaç çalışmada daha önce de vurgulandığı üzere gizil sürekli ölçümleri (Y, Ω) kayıp veri gibi ele almak ve bunları sonsal analizde gözlenen verilerle $[X, Z]$ güçlendirmektir. Bu veri büyütme stratejisini kullanarak, tam veri kümesine dayanan model, sıralı kategorik değişkenler için de sürekli değişkenlere sahip olmuş olur [73]. Eşik değer yaklaşımı parametrelerin kolayca yorumlanmasını da sağlayarak onları ortak bir normal dağılımla ilişkilendirir. Burada unutulmamalıdır ki geçici tamsayı değerleri ($k=1,2,3,4$) sadece kategoriyi temsil etmek için kullanılır. İstatistiksel analizde asıl bu değerlerin frekanslarının önemli olmasıdır [67].

Ω 'nın ortak Bayesci tahminleri, bilinmeyen eşik değerler $\alpha = \alpha_1, \dots, \alpha_k$ ve $\Phi, \Lambda, \Lambda\omega, \Psi, \delta$ ve Ψ_ϵ 'lerdeki bilinmeyen parametre vektörlerini içeren θ yapısal parametre vektörü, Bölüm 3.5'te anlatıldığı gibi Gibbs örnekleme yöntemi ile elde edilecektir. Başlangıç değerleri $\alpha^{(0)}$, $\theta^{(0)}$, $\Omega^{(0)}$, ve $Y^{(0)}$ ile başlayıp yine j . iterasyona kadar devam eder. Döngünün sonunda ortak sonsal dağılımdan $\alpha^{(j+1)}$, $\theta^{(j+1)}$, $\Omega^{(j+1)}$ ve $Y^{(j+1)}$ üretilerek örneklemler elde edilir.

5. YAPISAL EŞİTLİK MODELİNDE BAYESÇİ YAKLAŞIMIN KLASİK YAKLAŞIMA GÖRE AVANTAJLARI

a) Olasılık ve Önsel Bilgi Kullanımı

Klasik yaklaşım varsayımlara dayalı gerçekleşir ve mümkün tüm rassal örneklerle uygulanır. Bayesci yaklaşım ise olasılıklara dayalıdır. Bayesci yaklaşım başlangıç varsayımları yerine gerekli bilgiyi önsel bilgiler yardımıyla sağlayarak daha iyi model uyumu elde eder [29]. Çünkü önsel bilgilerin kullanılması hem model hatalarını azaltır hem de önceki bulguları yeni verilerle birleştirdiği için bilginin güncellenmesini de sağlamış olur [5, 81].

b) Asimptotik Özellikler

Bayes Devrimi'ne [82] kadar tüm tahmin teknikleri asimptotik özelliğe dayalı normallik varsayımı altında ve büyük örneklem çalışmalarında geçerli olan çalışmalar için uygun bulunmuştur. Yapılan çalışmalar istatistiksel özelliklerin daha küçük örneklem büyüklükleri için uygun olmadığını göstermiştir [49]. BYEM asimptotik çıkarıma dayalı olmadığından sonsal dağılımın normal yaklaşımları yoktur. Bu nedenle parametre tahminleri ve model uyumu hakkında daha fazla şey öğrenilebilir [39].

c) Parametrelerin Ortak Dağılımı

Klasik yaklaşımda bilinmeyen parametrelerin sabit olarak kabul edilmesine karşın Bayesci yaklaşım bilinmeyen parametreleri rasgele değişken olarak tanımlar. Dolayısıyla Bayesci yaklaşım, gerçekte gözlemlenen veriler göz önüne alındığında, parametre değerleri hakkında neyin elde edilebileceğini belirler. Bayes analizi, yeni veriler geldikçe, parametre değerleri arasında güvenilirliği yeniden sağlamanın matematiksel olarak normatif yoludur.

d) Karmaşık Modelleri Test Etme Yeteneği

Klasik yaklaşımda, karmaşık modellerde çoğu zaman yeni verilerin parametre tahminleri ve parametrelerdeki güven aralıkları için p değeri elde etmek zordur. Bayesci yaklaşım ise bir modeli farklı veri yapılarına uyarlama esnekliği sayesinde çıkarım yönteminde değişiklik olmadan dağılımlar.

e) Küçük Örnek Boyutlarında Uygulanabilirliği

Klasik yaklaşımda olasılıklar veriye değil parametrelere verildiğinden örnek tahminlerindeki belirsizlik, artan örnek büyüklüklerinin bir fonksiyonu olarak azaltılır. Küçük örneklemelerde sıfır hipotezini reddetmek için çok büyük olan p değerleri ve güven aralıkları belirsizlik yaratır. Bu durum, araştırmacılar tam olarak tahmin ettiği şeyi bulmuş olsalar bile hipotezlerini desteklemedikleri anlamına gelir. Buna karşın Bayesci yaklaşımda MCMC'nin normallik varsayımı gerektirmemesi ve tahminlemede tam sonsal dağılımların bilinmeyen model parametrelerinin herhangi bir fonksiyonundan elde edilebilmesi küçük örneklemle çalışılmasını mümkün kılmıştır.

Lee ve Song [4], EÇO tahminiyle örneklem büyüklüğünün parametre sayısının en az dört veya beş katı olması gerektiğini, ancak Bayesci yaklaşım kullanıldığı zaman bu oranın parametre sayısının iki veya üç katına düştüğü bir simülasyon çalışmasında gösterilmiştir. Ayrıca Hox ve arkadaşları [56], çok boyutlu tasarımlarda EÇO tahmini kullanıldığında en az elli kümenin olması gerektiğini Bayes tahmini için bu sayının yirmi olduğunu göstermiştir. Bu iki çalışma için de sübjektif önseller belirtildiğinde örneklem azaltmadaki avantajlar belirtilmiştir [80].

f) Çoklu Karşılaştırmaların Yapılabilmesi

Klasik yaklaşımla yapılan analizlerde temel karar kriteri I.tip hata oranıdır. Yani sıfır hipotezinin doğrulukla yanlışlıkla reddedilme olasılığı %5 veya %1 gibi bir değer olarak belirlenir. Bu karar kriteri birden fazla testin olduğu durumlar için uygulanırken yeni bir problem ortaya çıkarır. Çünkü her karşılaştırma I.tip hata için fırsat yaratmaktadır. Bu durumda her bir karşılaştırma için istatistiksel olarak anlamlı kabul edilen farklılıklar için gözlenen değerlere bağlı olarak daha küçük p değerleri elde edilerek düzeltilir. Ancak bu durum bilimsel anlamda şüpheli bir uygulamadır. İki grubun karşılaştırmasındaki farkı ele alacak olursak araştırmacının bu konuda ilgisiz olup sadece birkaç karşılaştırma yapmasına ya da konuyla fazlaca ilgili olup pek çok karşılaştırma yapmasına dayanarak hipotezini kabul ya da reddedebilir.

Bayesci yaklaşımda p değerlerine bağlı karar verilmediği için araştırmacının yapmak isteyebileceği veya yapamayacağı kıyaslamaların ve bunların kaçından etkileneceği durumların oluşması söz konusu değildir. Bunun yerine, güvenilir parametre değerlerinin dağılımı, sadece veri ve modelin yapısı tarafından belirlenir.

Bayes yöntemleri bir modelin yapısında rasyonel kısıtlamalar içerebilir, böylece farklı gruplardan gelen veriler birbirlerinin tahminlerini karşılıklı olarak bilgilendirir ve dışarıda kalan tahminlerin sınırlarını daraltır [75].

g) Güven Aralıklarının Oluşturulması

Klasik yaklaşım belirli bir parametre ile ilgili bir özelliği belirtmez; bunun yerine sıfır hipotezi altındaki olguların kitleden çok sayıda tekrarlanan örnekler boyunca doğru parametrenin %95 güven aralığında kalacağı varsayımına dayanır [39]. Bayesci yaklaşım, klasik yaklaşımın “güven aralığı” (confidence interval) tanımlaması yerine, “güvenilir aralık” (credible interval) , “Bayesci aralık” (Bayesian interval) veya “inanç aralığı”(persuasion/assurance) tanımlamalarını kullanır. Çünkü klasik yaklaşımda aralık tahminleri ilgili parametreyi içermesi olasılığı üzerinden yorumlanırken Bayesci yaklaşımda, ilgili parametrenin belirli değerler arasında yer alma olasılığı üzerinden yorumlanır. Bu sayede Bayesci yaklaşımda ilgili her bir parametrenin kendi dağılımı ve güven aralığı oluşturulabilir [30].

h) Model Tanımlama Esnekliği

Modelin eksik tanımlanması veya başlangıç varsayımlarını yerine getirmemesi durumunda EÇO yöntemi ile çözüm elde edilemez. Bayesci yaklaşım, önsel bilgi kullanımı sayesinde kayıp değerlerin tahmin edilmesi ya da tamamlanmamış modellerin tahmin edilmesini sağlar. Ek olarak karışık kesikli ve sürekli değişkenlere sahip modellerde, doğrusal olmayan değişkenlerde, boylamsal verilerde, sıralı kategorik verilerde ve karmaşık modellerin analizi gibi özel durumlarda kullanılarak güvenilir sonuçlar verir.

6. UYGULAMA

Tez çalışmasının bu bölümünde öğrencilerin ideal bankacılık hizmetlerine ilişkin memnuniyetleri* klasik YEM ve BYEM ile analiz edilmiştir. Literatürde bankacılık hizmet kalitesine yönelik klasik YEM analizinin uygulandığı daha önce birçok çalışma yapılmıştır. BYEM ile klasik YEM'i karşılaştırarak önceki çalışmalara da katkı sağlamak amacıyla SERVQUAL (Hizmet Kalite Ölçüm) modeli tercih edilmiştir. Tez çalışmasının diğer bir amacı da sıralı kategorik verilerde BYEM kullanımını göstermek olduğundan SERVQUAL modelinde kullanılan likert ölçek ile BYEM analizi yapılmıştır. Uygulama iki kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısımda LISREL paket programı kullanılarak klasik YEM analizi, ikinci kısımda OpenBUGS paket programı kullanılarak BYEM analizi yapılmış ve her iki yönteme göre modeldeki parametre tahminleri karşılaştırılmıştır.

Hizmet Kalitesinin Ölçümü

Hizmet sektöründe yer alan işletmeler için hizmet kalitesinin geçerli ve güvenilir ölçümü hayati önem arz etmektedir. SERVQUAL modeli algılanan hizmet kalitesini ölçmek için hizmetin kapsamlı bir şekilde kavramsallaşmasını sağlayan bir ölçüm modelidir [83].

Günümüzde hizmet sektöründeki en önemli kurumlardan olan bankaların bu rekabet ortamında uzun süre var olabilmeleri için sundukları hizmet kalitesi çok önemlidir ve hizmet kalitesi bankacılık sektöründe müşteri memnuniyeti ile ilişkilendirilmiştir [84].

Hizmet kalitesinin ölçümü ilk olarak 1985 yılında Parasuman, Zeithaml ve Berry tarafından ABD'de geliştirilmiştir ve araştırmacılar tarafından ölçeğin her sektörde hizmet kalitesinin boyutları ile uygulanabilir olduğu yaptıkları çalışmalarla gösterilmiştir [85]. Yapılan ilk çalışmalarda on altı boyuttan oluşan ölçüm modeli sonrasında araştırmacılar tarafından beş altı boyuta indirgenerek SERVQUAL adını verdikleri hizmet kalitesini ölçen bir ölçüm yöntemi olmuştur.

*Çalışmada kullanılan veriler Prof.Dr.Veysel Yılmaz'ın (Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, İstatistik Anabilim Dalı) izni ile alınmıştır.

Ölçüm modelinde yer alan hizmet kalitesine ait bu beş boyut şöyledir:

1-Fiziki Görünüm (A): Hizmet alınan işletmeye dair fiziki özelliklerdir (Binanın yapısı, konumu, araç-gereç, personelin görünümü vs).

2-Güvenilirlik (B): Sunulan hizmetlerin doğruluğu ve söz verilen zamanda hizmeti gerçekleştirme yeteneğidir.

3-Heveslilik (C): Müşterilere hızlı yardım etme istekliliğidir.

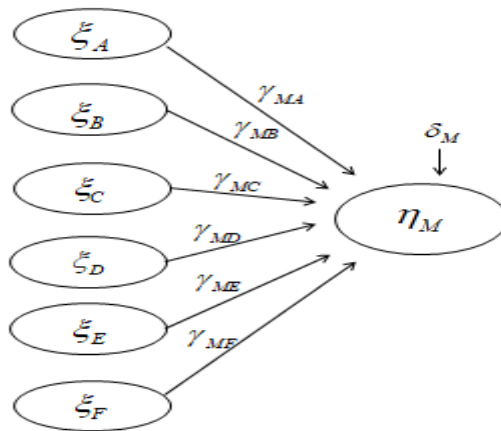
4-Güvence (D): İşletme çalışanlarının bilgili ve nazik olmaları, müşterinin çalışanlara güven duymasının sağlanmasıdır.

5-Erişilebilirlik (F): Müşterilerin işletmeye hem konum olarak hem de telefon, internet ve e-posta yoluyla kolayca ulaşabilmesidir.

Bankacılık sektöründe günümüzde şubesiz bankacılık hizmeti de önemli hale gelmiştir. Örneklem grubunu oluşturan öğrencilerin genelde üniversite yerleşkesindeki ATM (Automated Teller Machine, bankomat) hizmetlerini kullanmalarından dolayı çalışmaya **ATM (E)** hizmet boyutu (ATM sayısının yeterliliği ve ATM'ye ulaşım kolaylığı) da eklenmiştir [85].

6.1. Araştırma Modeli ve Hipotezler

Çalışmadaki araştırma modeli, bankaların sunduğu hizmetler ile öğrencilerin bu bankalara olan memnuniyetleri arasındaki ilişkiyi göstermek amacıyla SERVQUAL'de hizmet boyutlarına göre oluşturulmuş bir modeldir. Şekil 6.1 'de araştırma modeli verilmiştir.



Şekil 6.1. Araştırma Modeli

M-Memnuniyet olmak üzere çalışmada yer alan alternatif hipotezler aşağıda verilmiştir:

H_A: Bankaya duyulan güvence arttıkça, müşterilerin bankadan duydukları memnuniyet artar.

H_B: Bankanın müşteriler için sunduğu hizmetlerindeki hevesliliği arttıkça müşterilerin bankadan duydukları memnuniyet artar.

H_C: Bankanın müşteriler için sunduğu hizmetlerindeki güvenirlilik arttıkça müşterilerin bankadan duydukları memnuniyet artar.

H_D: Bankanın fiziki görünümdeki özellikleri arttıkça müşterilerin bankaya duydukları memnuniyet artar.

H_E: Bankanın müşteriye sunduğu ATM hizmetleri arttıkça müşterilerin bankadan duydukları memnuniyet artar.

H_F: Bankaya olan erişilebilirlik arttıkça müşterilerin bankadan duydukları memnuniyet artar.

6.2. Modelin Matematiksel İfadesi

Bu tez çalışmasında önerilen SERVQUAL Modeli bir içsel gizil değişken (M ve q₁=1) ve üç dışsal gizil değişkenden (A,D,F ve q₂=3) oluşmaktadır. Modelde içsel gizil değişkenler için toplam gözlenen değişken sayısı (M1,M2,M3) r=3, dışsal gizil değişkenler için toplam gözlenen değişken sayısı (A1,A2,A3,D1,D2,D3,F1,F2,F3) s=9'dur.

Çalışmada önerilen YEM'e ilişkin yapısal modelin matris gösterimi ve yapısal modele ilişkin eşitlikler sırasıyla Eşitlik 6.1 ve Eşitli 6.2 'de verilmiştir.

$$[\eta_M] = [0] [\eta_M] + [\gamma_{MA} \quad \gamma_{MD} \quad \gamma_{MF}] \begin{bmatrix} \xi_A \\ \xi_D \\ \xi_F \end{bmatrix} + [\delta_M] \quad (6.1)$$

$$\eta_M = \gamma_{MA} * \xi_A + \gamma_{MD} * \xi_D + \gamma_{MF} * \xi_F + \delta_M \quad (6.2)$$

Araştırma modeline ait yapısal model Eşitlik 2.4'teki gösterime göre ifade edildiğinde, η : 1x1 boyutlu içsel gizil değişken vektörü, Π : 1x1 boyutlu içsel gizil değişkenler arasındaki etkiyi gösteren yapısal parametre (ilişki katsayıları) matrisi, Γ : 1x3 boyutlu içsel ve dışsal gizil değişkenler arasındaki nedensellik ilişkisini gösteren regresyon katsayıları matrisi, ξ : 3x1 boyutlu dışsal gizil değişken vektörü ve δ : 1x1 boyutlu gizil değişkenlere ait hata vektörüdür.

YEM'de içsel gizil değişkenlere ait ölçüm modeli Eşitlik 2.2'deki gösterime göre ifade edildiğinde x_1 :3x1 boyutlu içsel gizil değişkenlerin vektörü, Λ_1 : 3x1 boyutlu içsel gizil değişkenlerin faktör yükleri matrisi, ε_1 : 3x1 boyutlu gözlenen değişkenlerin ölçüm hatalarının rasgele vektörleridir.

Çalışmada önerilen YEM'e ilişkin içsel gizil değişkenlerin ölçüm modeline ait matris gösterimi Eşitlik 6.3'te verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} x_{1M1} \\ x_{1M2} \\ x_{1M3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{M1} \\ \lambda_{M2} \\ \lambda_{M3} \end{bmatrix} [\eta_M] + \begin{bmatrix} \varepsilon_{M1} \\ \varepsilon_{M2} \\ \varepsilon_{M3} \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

YEM'de dışsal gizil değişkenlere ait ölçüm modeli Eşitlik 2.3'e göre ifade edildiğinde x_2 :9x1 boyutlu dışsal gizil değişkenlerin vektörü, Λ_2 : 9x3 boyutlu içsel gizil değişkenlerin faktör yükleri matrisi, ξ :3x1 boyutlu dışsal gizil değişkenler vektörü, ε_2 :3x1 boyutlu gözlenen değişkenlerin ölçüm hatalarının raslantı vektörleridir.

Çalışmada önerilen YEM'e ilişkin dışsal gizil değişkenlerin ölçüm modeline ait matris gösterimi Eşitlik 6.4'te verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} x_{2A1} \\ x_{2A2} \\ x_{2A3} \\ x_{2D1} \\ x_{2D2} \\ x_{2D3} \\ x_{2F1} \\ x_{2F2} \\ x_{2F3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{A1} & 0 & 0 \\ \lambda_{A2} & 0 & 0 \\ \lambda_{A3} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{D1} & 0 \\ 0 & \lambda_{D2} & 0 \\ 0 & \lambda_{D3} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{F1} \\ 0 & 0 & \lambda_{F2} \\ 0 & 0 & \lambda_{F3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_A \\ \xi_D \\ \xi_F \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{A1} \\ \varepsilon_{A2} \\ \varepsilon_{A3} \\ \varepsilon_{D1} \\ \varepsilon_{D2} \\ \varepsilon_{D3} \\ \varepsilon_{F1} \\ \varepsilon_{F2} \\ \varepsilon_{F3} \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

EÇO tahmin yöntemi ile yapılan analizde LISREL paket programı kullanılarak öncelikle DFA ile ölçüm modelinin uyumu değerlendirilmiş sonrasında yapısal model oluşturularak YEM analizi yapılmıştır.

6.3. Örneklem

Çalışmanın örneklemini Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi (İİBF) öğrencilerinden rassal olarak seçilen anket çalışmasına katılan 441 kişi oluşturmuştur. Veri toplama aracı olarak üniversite öğrencilerinin müşterisi olduğu bankalar hakkında memnuniyetlerini araştırmak için kullanılan “Banka Müşteri Memnuniyeti” anket formu kullanılmıştır. Hizmet boyutlarına ait tutum ifadeleri Ek 1’de verilmiştir. Anket formunda 5’li likert tipi ölçek (1-Kesinlikle Katılmıyorum, 2-Katılmıyorum, 3- Kısmen Katılıyorum/Katılmıyorum, 4-Katılıyorum, 5-Kesinlikle Katılıyorum) kullanılmıştır. Örneklem ait betimsel istatistikler Çizelge 6.1’de verilmiştir.

Çizelge 6.1. Örneklem Ait Betimsel İstatistikler

Demografik Bilgiler	Sıklık(n)	Yüzde(%)
<i>Cinsiyet</i>		
Kadın	254	57,6
Erkek	187	42,4
<i>Sınıf</i>		
1	94	21,3
2	79	17,9
3	89	20,2
4	179	40,6
<i>Bölüm</i>		
İktisat	85	19,3
İşletme	134	30,4
Maliye	96	21,8
Uluslararası İlişkiler	71	16,1
Siyaset Bilimi ve Kamu Yönetimi	55	12,5
<i>Aylık Ortalama Harcama Miktarı</i>		
500 TL'den az	50	11,3
500-750 TL	109	24,7
750-1000 TL	134	30,4
1000 TL'den fazla	148	33,6
<i>Ailenin Ekonomik Durumu</i>		
Çok kötü	5	1,1
Kötü	10	2,3
Orta	210	47,6
İyi	174	39,5
Çok iyi	42	9,5
<i>En çok tercih edilen bankalar</i>		
Ziraat Bankası	149	33,8
İş Bankası	93	21,1
Yapı Kredi	40	9,1
Garanti	39	8,8
Vakıfbank	17	3,9
Akbank	36	8,2
Halk Bankası	12	2,7
Diğer	55	12,5
TOPLAM	441	100

Çizelge 6.1'de görüldüğü gibi öğrencilerin %57,6'sı kadın %42,4'ü erkektir. Öğrencilerin %21,3'ü 1. sınıf, %17,9'u 2. sınıf, %20,2'si 3. sınıf ve %40,6'sı 4. sınıf olmak üzere %19,3'ü iktisat bölümünde, %30,4'ü işletme bölümünde, %21,8'i maliye bölümünde, %16,1'i uluslararası ilişkiler bölümünde, %12,5'i de siyaset bilimi ve kamu yönetimi bölümünde okumaktadır. Öğrencilerin bankacılık hizmetlerinden en çok yararlandıkları bankalar ise sırasıyla %33,8 Ziraat Bankası, %21,1 İş Bankası, %9,1 Yapı Kredi Bankası, %8,8 Garanti Bankası, %3,9 Vakıfbank, %8,2 Akbank ve %2,7 ile Halk Bankasıdır. Öğrencilerin %12,5'i diğer bankaları tercih etmektedirler.

6.4. Klasik Yapısal Eşitlik Model Analizi

6.4.1. Ölçüm Modeli

Çalışmanın bu bölümünde LISREL paket programı kullanılarak EÇO tahmin yöntemi ile öncelikle ölçüm modeli belirlenmiştir. DFA ile çıkan sonuçlarda ölçüm modeli uyumunun sağlandığı görülmüş ve sonrasında yapısal model incelenmiştir. Çalışmada kullanılan klasik yöntemlerden EÇO tahmin yönteminin hizmet kalitesi ölçüm modeli (uyum ölçütleri) Çizelge 6.2’te verilmiştir.

Çizelge 6.2. Model Uyum Ölçütleri

X^2	NFI	CFI	GFI	AGFI	RMSEA	X^2/sd
321,53	0,98	0,99	0,93	0,91	0,046	1,92

Çizelge 6.2’deki ölçüm modeline ait uyum ölçütleri, Çizelge 2.2’de verilen kabul edilebilir uyum ölçütlerine göre karşılaştırıldığında;

$0,95 \leq NFI:0,98$ (iyi uyum), $0,97 \leq CFI:0,99$ (iyi uyum), $0,90 \leq GFI:0,93$ (kabul edilebilir uyum) $0,90 \leq AGFI:0,91$ (iyi uyum), $RMSEA:0,046 \leq 0,05$ (iyi uyum), $X^2/sd:1,92 \leq 2,00$ (iyi uyum) olduğundan hizmet kalitesi ölçüm modeline ait uyum ölçütlerinin yeterli düzeyde olduğunu ve boyutlara ait yapı geçerliliğini sağladığını söyleyebiliriz.

Ölçüm modelinin ayırt edici geçerliliği için hesaplanan ayırt edici geçerlilik (AVE) değerleri Çizelge 6.3’te verilmiştir.

Çizelge 6.3. Ayırt Edici Geçerlilik

Yapılar	1	2	3	4	5	6	7
1. A	0,74						
2. B	0,77	0,71					
3. C	0,68	0,79	0,70				
4. D	0,58	0,64	0,75	0,71			
5. E	0,51	0,55	0,63	0,76	0,76		
6. F	0,63	0,70	0,73	0,70	0,85	0,75	
7. M	0,60	0,60	0,66	0,63	0,53	0,64	0,81
AVE	0,54	0,51	0,49	0,50	0,57	0,56	0,65
(p<0,01)							

Çizelge 6.3’te korelasyonlar arasındaki köşegen elemanlar AVE’nin kareköküdür. Ölçüm modelindeki ayırt edici geçerlilik her bir yapıya ait AVE’nin karekökü değerlerinin diğer yapılarla olan korelasyonlarına bakılarak değerlendirilir. Eğer

karşılaştırmada AVE karekök değerleri büyük ise ayırt edici geçerlilik sağlanmış olur. Çizelge 6.3'te görüldüğü üzere, AVE'nin karekökü tüm yapılar için korelasyonlarına oldukça yakındır ve ayırt edici geçerlilik sağlanmıştır.[86, 87].

6.4.2. Yapısal Model

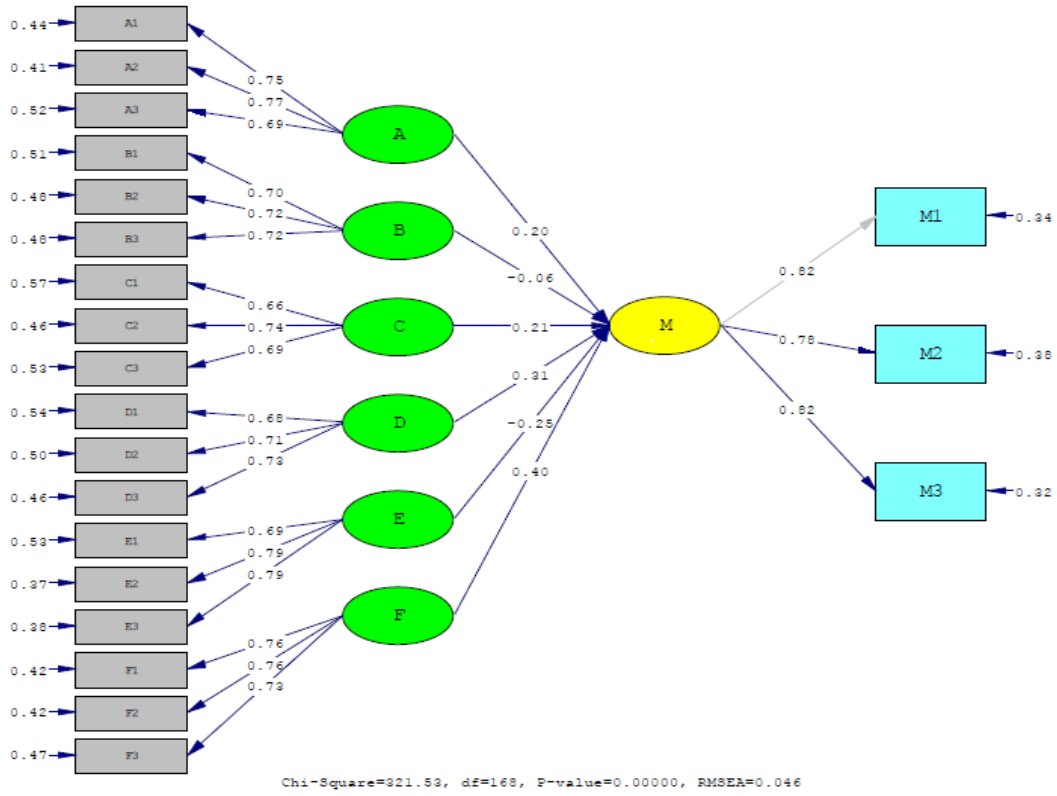
Ölçüm modeli için ayırt edici geçerliliğin sağlanmasından sonra EÇO tahmin yöntemi ile parametre tahminleri için yapısal model değerlendirilmiştir. Yapısal modelin uyum ölçütleri $0,95 \leq NFI:0,98$ (iyi uyum), $0,97 \leq CFI:0,99$ (iyi uyum), $0,90 \leq GFI:0,93$ (kabul edilebilir uyum), $0,90 \leq AGFI:0,91$ (iyi uyum), $RMSEA:0,046 \leq 0,05$ (iyi uyum), $X^2/sd:1,92 \leq 2,00$ (iyi uyum) olduğundan kurulan modelin oldukça güçlü olduğunu ve model uyumunun sağlandığını söyleyebiliriz.

Araştırma modelindeki parametrelerin anlamlılığı için klasik YEM sonuçları Çizelge 6.4'te, yapısal modelin path diyagramları Şekil 6.2 ve Şekil 6.3'te, hipotez testi sonuçları ve modele ait yapısal denklem Çizelge 6.5'te verilmiştir.

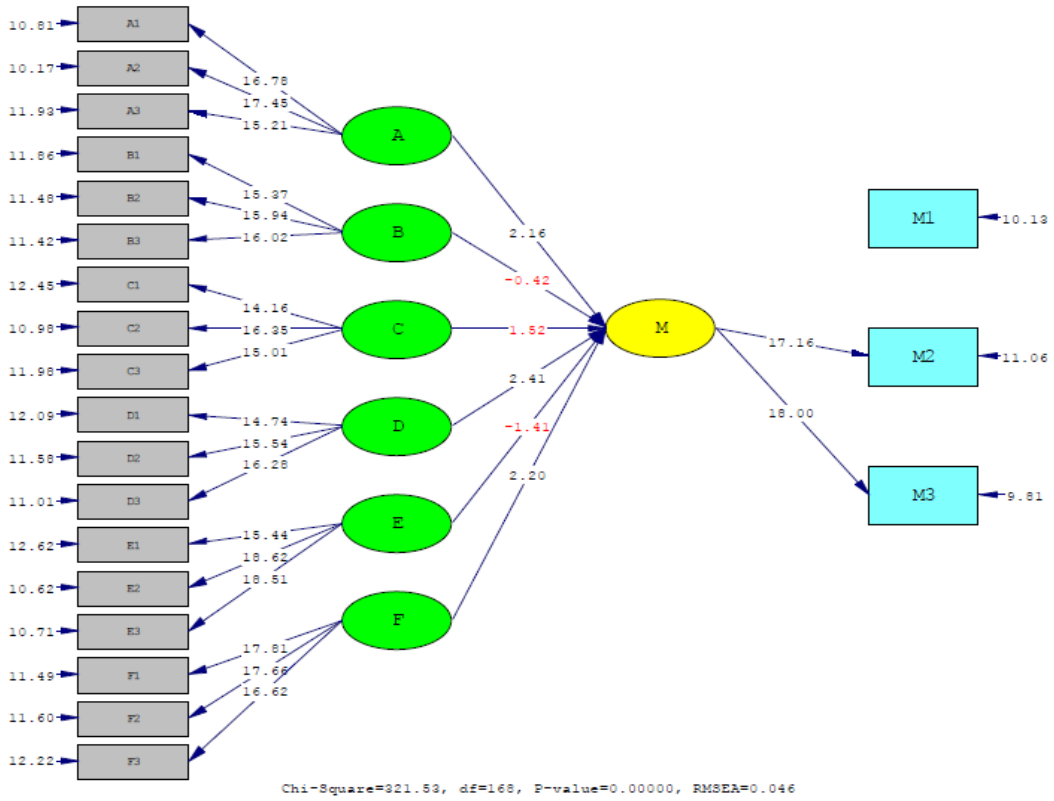
Çizelge 6.4. Araştırma Modeli İçin YEM Sonuçları

Faktörler/Maddeler	Standart Parametre Tahminleri (λ_i)	t-değeri	Standart Hata	R ²
Faktör A: GÜVENCE (CA:0,78; YG:0,78; Açıklanan Varyans:0,54)				
A1	0,75	16,78*	0,44	0,56
A2	0,77	17,45*	0,41	0,59
A3	0,69	15,21*	0,52	0,48
Faktör B: HEVESLİLİK (CA:0,76; YG:0,76; Açıklanan Varyans:0,51)				
B1	0,7	15,37*	0,51	0,49
B2	0,72	15,94*	0,48	0,52
B3	0,72	16,02*	0,48	0,52
Faktör C: GÜVENİLİRLİK (CA: 0,73; YG:0,74; Açıklanan Varyans:0,49)				
C1	0,66	14,16*	0,56	0,44
C2	0,74	16,35*	0,45	0,55
C3	0,69	15,01*	0,52	0,48
Faktör D: FİZİKİ GÖRÜNÜM (CA:0,75; YG:0,75; Açıklanan Varyans:0,50)				
D1	0,68	14,74*	0,54	0,46
D2	0,71	15,54*	0,5	0,5
D3	0,73	16,28*	0,47	0,53
Faktör E: ATM (CA:0,80; YG:0,80; Açıklanan Varyans:0,57)				
E1	0,69	15,44*	0,52	0,48
E2	0,79	18,62*	0,38	0,62
E3	0,79	18,51*	0,38	0,62
Faktör F: ERİŞİLEBİLİRLİK (CA: 0,79; YG:0,79; Açıklanan Varyans:0,56)				
F1	0,76	17,81*	0,42	0,58
F2	0,76	17,66*	0,42	0,58
F3	0,73	16,62*	0,47	0,53
Faktör M: Memnuniyet (CA:0,85; YG:0,85; Açıklanan Varyans:0,65)				
M1	0,82	-	0,33	0,67
M2	0,78	17,16*	0,39	0,61
M3	0,82	18,00*	0,33	0,67

CA: Cronbach Alpha , YG: Yapı Geçerliliği , *p<0,01



Şekil 6.2. Yapısal Modelin Standartlaştırılmış Parametre Tahmin Değerleri Path Diyagramı (LISREL Çıktısı)



Şekil 6.3. Yapısal Modele Ait Standartlaştırılmış t Değerlerinin Path Diyagramı (LISREL Çıktısı)

Şekil 6.3'te LISREL çıktısında standartlaştırılmış parametre tahminlerine ait path katsayılarının t değerleri verilmiştir. Anlamsız olan t değerleri kırmızı renkte belirtilmiştir.

Çizelge 6.5. Hipotezler ve Sonuçları

Hipotezler	Standartlaştırılmış Parametre Tahminleri	t-değeri	Sonuç
$H_A: \text{Güvence}(A) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	0.20	2.16	Desteklendi
$H_B: \text{Heveslilik}(B) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	-0,06	-0.42	Desteklenmedi
$H_C: \text{Güvenilirlik}(C) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	0.21	1.52	Desteklenmedi
$H_D: \text{Fiziki Görünüm}(D) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	0.31	2.41	Desteklendi
$H_E: \text{ATM}(E) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	-0,25	-1.41	Desteklenmedi
$H_F: \text{Erişilebilirlik}(F) \rightarrow \text{Memnuniyet}$	0.40	2.20	Desteklendi
$M = 0.20\xi_A + 0.31\xi_D + 0.40\xi_F + 0.46$ ($R^2=0.54$)			

***p<0.01**

Çizelge 6.5 ve Şekil 6.3 incelendiğinde H_B , H_C ve H_E hipotezlerinin desteklenmediği H_A , H_D ve H_F hipotezlerinin %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak desteklendiği görülmektedir. Diğer bir ifade ile Güvence, Fiziki Görünüm, Erişilebilirlik gizil değişkenlerinin, Memnuniyet gizil değişkenini pozitif yönde etkilediği görülmektedir. Bankaların Güvence (A) hizmet boyutundaki bir birimlik artış bankadan duyulan memnuniyeti 0,20 birim, Fiziki Görünüm (D) hizmet boyutundaki bir birimlik artış bankadan duyulan memnuniyeti 0,31 birim, Erişilebilirlik (F) hizmet boyutundaki bir birimlik artış ise bankadan duyulan memnuniyeti 0,40 birim artırmaktadır.

6.5.Bayesci Yapısal Eşitlik Model Analizi

Çalışmanın bu bölümünde sıralı kategorik veriler için BYEM analizi ayrıntılı bir şekilde verilmiştir. Bayesci yöntemlerde hesaplama açısından karşılaşılan güçlüklerin üstesinden gelerek hem zaman hem de maliyet açısından fayda sağlayan OpenBUGS paket programı üzerinden uygulama adımları anlatılarak SERVQUAL araştırma modelimiz yeniden tanımlanmıştır.

Literatürdeki BYEM çalışmalarının çoğu WinBUGS paket programı yardımıyla uygulanmış olsa da son yıllarda WinBUGS'ın geliştirilmiş versiyonu olan ve kullanıcıya daha fazla esneklik sağlayan OpenBUGS paket programı Bayesci tahminlemede araştırmacılar tarafından daha fazla tercih edilmeye başlanmıştır.

BUGS (**B**ayesian inference **U**sing **G**ibbs **S**ampling, Gibbs örnekleyici kullanarak Bayes Çıkarımı) projesi 1990'ların başında Cambridge Üniversitesi MRC Biyoistatistik Bölümünde yapay zeka çalışmalarından doğmuştur. BUGS'ın iki ana sürümü bulunmaktadır; WinBUGS ve OpenBUGS. 1990'ların ortalarında Windows işletim sisteminde çalışan WinBUGS tanıtılmış ve Bayesci modelleme için yaygın olarak benimsenen bir yazılım olmuştur. 2004 yılında hesaplama kapasitesinin geliştirilmesi ile WinBUGS'da olmayan bazı özellikler eklenerek OpenBUGS versiyonu oluşturulmuştur. OpenBUGS, hem Windows hem de Linux işletim sisteminde çalışmakla birlikte programlama adımlarının daha kolay yürütülmesini sağlamıştır. Aralarında çok büyük farklılıklar olmamakla birlikte OpenBUGS'ın açık erişimli olması ve R programına entegre çalışabilmesi WinBUGS'a göre araştırmacılara daha fazla esneklik sağlamaktadır [88].

6.5.1. Eşik Değerlerin Hesaplanması

Çalışmanın bu bölümünde, Bölüm 5'te ayrıntılı olarak anlatılmış olan sıralı kategorik veriler için eşik değer yaklaşımı ile önsel bilgi elde edilmiştir. Bu yöntemin tercih edilmesindeki amaç gizil sürekli ölçümleri gözlenen verilerle güçlendirmektir. Böylece sıralı kategorik veriler için hesaplanan eşik değerleri ile Bayesci yöntemde tam veri kümesine dayanan, ortak normal dağılımla ilişkilendirilmiş model elde edilecektir. Bu sebeple BYEM analizine başlamadan önce çalışmadaki SERVQUAL'de yer alan 21 soruya ilişkin eşik değerleri oluşturulmuştur. Eşik değerlerinin hesaplanması üç adımda gerçekleşmiştir. Birinci adımda sorulara verilen yanıtların sıklık dağılımları

oluşturulmuş, ikinci adımda ölçek kategorilerinin yüzde oranları hesaplanmıştır. Son adımda ise yüzdelik oranlar üzerinden kümülatif normal dağılımın tersinden çalışmada kullanılan 5’li likert ölçekteki kategori sayısının bir eksiği kadar eşik değerleri hesaplanmıştır. Eşik değerlerinin hesaplama adımları Çizelge 6.6, Çizelge 6.7 ve Çizelge 6.8’de verilmiştir.

Çizelge 6.6. Verilerin Sıklık Dağılımları

VERİLERİN FREKANS DAĞILIMLARI					
SERVQUAL Anket Soruları	1	2	3	4	5
M1	4	29	167	175	66
M2	5	38	183	156	59
M3	5	23	157	175	81
A1	3	24	192	186	36
A2	1	39	175	198	28
A3	2	27	151	224	37
B1	2	42	159	196	42
B2	5	23	165	186	62
B3	4	29	168	189	51
C1	7	25	144	195	70
C2	5	23	168	190	55
C3	6	19	156	210	50
D1	5	20	148	204	64
D2	5	23	151	207	55
D3	2	26	167	181	65
E1	7	24	164	186	60
E2	6	21	145	207	62
E3	7	27	140	204	63
F1	6	22	147	210	56
F2	2	26	156	204	53
F3	3	26	176	182	54

Çizelge 6.7. Verilerin Yüzdelik Dağılımları

VERİLERİN YÜZDELİK DAĞILIMLARI					
SERVQUAL Anket Soruları	1	2	3	4	5
M1	0,00907	0,06576	0,378685	0,396825	0,14966
M2	0,011338	0,086168	0,414966	0,353741	0,133787
M3	0,011338	0,052154	0,356009	0,396825	0,183673
A1	0,006803	0,054422	0,435374	0,421769	0,081633
A2	0,002268	0,088435	0,396825	0,44898	0,063492
A3	0,004535	0,061224	0,342404	0,507937	0,0839
B1	0,004535	0,095238	0,360544	0,444444	0,095238
B2	0,011338	0,052154	0,37415	0,421769	0,14059
B3	0,00907	0,06576	0,380952	0,428571	0,115646
C1	0,015873	0,056689	0,326531	0,442177	0,15873
C2	0,011338	0,052154	0,380952	0,430839	0,124717
C3	0,013605	0,043084	0,353741	0,47619	0,113379
D1	0,011338	0,045351	0,335601	0,462585	0,145125
D2	0,011338	0,052154	0,342404	0,469388	0,124717
D3	0,004535	0,058957	0,378685	0,410431	0,147392
E1	0,015873	0,054422	0,371882	0,421769	0,136054
E2	0,013605	0,047619	0,328798	0,469388	0,14059
E3	0,015873	0,061224	0,31746	0,462585	0,142857
F1	0,013605	0,049887	0,333333	0,47619	0,126984
F2	0,004535	0,058957	0,353741	0,462585	0,120181
F3	0,006803	0,058957	0,399093	0,412698	0,122449

Son adıma geçerken eşik değerler, Microsoft Excel yardımı ile NORMTERS fonksiyonu kullanılarak yüzdelik oranlar üzerinden kümülatif normal dağılımın

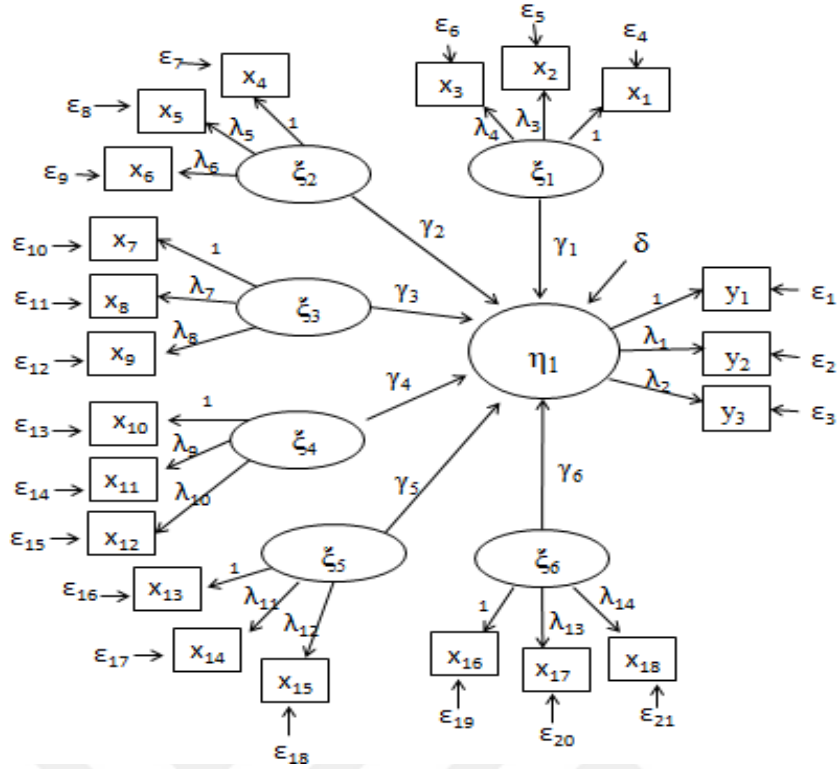
tersi ile $(\alpha_k = \Phi^{-1}(\sum_{r=1}^k \frac{Nr}{N}))$, $k = \text{düzey sayısı}$) elde edilmiştir.

Çizelge 6.8. Verilerin Eşik Değerleri

VERİLERİN EŞİK(THRESHOLD) DEĞERLERİ				
	th1	th2	th3	th4
M1	-2,3627	-1,4407	-0,1168	1,03789
M2	-2,2789	-1,2959	0,03127	1,10867
M3	-2,2789	-1,5261	-0,2032	0,90145
A1	-2,4675	-1,5446	-0,0085	1,39417
A2	-2,8383	-1,3364	-0,0313	1,5261
A3	-2,6094	-1,5081	-0,2323	1,37931
B1	-2,6094	-1,2828	-0,0996	1,30917
B2	-2,2789	-1,5261	-0,157	1,07767
B3	-2,3627	-1,4407	-0,1111	1,19704
C1	-2,1476	-1,457	-0,2557	0,99969
C2	-2,2789	-1,5261	-0,1397	1,15173
C3	-2,2085	-1,5832	-0,2264	1,20875
D1	-2,2789	-1,5832	-0,2734	1,05757
D2	-2,2789	-1,5261	-0,2381	1,15173
D3	-2,6094	-1,5261	-0,1455	1,04768
E1	-2,1476	-1,4736	-0,1455	1,09822
E2	-2,2085	-1,5446	-0,2793	1,07767
E3	-2,1476	-1,4249	-0,2675	1,06757
F1	-2,2085	-1,5261	-0,2616	1,14076
F2	-2,6094	-1,5261	-0,209	1,17408
F3	-2,4675	-1,5081	-0,0882	1,16283

6.5.2. Araştırma Modelinin OpenBUGS’da İfadesi

OpenBUGS paket programının ayrı bir yazım dili vardır. Programda ifade edilen model ve komutlar bu yazım dilindeki sözdizimine göre yapılmalıdır. Çalışmanın bu kısmında Lee’nin çalışmasında [35] yer alan WinBUGS’da oluşturduğu kodlardan yararlanılarak ve araştırma modeline uygun düzenlemeler eklenerek modele ait kodlar oluşturulmuştur. Programda kullanılan ifadelerin simgesel gösterimleri ve model diyagramı Şekil 6.4’te verilmiştir.



Şekil 6.4. OpenBUGS’da Tanımlanan Modelin Simgesel Gösterim Diyagramı

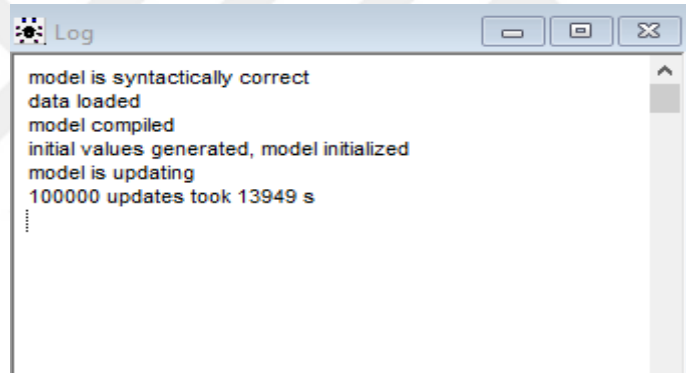
OpenBUGS’da modelin çalıştırılması için tanıtılan ölçüm eşitliği, yapısal eşitlik, modelin önsel dağılımları, modele ait veri dosyasından oluşturulan eşik değerler Ek-2’de verilmiştir.

6.5.3. OpenBUGS Sonuçlarının Yorumlanması

Model tanıtılıp veri dosyası yüklendikten sonra Gibbs örnekleyici ile Markov zincirleri üretilir. Ancak bu zincirleri elde etmek için ifadelerin doğru yazılması çok önemlidir. Herhangi bir yazım hatasında program hata vermektedir. Ek 2’de belirtildiği gibi model ifadesi ve verilerin tanıtımı sağlandıktan sonra analiz için en önemli ve belki de en zorlayıcı adıma, yani Gibbs örnekleyici ile elde edilecek Markov Zincirinin sayısına ve örneklem yineleme sayısına karar verilmesine geçilir. Zincir sayısı ve yineleme sayısı için net bir ifade yoktur. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde yakınsamanın gerçekleşmesi için çok sayıda oluşturulmuş kısa zincirler yerine uzun tek bir zincirle yineleme yapılması ya da farklı başlangıç değerleri ile birden fazla zincir kullanılması önerilmektedir [34, 35, 51, 52, 55].

Parametre tahmini yapabilmek için önemli olan zincirin başladıktan bir süre sonra belli bir değere yakınsamasıdır. Böylece yakma periyodu belirlenerek yakınsamanın sağlandığı değere kadar olan tahminler dikkate alınmaz ve parametre tahminleri başlangıç değerlerinin (initial values) etkisinden kurtarılmış olur. Teoride geçerli olan yineleme sayısının sonsuza yakın seçilmesi pratikte pek mümkün olmadığından yakınsama için yineleme sayısını olabildiğince büyük tutulması tahminleme yapabilmek için daha iyi sonuçlar vermektedir.

Çalışmada yakınsama değerleri için uzun tek bir zincir yerine üç zincir kullanımı tercih edilmiştir. Çizelge ve şekillerde kullanılan üç zincirin tahmin değerleri ayrı ayrı değil ortalama değer olarak verilmiştir. 100000 yineleme yapılarak üç zincir üzerinden üretilen 300000 örnekleme ilişkin program çıktısı Şekil 6.5'te ve tahmin değerleri Çizelge 6.9' da verilmiştir.



Şekil 6.5. Örnekleme İlişkin OpenBUGS Çıktısı

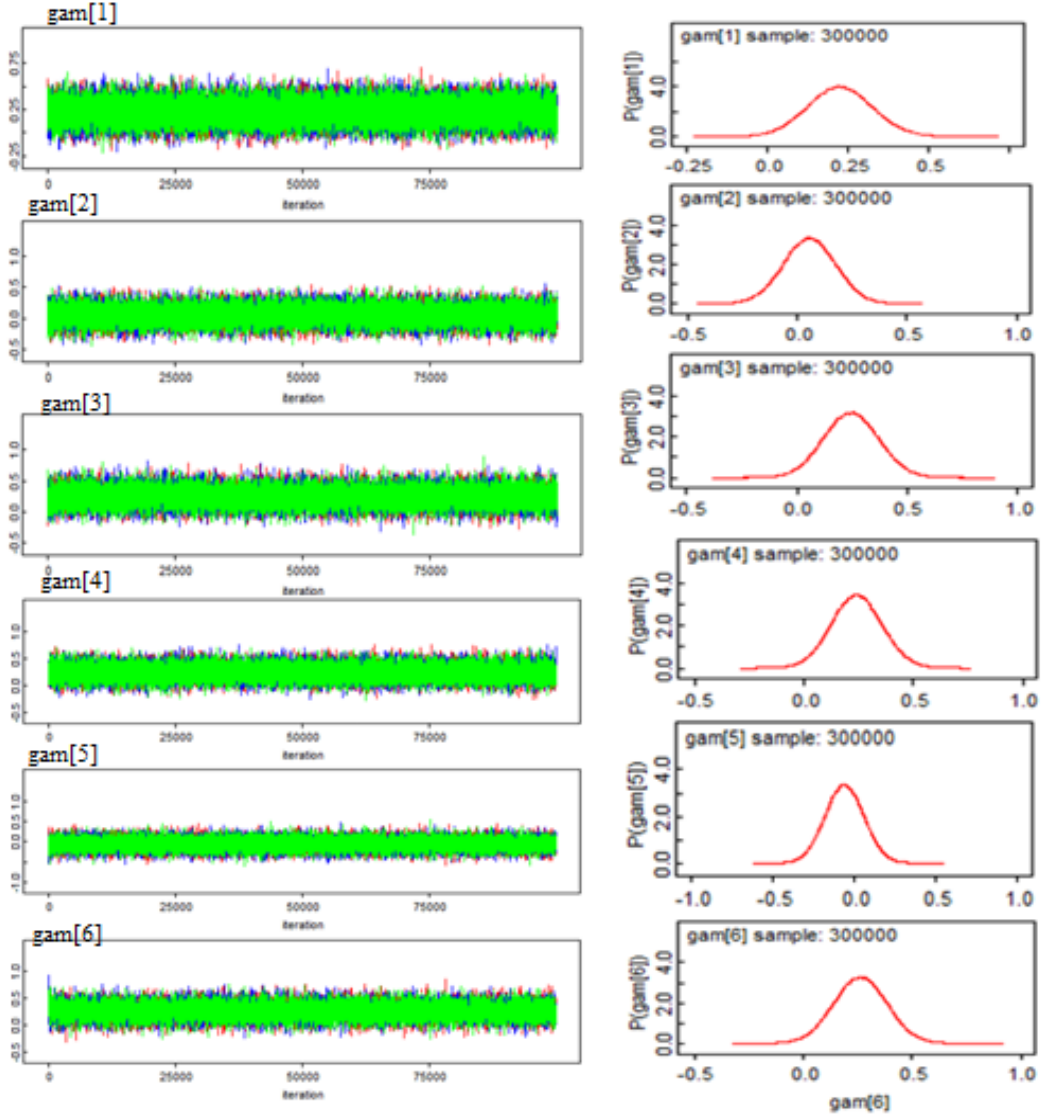
Şekil 6.5'te verilen program çıktısı çalışmadaki modelin doğru yazıldığını, verilerin OpenBUGS'a yüklendiğini, zincir sayısının belirlenerek başlangıç değerlerinin üretildiğini göstermektedir. Ayrıca analize başlanarak modelin güncellendiğini; 100000 örneklem üretmek için geçen sürenin yaklaşık 233 dakika (13949 s) sürdüğünü göstermektedir.

Çizelge 6.9. Örneklem İlişkin Tahmin Değerleri

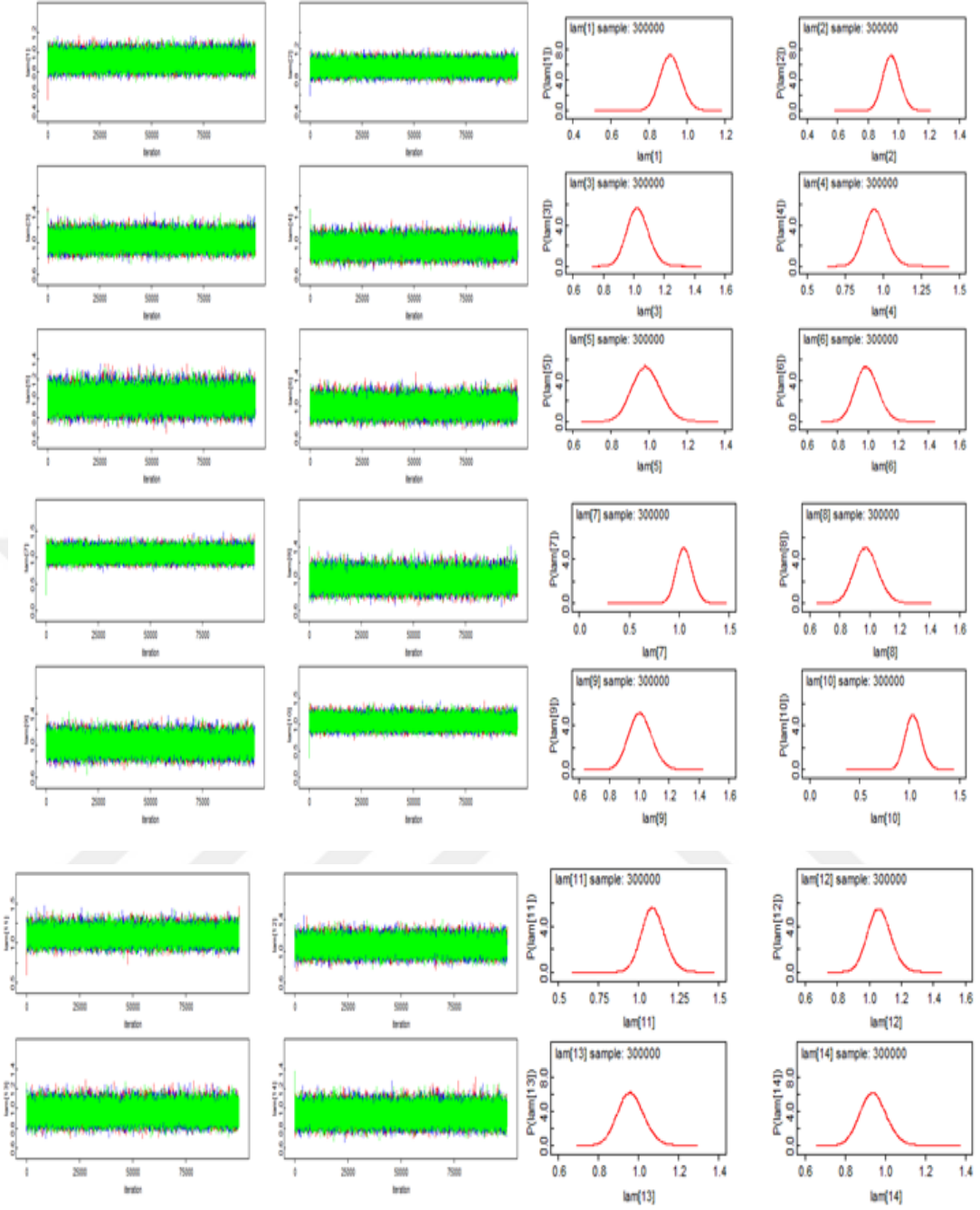
	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
gam[1]	0,2246	0,1012	6,57E-04	0,02758	0,2239	0,4256	1	300000
gam[2]	0,05482	0,1201	8,72E-04	0,1821	0,05511	0,2894	1	300000
gam[3]	0,2464	0,1253	8,85E-04	0,002661	0,2459	0,4933	1	300000
gam[4]	0,415	0,1165	7,93E-04	0,01411	0,2406	0,4733	1	300000
gam[5]	-0,06126	0,1198	9,16E-04	-0,2954	-0,06165	0,1744	1	300000
gam[6]	0,2611	0,1222	9,28E-04	0,02227	0,2611	0,5009	1	300000
lam[1]	0,9141	0,05524	2,73E-01	0,809	0,9129	1,026	1	300000
lam[2]	0,9544	0,05592	2,94E-04	0,848	0,9533	1,068	1	300000
lam[3]	1,026	0,07086	4,35E-04	0,893	1,024	1,171	1	300000
lam[4]	0,9482	0,07288	4,24E-04	0,8114	0,9459	1,097	1	300000
lam[5]	0,9869	0,07535	4,37E-04	0,8459	0,9846	1,141	1	300000
lam[6]	0,994	0,07502	4,57E-04	0,8531	0,9917	1,147	1	300000
lam[7]	1,054	0,07987	5,21E-04	0,9045	1,051	1,217	1	300000
lam[8]	0,9788	0,0796	4,96E-04	0,8291	0,9766	1,141	1	300000
lam[9]	1,008	0,07781	4,62E-04	0,8618	1,006	1,167	1	300000
lam[10]	1,039	0,08027	4,95E-04	0,8884	1,037	1,203	1	300000
lam[11]	1,092	0,07183	4,63E-04	0,9569	1,09	1,239	1	300000
lam[12]	1,063	0,07231	4,64E-04	0,9269	1,061	1,21	1	300000
lam[13]	0,9616	0,06512	3,82E-04	0,8389	0,9599	1,094	1	300000
lam[14]	0,9403	0,0655	3,61E-04	0,8164	0,9386	1,074	1	300000

Çizelge 6.9 incelendiğinde ölçüm modeli ile YEM'e ilişkin tüm parametre tahmin değerlerinde parametrelerin MC hata değeri standart sapma değerlerinden daha küçüktür. Thumb kuralına göre Bayesci yaklaşımda Markov zincirinden elde edilen MC hata değerine ait standart sapma değerinin %5 inden küçük olması, yakınsama değerlerinin daha yüksek duyarlılıkta tahmin edildiğinin göstergesidir [89]. Ayrıca MC hata değerleri yakınsamanın sağlandığı değerleri, iz grafiklerine ya da yoğunluk grafiklerine göre daha belirgin bir şekilde belirtir. Yine de yakınsamayı değerlendirmede tek bir belirleme yöntemi olmadığından parametrelerin iz grafiklerine ve yoğunluklarına da bakılmıştır.

Bu tez çalışmasında 18 faktör yükü, 18 hata terimi ve 6 gizil değişkenler arası ilişkiler olmak üzere toplamda 42 parametre vardır. Parametrelere ait kullanılan 3 zincirin birlikte verildiği iz grafikleri ile yoğunluk grafikleri Şekil 6.6 ve Şekil 6.7’de verilmiştir.

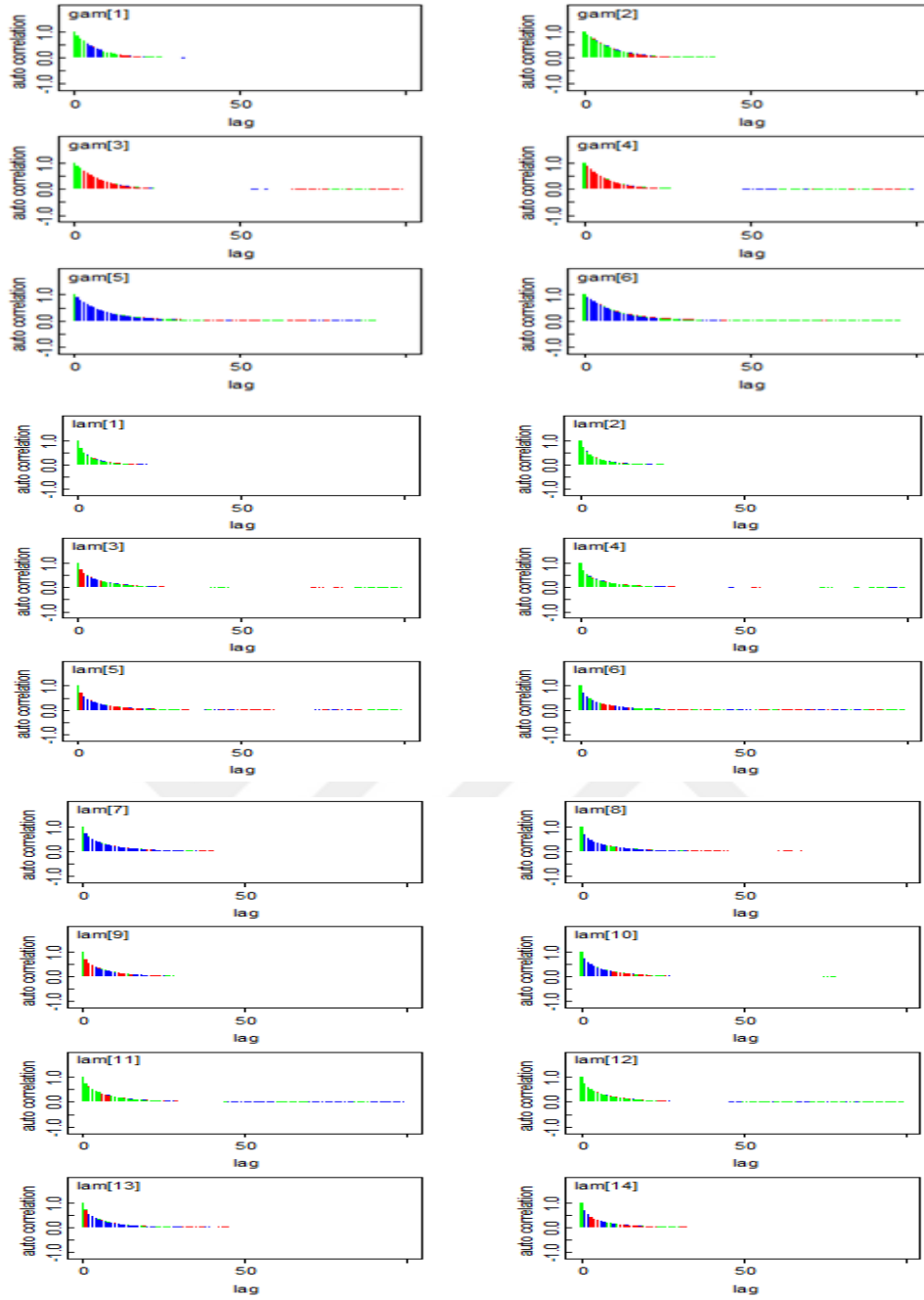


Şekil 6.6. Parametrelere Ait İz Grafikleri Ve Yoğunluk Grafikleri



Şekil 6.7. Parametrelere Ait İz Grafikleri Ve Yoğunluk Grafikleri (Devam)

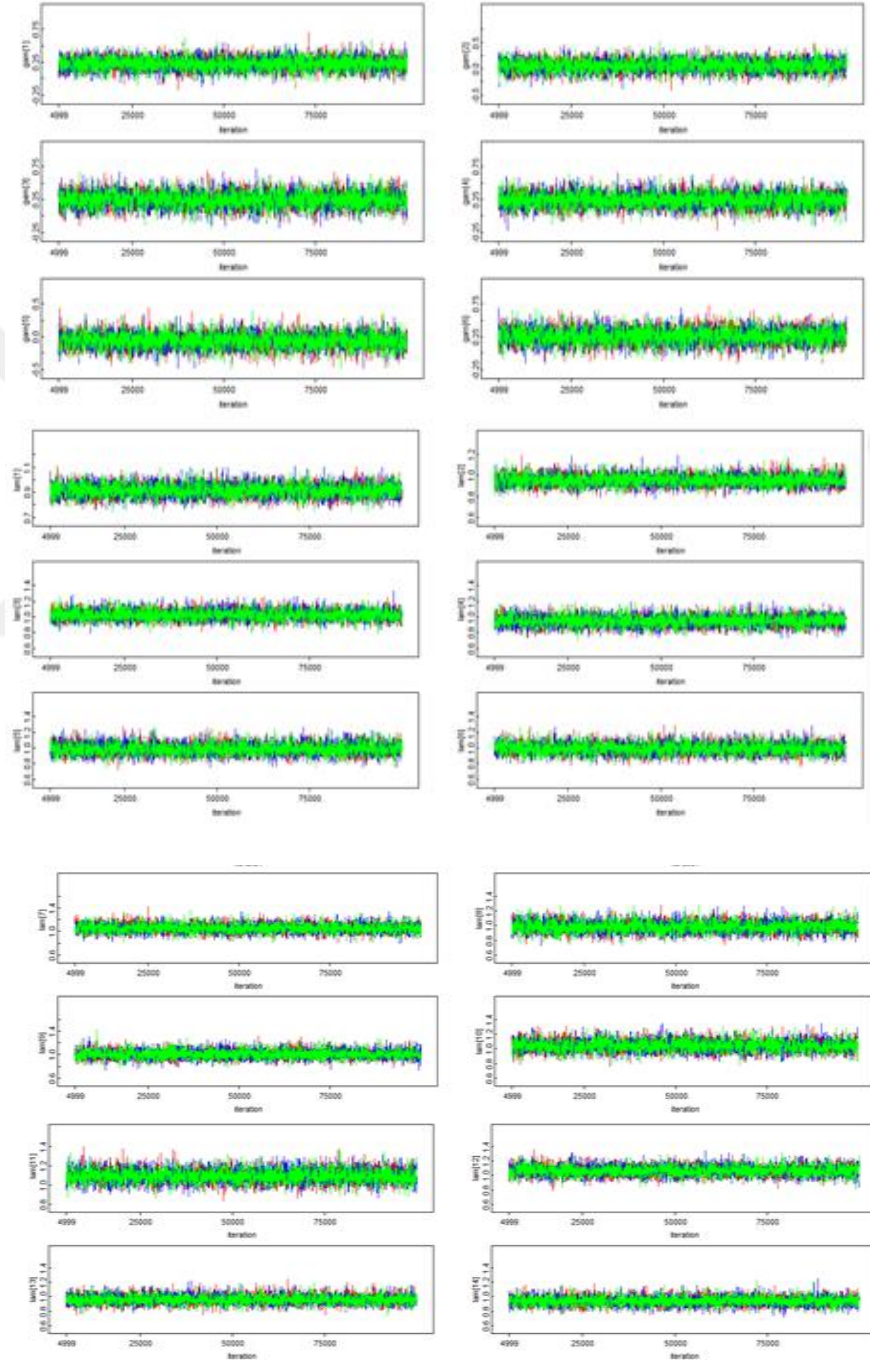
Yakınsamayı tespit etmedeki temel amaç yakma periyodunu belirlemektir. Şekil 6.6 ve Şekil 6.7 incelendiğinde tüm parametrelerin belirli bir değerde yakınsadığı ve olasılık yoğunluk grafiklerinde normal dağılımın sağlandığı görülmektedir.



Şekil 6.8 Parametrelere Ait Otokorelasyon Grafikleri

Parametre tahminlemesi yapabilmek için gözlemlerin bağımsız olma varsayımının sağlanması gerekir. Ancak MCMC ile peş peşe üretilen örneklerde gözlemlerin birbirinden bağımsız olarak elde edilmesi genelde zordur. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için örneklemere belirli şartlarda inceltme (thin) uygulanması gerekmektedir. İnceltme sayısı örneklemin kaç gecikmeden sonra otokorelasyondan kurtulduğu ile tespit edilebilir [55]. Şekil 6.8 incelendiğinde 40. gecikmede otokorelasyonun giderildiğini söylenebilir.

Parametrelerin hata değerlerine, yoğunluklarına, iz grafiklerine ve otokorelasyon grafiklerine bakılarak yapılan değerlendirmede; inceltme değeri (thin) 40, yakma periyodu (beg) 5000 alınarak toplamda 3 zincirden elde edilen 7125 örneklem üzerinden elde edilen parametrelere ait iz grafikleri Şekil 6.9’da, parametre tahmin değerleri Çizelge 6.10’ da verilmiştir.

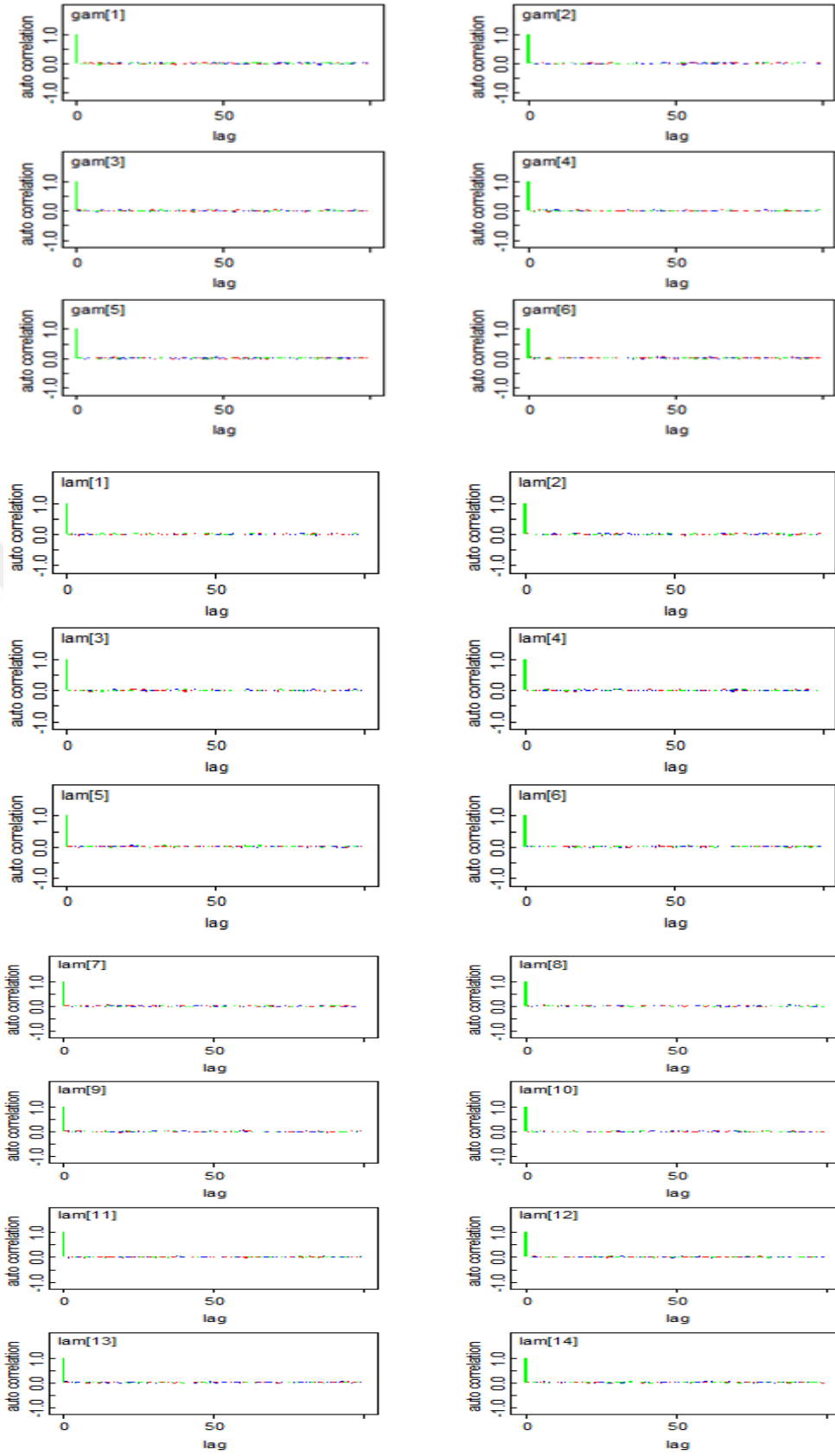


Şekil 6.9 Yakma Periyodu Sonrası Parametrelere Ait İz Grafikleri

Çizelge 6.10. Parametrelerin Tahmin Değerleri

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
gam[1]	0,2253	0,1017	1,12E-03	0,02901	0,2246	0,4229	5000	7125
gam[2]	0,05494	0,1214	1,40E-03	-0,1812	0,05313	0,2913	5000	7125
gam[3]	0,2467	0,1256	1,45E-03	0,001588	0,2455	0,4959	5000	7125
gam[4]	0,2412	0,1171	1,40E-03	0,01141	0,2396	0,4751	5000	7125
gam[5]	-0,06063	0,1209	1,29E-03	-0,2971	-0,06116	0,175	5000	7125
gam[6]	0,2598	0,1234	1,39E-03	0,01858	0,2606	0,5032	5000	7125
lam[1]	0,9138	0,05511	6,52E-04	0,8088	0,913	1,024	5000	7125
lam[2]	0,9546	0,05629	6,65E-04	0,8488	0,953	1,068	5000	7125
lam[3]	1,026	0,07046	8,69E-04	0,8956	1,024	1,169	5000	7125
lam[4]	0,9482	0,07313	8,58E-04	0,8101	0,9462	1,098	5000	7125
lam[5]	0,9869	0,07641	9,57E-04	0,8461	0,9853	1,144	5000	7125
lam[6]	0,9934	0,07421	8,63E-04	0,8558	0,9914	1,144	5000	7125
lam[7]	1,054	0,07892	1,01E-03	0,9069	1,052	1,217	5000	7125
lam[8]	0,979	0,0795	1,03E-03	0,831	0,9766	1,144	5000	7125
lam[9]	1,008	0,07776	8,48E-04	0,8651	1,006	1,168	5000	7125
lam[10]	1,039	0,07995	9,48E-04	0,8899	1,036	1,208	5000	7125
lam[11]	1,094	0,07205	8,19E-04	0,9563	1,091	1,24	5000	7125
lam[12]	1,065	0,07267	8,85E-04	0,9258	1,064	1,211	5000	7125
lam[13]	0,9621	0,06542	7,75E-04	0,8406	0,9599	1,098	5000	7125
lam[14]	0,9406	0,06541	8,21E-04	0,8169	0,9389	1,073	5000	7125

Özet istatistikleri verilen Çizelge 6.10 incelendiğinde gam[1], gam[3],gam[4] ve gam[6] değerlerinin yani Güvence (A), Güvenilirlik (C), Fiziki Görünüm (D) ve Erişilebilirlik (F) gizil değişkenlerinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Aşağıda verilen Şekil 6.10 ile gözlemlerin birbirinden bağımsız olma varsayımının sağlanarak otokorelasyonun giderildiği de gösterilmiştir.



Şekil 6.10.Yakma Periyodu Sonrası Parametrelere Ait Otokorelasyon Grafikleri

Çizelge 6.11. Parametre Tahmin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Parametre	EÇO Tahmini (YEM)	Bayesci Tahmin (BYEM)
M1	0,82	1
M2	0,78	0,91
M3	0,82	0,95
A1	0,75	1
A2	0,77	1,02
A3	0,69	0,94
B1	0,70	1
B2	0,72	0,98
B3	0,72	0,99
C1	0,66	1
C2	0,74	1,05
C3	0,69	0,97
D1	0,68	1
D2	0,71	1,00
D3	0,73	1,03
E1	0,69	1
E2	0,79	1,09
E3	0,79	1,06
F1	0,76	1
F2	0,76	0,96
F3	0,73	0,94
Güvence(A)→ Memnuniyet	0,20	0,22
Heveslilik(B)→ Memnuniyet	-0,06	0,05
Güvenilirlik(C)→ Memnuniyet	0,21	0,25
Fiziki Görünüm(D)→ Memnuniyet	0,31	0,24
ATM (E) → Memnuniyet	-0,25	-0,06
Erişilebilirlik (F) → Memnuniyet	0,40	0,26

Parametre tahmin sonuçlarının karşılaştırıldığı Çizelge 6.11 incelendiğinde, EÇO tahmin yöntemiyle yapılan klasik YEM sonuçlarında öğrencilerin bankacılık hizmetlerinden duydukları memnuniyeti etkileyen hizmet boyutları Güvence (A) , Fiziki

Görünüm (D) ve Erişilebilirlik (F) iken Bayesci tahmin yöntemiyle yapılan BYEM’de Güvence (A), Fiziki Görünüm (D) ve Erişilebilirliğin (F) yanısıra Güvenilirlik (C) hizmet boyutunun da istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulunmuştur. Parametre tahminlerine bakıldığında her iki yöntemde de anlamlı bulunan hizmet boyutlarının memnuniyeti farklı miktarlarda etkilediği görülmüştür. Örneğin Erişilebilirlik (F) hizmet boyutu klasik YEM analizinde memnuniyeti 0.40 birim etkilerken BYEM analizinde 0.26 birim etkilemektedir.



7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması ulusal literatürde BYEM alanındaki az sayıdaki çalışmadan biri olmakla birlikte yüksek lisans düzeyinde parametre tahmin karşılaştırması yapılan ilk BYEM çalışmasıdır. Çalışmada YEM’de klasik ve Bayesci yaklaşımı parametre tahminleri üzerinden karşılaştırmak, Bayes yönteminin avantajlarını göstermek ve bu alanda çalışmak isteyen araştırmacılar için özellikle sıralı kategorik veriler için BYEM analizinin uygulamasını detaylı olarak anlatmak amaçlanmıştır.

Çalışmada YEM’in doğasına uygun olarak daha önce de birçok kez çalışılmış olan SERVQUAL hizmet kalite ölçeği klasik yöntem ile analiz edilmiş ve 6 gizil değişkenden memnuniyeti etkileyen 3 gizil değişkenin olduğu bulunmuştur. Çalışmada aynı zamanda SERVQUAL ölçeği kullanılarak daha önceden klasik yaklaşımla yapılmış çalışmalara da katkı sunmak amaçlanmıştır ve Bayesci yaklaşımda 6 gizil değişkenden memnuniyeti etkileyen 4 gizil değişkenin olduğu bulunmuştur. BYEM ile öğrencilerin bankacılık hizmetlerinden memnuniyetlerini esas olarak etkileyen gizil değişkenlerin Güvence (A) , Güvenilirlik (C) , Fiziki Görünüm (D) ve Erişilebilirlik (F) olduğu gösterilmiştir. Her iki parametre tahmin yönteminde de model uyumlu bulunmuştur. Ancak yapılan analizlerde BYEM’de parametrelerin hata değerleri klasik YEM’e göre daha düşük çıktığından verilerin model uyumu Bayesci tahminlemede daha iyi sağlanmıştır.

Literatürdeki çoğu SERVQUAL çalışmasında hizmet boyutlarının farklı sayıda faktörden oluşması nedeniyle önceki çalışmalarda bulunan sonuçlar önsel bilgi olarak kullanılamamıştır. Örneklem büyüklüğünün yüksek olması nedeniyle sonuçların EÇO tahmin yöntemi ile benzer sonuçlar verebileceği düşüncesi ile bilgi içermeyen önsel yerine eşlenik önsel kullanımı tercih edilmiştir. Çalışmada kullanılan anketin ölçek yapısı likert olduğundan dolayı sıralı kategorik veriler için eşik değerler hesaplanarak önsel bilgi olarak kullanılmıştır. Önsel bilgi olarak veri setinden elde edilen eşik değerlerin kullanılması ile de parametrelerin daha hızlı yakınsaması sağlanmıştır. Gelecekteki çalışmalarda daha önceki çalışmalardan elde edilen sonuçların önsel bilgi olarak kullanılması veya daha küçük örneklem büyüklükleri ile eşik değerlerin

hesaplanması BYEM’de ayırt edici farkları göstermek ve karşılaştırma yapmak adına faydalı olacaktır.

Çalışmada kullanılan Bankacılık Hizmet Kalitesi modeli 6 dışsal, 1 içsel gizil değişkenden oluşmuştur. BYEM analizini yaparken kullanılan kodlar tek içsel gizil değişken için uygulanmıştır. Gelecekte yapılacak çalışmalarda daha karmaşık modeller için birden fazla içsel gizil değişkenin bulunduğu modellerde BYEM’in uygulanması yöntemler arası farklılıklarının olup olmadığını ortaya çıkaracaktır.

BYEM uygularken kodların yazımı hususunda oldukça dikkatli olmak gerekmektedir. Modelin tanımlanması ve verilerin yüklenmesi, oluşturulan veri dosyalarında yapılacak en ufak yazım yanlışı veya fazladan boşluk bırakılması gibi durumlar kullanılan paket programlarında modelin çalışmamasına neden olacaktır.

BYEM uygulamasında dikkat edilecek diğer bir nokta yakınsamanın ve yakma periyodunun belirlenmesi durumudur. Bu konuda kesin bir kuralın olmaması klasik YEM analizine göre BYEM’de dezavantaj oluşturan bir konudur. Özellikle küçük örneklemlemlerle çalışması ve karmaşık modellerde çoklu hesaplamaların üstesinden gelmesiyle araştırmacılara zaman ve maliyet açısından avantaj sağlayan BYEM, yakınsamanın belirlenmesi için araştırmacının uygun tahmin değerlerine ulaşabilmesi için çok fazla deneme yapmasını gerektirebilir.

BYEM kesikli ya da sürekli, nitel ya da nicel veri türlerinin analizini mümkün kılmaktadır. Klasik YEM’de, modelin çözümü için, eşitliklerin sayısı bilinmeyen parametre sayısına eşit ya da daha fazla olması gerekmektedir. Bu nedenle bazı parametrelerin sabitlenmesi gerekir. Bu tür kısıtlamalar BYEM’de gerekli değildir. Ancak parametrelerin sabitlenmesi, simülasyon işleminde eğer varsa yavaş yakınsama sorununun giderilmesi için uygulanabilir [1, 51].

Bu tez çalışmasının son bölümünde parametre tahmininde BYEM’in klasik YEM’e göre avantajları bir uygulama ile desteklenmiştir. BYEM hem zaman hem de maliyet olarak araştırmacılara çeşitli avantajlar sağlamaktadır. Esnek yapısı ve araştırmacının konusunda uzman olduğu kendi deneyimleri ile sonsal dağılımlar elde edebilmesi, hata değerlerinin MCMC yöntemleri sayesinde daha düşük çıkması, küçük örneklemlemlerle

çalıřılabilmesi gibi avantajları sayesinde günümüzde pek çok alanda kullanımı hızla artan bir yöntemdir. Ancak her ne kadar Bayesci tahminleme için kullanıcı dostu paket programları olsa da BYEM uygulamak ciddi anlamda istatistik yöntemlerine hakim olmayı ve teorik altyapıyı çok iyi anlamayı gerektirir. Özellikle büyük örneklerde tahmin değerlerinin çoklu normaliteyi sağlaması durumunda EÇO yöntemi ile benzer sonuçlar verme eğiliminde olacağından klasik YEM varsayımlarını karşılamayan durumlarda BYEM analizinin tercih edilmemesi gerektiğı unutulmamalıdır.



KAYNAKLAR

- [1] J. Palomo, D. B. Dunson, and K. Bollen, Bayesian structural equation modeling, Handbook of latent variable and related models, vol. 1, pp. 163-188, **2007**.
- [2] V. Yılmaz, Lisrel ile yapısal eşitlik modelleri: Tüketici şikayetlerine uygulanması, **2004**.
- [3] M. J. Zyphur and F. L. Oswald, "Bayesian estimation and inference: A user's guide, Journal of Management, vol. 41, pp. 390-420, **2013**.
- [4] S.-Y. Lee and X.-Y. Song, Evaluation of the Bayesian and maximum likelihood approaches in analyzing structural equation models with small sample sizes, Multivariate Behavioral Research, vol. 39, pp. 653-686, **2004**.
- [5] J. K. Kruschke, H. Aguinis, and H. Joo, The time has come: Bayesian methods for data analysis in the organizational sciences, Organizational Research Methods, vol. 15, pp. 722-752, **2012**.
- [6] R. L. Matsueda and G. Press, Key advances in the history of structural equation modeling, Handbook of structural equation modeling, pp. 17-42, **2012**.
- [7] J. Grace, Structural Equation Modelling (SEM) Essentials, ed, **2012**.
- [8] R. G. Lomax and R. E. Schumacker, A beginner's guide to structural equation modeling: psychology press, **2004**.
- [9] S. Varol, Hazır yazılımlarla yapısal eşitlik modellemesi, ESOGÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2014.
- [10] B. Shipley, A new inferential test for path models based on directed acyclic graphs, Structural Equation Modeling, vol. 7, pp. 206-218, **2000**.

- [11] B. Shipley, Cause and correlation in biology: a user's guide to path analysis, structural equations and causal inference with R: Cambridge University Press, **2016**.
- [12] K. A. Bollen, Introduction to structural equation models with latent variables, ed: New York: Wiley, **1989**.
- [13] D. Kaplan, Structural equation modeling: Foundations and extensions vol. 10: Sage Publications, **2008**.
- [14] M. L. Kohn and C. Schooler, Job conditions and personality: A longitudinal assessment of their reciprocal effects, American journal of Sociology, vol. 87, pp. 1257-1286, **1982**.
- [15] P. M. Bentler and G. Speckart, Models of attitude-behavior relations, Psychological review, vol. 86, p. 452, **1979**.
- [16] R. P. Bagozzi, A prospectus for theory construction in marketing, The Journal of Marketing, pp. 11-29, **1984**.
- [17] B. Wheaton, Models for the stress-buffering functions of coping resources, Journal of health and social behavior, pp. 352-364, **1985**.
- [18] L. L. Hargens, B. F. Reskin, and P. D. Allison, Problems in estimating measurement error from panel data: An example involving the measurement of scientific productivity, Sociological Methods & Research, vol. 4, pp. 439-458, **1976**.
- [19] R. L. Akers and R. L. Matsueda, Donald R. Cressey: An intellectual portrait of a criminologist, Sociological Inquiry, vol. 59, pp. 423-438, **1989**.
- [20] C. C. Li, Path Analysis-a primer: The Boxwood Press., 1975.
- [21] D. F. Alwin and R. M. Hauser, The decomposition of effects in path analysis," American sociological review, pp. 37-47, **1975**.

- [22] D. A. Kenny and C. M. Judd, Estimating the nonlinear and interactive effects of latent variables, *Psychological bulletin*, vol. 96, p. 201, **1984**.
- [23] K. G. Jöreskog and F. Yang, Nonlinear structural equation models: The Kenny-Judd model with interaction effects, *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques*, pp. 57-88, **1996**.
- [24] R. L. Matsueda and W. T. Bielby, Statistical power in covariance structure models, *Sociological methodology*, vol. 16, pp. 120-158, **1986**.
- [25] A. Satorra and W. E. Saris, Power of the likelihood ratio test in covariance structure analysis, *Psychometrika*, vol. 50, pp. 83-90, **1985**.
- [26] E. E. Rigdon, SEMNET: Structural equation modeling discussion network, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, vol. 1, pp. 190-192, **1994**.
- [27] B. Muthén, Second-generation structural equation modeling with a combination of categorical and continuous latent variables: New opportunities for latent class-latent growth modeling, **2001**.
- [28] D. Kaplan, *Bayesian statistics for the social sciences*: Guilford Publications, **2014**.
- [29] M. Demirci, Bayes Teoremi ve Teoremin İşletme Bölümünde Uygulamaları, vol. 43, pp. 439-462, **2016**.
- [30] O. Ekici, İstatistikte Bayesyen ve Klasik Yaklaşımın Kavramsal Farklılıkları, *Balikesir University Journal of Social Sciences Institute*, vol. 12, **2009**.
- [31] S. E. Fienberg, When did Bayesian inference become Bayesian ?, *Bayesian analysis*, vol. 1, pp. 1-40, **2006**.
- [32] R. G. Lomax and R. E. Schumacker, *A beginner's guide to structural equation modeling*: Routledge Academic New York, NY, **2012**.

- [33] J. L. Arbuckle, Computer announcement amos: analysis of moment structures, *Psychometrika*, vol. 59, pp. 135-137, **1994**.
- [34] S.-Y. Lee, Structural equation modeling: A Bayesian approach vol. 711: John Wiley & Sons, **2007**.
- [35] S.-Y. Lee and X.-Y. Song, Basic and advanced Bayesian structural equation modeling: With applications in the medical and behavioral sciences: John Wiley & Sons, **2012**.
- [36] S. Demeyer, N. Fischer, and G. Saporta, Contributions to Bayesian Structural Equation Modeling, in *Proceedings of COMPSTAT'2010*, ed: Springer, pp. 469-476, **2010**.
- [37] X.-Y. Song, Y.-M. Xia, J.-H. Pan, and S.-Y. Lee, Model comparison of Bayesian semiparametric and parametric structural equation models, *Structural Equation Modeling*, vol. 18, pp. 55-72, **2011**.
- [38] T. J. Ozechowski, Empirical Bayes MCMC estimation for modeling treatment processes, mechanisms of change, and clinical outcomes in small samples, *Journal of consulting and clinical psychology*, vol. 82, p. 854, **2014**.
- [39] A. Stenling, A. Ivarsson, U. Johnson, and M. Lindwall, Bayesian structural equation modeling in sport and exercise psychology, *Journal of Sport and Exercise Psychology*, vol. 37, pp. 410-420, **2015**.
- [40] F. Yanuar, The estimation process in Bayesian structural equation modeling approach," in *Journal of Physics: Conference Series*, p. 012047, **2014**
- [41] E. C. Merkle and Y. Rosseel, blavaan: Bayesian structural equation models via parameter expansion, *arXiv preprint arXiv:1511.05604*, **2015**.
- [42] T. Y. Thanoon and R. Adnan, Bayesian Analysis of Linear and Nonlinear Latent Variable Models with Fixed Covariate and Ordered Categorical Data, *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*, vol. 12, pp. 125-140, **2016**.

- [43] H. Hui and H. S. Jenatabadi, Comparing Bayesian and Maximum Likelihood Predictors in Structural Equation Modeling of Children's Lifestyle Index, Symmetry (20738994), vol. 8, **2016**.
- [44] Mwangi and Wonjoya, BSEM A Business Culture Application in Kenya, Science Journal of Applied Mathematics and Statistics, vol.4, No.2, **2016**.
- [45] S. C. Dombrowski, P. Golay, R. J. McGill, and G. L. Canivez, Investigating the theoretical structure of the DAS- II core battery at school age using Bayesian structural equation modeling, Psychology in the Schools, vol. 55, pp. 190-207, **2018**.
- [46] J. Kim and J. Park, Bayesian structural equation modeling for coastal management: The case of the Saemangeum coast of Korea for water quality improvements, Ocean & coastal management, vol. 136, pp. 120-132, **2017**.
- [47] D. Shi, H. Song, X. Liao, R. Terry, and L. A. Snyder, Bayesian SEM for specification search problems in testing factorial invariance, Multivariate behavioral research, vol. 52, pp. 430-444, **2017**.
- [48] H. S. Jenatabadi, S. Moghavvemi, C. W. J. B. W. Mohamed, P. Babashamsi, and M. Arashi, Testing students'e-learning via Facebook through Bayesian structural equation modeling, PloS one, vol. 12, p. e0182311, **2017**.
- [49] J. Jacob, Bayesian structural equation modelling tutorial for novice management researchers, Management Research Review, vol. 41, pp. 1254-1270, **2018**.
- [50] A. Rahmadita, F. Yanuar, and D. Devianto, The Construction of Patient Loyalty Model Using Bayesian Structural Equation Modeling Approach, CAUCHY, vol. 5, pp. 73-79, **2018**.
- [51] S.Şehribanoğlu, Yapısal Eşitlik Modellerinde Parametre Tahmininde Gibbs Örneklemesi, Doktora Tezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Van,**2012**.

- [52] N.Murat, Yapısal Eşitlik Modellerde Parametre Tahminlerinde Klasik Ve Bayesci Bir Yaklaşım, Doktora Tezi, Ondokuzmayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun, **2012**.
- [53] S. M. Öztaner, A Bayesian Modeling And Estimation Framework For Pharmacogenomics Driven Warfarin Dosing, Doctoral Thesis, Middle East Technical University, The Graduate School of Informatics Enstitute, Ankara, **2014**.
- [54] İ.Altındağ, Bayesci Doğrusal Olmayan Yapısal Eşitlik Modeli, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, **2015**.
- [55] M.Doğan, Bayesci Yapısal Eşitlik Modellemesi: Teknoloji Kabul Modeli Uygulanması, Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, **2017**.
- [56] J. J. Hox and T. M. Bechger, An introduction to structural equation modeling, **1998**.
- [57] J. Fox, Structural equation models, Appendix to an R and S-PLUS Companion to Applied Regression, **2002**.
- [58] Z. N. Kaynak, Yapısal eşitlik modelleri, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, **2012**.
- [59] D. Kaplan, Structural Equation Modeling Foundations and Extensions (Advanced Quantitative Techniques in the Social Sciences Series), vol. 10, **2000**.
- [60] T. Raykov and G. A. Marcoulides, A first course in structural equation modeling: Routledge, **2012**.
- [61] E. Akıncı Deniz, Yapısal Eşitlik Modellerinde Bilgi Kriterleri, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı, Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul, **2007**.

- [62] K. G. Jöreskog and D. Sörbom, PRELIS 2 user's reference guide: A program for multivariate data screening and data summarization: A preprocessor for LISREL: Scientific Software International, **1996**.
- [63] K. G. Jöreskog, Lisrel, Encyclopedia of statistical sciences, vol. 7, **2004**.
- [64] S. Sharma and S. Sharma, Applied multivariate techniques, **1996**.
- [65] İ. Doğan, Farklı Veri Yapısı Ve Örneklem Büyüklüklerinde Yapısal Eşitlik Modellerinin Geçerliği Ve Güvenirliğinin Değerlendirilmesi, Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, **2015**.
- [66] M. İlhan and B. Çetin, LISREL ve AMOS programları kullanılarak gerçekleştirilen yapısal eşitlik modeli (yem) analizlerine ilişkin sonuçların karşılaştırılması, Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi, vol. 5, **2014**.
- [67] S.-Y. Lee, Handbook of latent variable and related models vol. 1: Elsevier, **2011**.
- [68] S. Y. Lee, W. Y. Poon, and P. M. Bentler, A two- stage estimation of structural equation models with continuous and polytomous variables, British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, vol. 48, pp. 339-358, **1995**.
- [69] J. Q. Shi and S. Y. Lee, Latent variable models with mixed continuous and polytomous data, Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), vol. 62, pp. 77-87, **2000**.
- [70] S. Y. Lee and H. T. Zhu, Statistical analysis of nonlinear structural equation models with continuous and polytomous data, British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, vol. 53, pp. 209-232, **2000**.
- [71] S.-Y. Lee, X.-Y. Song, S. Skevington, and Y.-T. Hao, Application of structural equation models to quality of life, Structural equation modeling, vol. 12, pp. 435-453, **2005**.

- [72] D. Spiegelhalter, A. Thomas, N. Best, and D. Lunn, WinBUGS user manual, ed: version, **2003**.
- [73] F. Yanuar, K. Ibrahim, and A. A. Jemain, Bayesian structural equation modeling for the health index, *Journal of Applied Statistics*, vol. 40, pp. 1254-1269, **2013**.
- [74] B. Muthén and T. Asparouhov, Bayesian structural equation modeling: a more flexible representation of substantive theory, *Psychological methods*, **2010**.
- [75] J. Evermann and M. Tate, Bayesian structural equation models for cumulative theory building in information systems—a brief tutorial using BUGS and R, *Communications of the Association for Information Systems*, vol. 34, **2014**.
- [76] B. Muthén and T. Asparouhov, Bayesian structural equation modeling: a more flexible representation of substantive theory, *Psychological methods*, vol. 17, p. 313, **2012**.
- [77] X.-Y. Song and S.-Y. Lee, A tutorial on the Bayesian approach for analyzing structural equation models, *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 56, pp. 135-148, **2012**.
- [78] J.Homola, H.M.Park, J.Gill, *Bayesian Methods:A Social and Behavioral Sciences Approach,Answer Key*, third edition, **2016**
- [79] D. Kaplan and S. Depaoli, Bayesian statistical methods, *Oxford handbook of quantitative methods*, pp. 407-437, **2013**.
- [80] S. Y. Lee and X. Y. Song, Bayesian structural equation model, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, vol. 6, pp. 276-287, **2014**.
- [81] A. A. Rupp, D. K. Dey, and B. D. Zumbo, To Bayes or not to Bayes, from whether to when: Applications of Bayesian methodology to modeling, *Structural Equation Modeling*, vol. 11, pp. 424-451, **2004**.
- [82] S.P. Brooks, Bayesian computation: a statistical revolution. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 361(1813), 2681-2697.,**2003**

- [83] M. Amin and Z. Isa, "An examination of the relationship between service quality perception and customer satisfaction: A SEM approach towards Malaysian Islamic banking," *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, vol. 1, pp. 191-209, **2008**.
- [84] H. Arasli, S. Turan Katircioglu, and S. Mehtap-Smadi, "A comparison of service quality in the banking industry: Some evidence from Turkish-and Greek-speaking areas in Cyprus," *International journal of bank marketing*, vol. 23, pp. 508-526, **2005**.
- [85] V. Yilmaz, E. Ari, and H. Gürbüz, "Investigating the relationship between service quality dimensions, customer satisfaction and loyalty in Turkish banking sector: An application of structural equation model," *International Journal of Bank Marketing*, vol. 36, pp. 423-440, **2018**.
- [86] E. Naumann, D. Bartussek, O. Diedrich, and M. E. Laufer, "Assessing cognitive and affective information processing functions of the brain by means of the late positive complex of the event-related potential," *Journal of Psychophysiology*, vol. 6, pp. 285-285, **1992**.
- [87] R.Doğan ve V.Yılmaz, Üniversite Öğrencilerinin Girişimcilik Niyetlerinin Betimlenmesine Yönelik Bir Yapısal Eşitlik Modeli Önerisi, **2017**.
- [88] <http://www.openbugs.net/w/FrontPage>, Erişim tarihi: (14 Ocak 2019).
- [89] S. Şehribanoğlu and H. Okut, "Bayesci Yapısal Eşitlik Modellerinde Yakma Periyodu, Thin Kavramlarının İterasyon ve Otokorelasyona'a Etkilerinin Bir Model Üzerinde İncelenmesi," *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, vol. 15, pp. 12-18, **2013**.

EKLER

EK 1- Hizmet Boyutlarına Ait Tutum İfadeleri

GÜVENCE (A) A1. İdeal bankalar, müşteriden kaynaklı hataları, müşteriye uygun şekilde düzeltir. A2. İdeal bankalar, bankadan kaynaklı bir hatayı, banka müşteriye uygun şekilde çözer. A3. İdeal bankalar, işlemlerin takibini titizlikle sürdürür.
HEVESLİLİK (B) B1. İdeal bankaların çalışanları, her zaman müşteriye yardım etmeye isteklidir. B2. İdeal bankaların çalışanları, müşterilerin sorununu çözmek için ilgi yakın gösterir. B3.İdeal bankaların çalışanları, müşterinin isteklerini her zaman dikkate alır.
GÜVENİLİRLİK (C) C1.İdeal bankalar, borç veya hesaptan fazla para çekme gibi konularda hata yapmaz C2. İdeal bankalarda müşteriler kendilerini daima güvende hisseder. C3.İdeal bankalar, verdiği sözü zamanında yerine getirir.
FİZİKİ GÖRÜNÜM (D) D1. İdeal bankalar modern teknolojiye sahip cihazlar kullanır. D2.İdeal banka çalışanlarının giyimi göze hoş görünür. D3. İdeal bankaların çalışma salonları iç mimari olarak göze hoş görünür.
ATM (E) E1.İdeal bankaların ATM`leri yeterli sayıdadır. E2.İdeal bankaların ATM`lerinde tüm işlemler kolaylıkla yapılabilmektedir. E3.İdeal bankaların ATM`leri, ulaşılabilecek en uygun yerlere konumlandırılmıştır.
ERİŞİLEBİLİRLİK (F) F1.İdeal bankalarda, bir problemle karşılaşıldığında bankaya kolaylıkla telefon veya internet ile ulaşılabilir. F2.İdeal bankalar, kolayca erişilebilecek en uygun coğrafi konumdadır. F3.İdeal bankalarda, bir problem bankaya telefon ile iletildiğinde (veya internetten, e-posta) banka sorunu kolayca çözer.
MEMNUNİYET M1.Bankamla çalışmaktan memnunum. M2.Bankamın bankacılık hizmetlerini kullanırken kendimi mutlu hissediyorum. M3.Bankama ilişkin iyi ve olumlu bir izlenimim var.

EK 2- Kodlar

Ölçüm Eşitliği ve Yapısal Eşitlik İçin OpenBUGS’da Model İfadesi

Ölçüm Eşitliği
<pre>model{ for(i in 1:N){ #measurement equation model for(j in 1:P){ y[i,j]~dnorm(mu[i,j],psi[j])I(thd[j,z[i,j]],thd[j,z[i,j]]+1) ephat[i,j]<-y[i,j]-mu[i,j] } mu[i,1]<-eta[i] mu[i,2]<-lam[1]*eta[i] mu[i,3]<-lam[2]*eta[i] mu[i,4]<-xi[i,1] mu[i,5]<-lam[3]*xi[i,1] mu[i,6]<-lam[4]*xi[i,1] mu[i,7]<-xi[i,2] mu[i,8]<-lam[5]*xi[i,2] mu[i,9]<-lam[6]*xi[i,2] mu[i,10]<-xi[i,3] mu[i,11]<-lam[7]*xi[i,3] mu[i,12]<-lam[8]*xi[i,3] mu[i,13]<-xi[i,4] mu[i,14]<-lam[9]*xi[i,4] mu[i,15]<-lam[10]*xi[i,4] mu[i,16]<-xi[i,5] mu[i,17]<-lam[11]*xi[i,5] mu[i,18]<-lam[12]*xi[i,5] mu[i,19]<-xi[i,6] mu[i,20]<-lam[13]*xi[i,6] mu[i,21]<-lam[14]*xi[i,6] } }</pre>
Yapısal Eşitlik
<pre>#structural equation model xi[i,1:6]~dmnorm(u[1:6],phi[1:6,1:6]) eta[i]~dnorm(nu[i],psd) nu[i]<- gam[1]*xi[i,1]+gam[2]*xi[i,2]+gam[3]*xi[i,3]+gam[4]*xi[i,4]+gam[5]*xi[i,5]+gam[6]*xi[i,6] dhat[i]<-eta[i]-nu[i] } #end of i</pre>

Önsel Dağılımların OpenBUGS’da İfadesi

<pre>for(i in 1:6){u[i]<-0.0} #prior on loadings and coefficients var.lam[1]<-4.0*psi[2] var.lam[2]<-4.0*psi[3] var.lam[3]<-4.0*psi[5] var.lam[4]<-4.0*psi[6] var.lam[5]<-4.0*psi[8] var.lam[6]<-4.0*psi[9] var.lam[7]<-4.0*psi[11]</pre>

```

var.lam[8]<-4.0*psi[12]
var.lam[9]<-4.0*psi[14]
var.lam[10]<-4.0*psi[15]
var.lam[11]<-4.0*psi[17]
var.lam[12]<-4.0*psi[18]
var.lam[13]<-4.0*psi[20]
var.lam[14]<-4.0*psi[21]
for(i in 1:14){lam[i]~dnorm(0.8, var.lam[i])}

var.gam<-4.0*psd
gam[1]~dnorm(0.6,var.gam)
gam[2]~dnorm(0.6,var.gam)
gam[3]~dnorm(0.6,var.gam)
gam[4]~dnorm(0.4,var.gam)
gam[5]~dnorm(0.4,var.gam)
gam[6]~dnorm(0.4,var.gam)

#prior on precisions

for(j in 1:P) {
  psi[j]~dgamma(10,8)
  sgm[j]<-1/psi[j]
}

psd~dgamma(10,8)
sgd<-1/psd
phi[1:6,1:6]~dwish(R[1:6,1:6],30)
phx[1:6,1:6]<-inverse(phi[1:6,1:6])
}

```

Eşik Değerleri ve Veri Dosyasının OpenBUGS’da İfadesi

```

list(N=441, P=21,
  R=structure(
    .Data=c(8.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
            0.0, 8.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,
            0.0, 0.0, 8.0, 0.0, 0.0, 0.0,
            0.0, 0.0, 0.0, 8.0, 0.0, 0.0,
            0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 8.0, 0.0,
            0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 8.0),
    .Dim=c(6,6)),
  thd=structure(
    .Data=c(-200.000, -2.36274, -1.44073, -0.11679, 1.03789, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.29590, 0.03127, 1.10867, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.52610, -0.20317, 0.90145, 200.000,
            -200.000, -2.46752, -1.54458, -0.00853, 1.39417, 200.000,
            -200.000, -2.83832, -1.33644, -0.03127, 1.52610, 200.000,
            -200.000, -2.60939, -1.50814, -0.23227, 1.37931, 200.000,
            -200.000, -2.60939, -1.28284, -0.09963, 1.30917, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.52610, -0.15695, 1.07767, 200.000,
            -200.000, -2.36274, -1.44073, -0.11107, 1.19704, 200.000,
            -200.000, -2.14759, -1.45697, -0.25570, 0.99969, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.52610, -0.13971, 1.15173, 200.000,
            -200.000, -2.20848, -1.58319, -0.22644, 1.20875, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.58319, -0.27335, 1.05757, 200.000,
            -200.000, -2.27885, -1.52610, -0.23812, 1.15173, 200.000,
            -200.000, -2.60939, -1.52610, -0.14545, 1.04768, 200.000,

```



```

-200.000, -2.14759, -1.47360, -0.14545, 1.09822, 200.000,
-200.000, -2.20848, -1.54458, -0.27926, 1.07767, 200.000,
-200.000, -2.14759, -1.42487, -0.26746, 1.06757, 200.000,
-200.000, -2.20848, -1.52610, -0.26157, 1.14076, 200.000,
-200.000, -2.60939, -1.52610, -0.20898, 1.17408, 200.000,
-200.000, -2.46752, -1.50814, -0.08822, 1.16283, 200.000),
.Dim=c(21,6)),
z=structure(.Data=c(1,1,1,1,3,2,2,2,3,2,1,2,1,1,1,1,1,1,2,1,
3,3,3,3,3,3,3,3,3,3,3,4,4,4,4,3,3,3,3,3,
3,4,3,3,3,3,3,3,3,3,3,4,4,4,5,3,3,3,3,3,
3,3,3,3,3,3,3,4,4,4,3,3,3,4,4,3,3,3,3,4,
3,3,3,5,3,4,3,3,3,3,3,4,4,4,3,4,4,4,4,4,
3,3,3,3,3,4,3,3,3,4,3,4,4,3,3,3,3,4,3,4,3,
4,3,4,4,3,3,3,4,5,3,4,4,4,3,3,5,5,5,4,4,3,
4,4,4,4,3,3,3,4,4,3,3,4,4,5,4,3,5,4,4,3,4,
4,3,4,4,3,4,4,5,4,4,3,3,4,4,3,3,3,3,4,4,5,
4,4,5,5,4,3,3,3,4,3,3,4,5,4,3,5,5,4,4,4,5,
3,3,3,2,3,4,4,5,4,4,3,4,5,4,4,5,4,.....
.....
.....4,5,5,4,5,2,4,4,3,4,4,
4,4,4,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,
4,4,4,4,4,4,4,4,3,4,4,4,3,4,3,4,4,4,4,3,4,
5,4,4,3,4,3,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,4),
.Dim=c(441,21)))

```



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS/~~DOKTORA~~ TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 18/02/2019

Tez Başlığı / Konusu: Klasik ve Bayesci Yapısal Eşitlik Modellerinde Parametre Tahminlerinin Karşılaştırılması: Sıralı Kategorik Verilerle Bir Uygulama

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam ...83... sayfalık kısmına ilişkin, 18.02.2019 tarihinde şahsen/tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezin benzerlik oranı % 4. 'tür.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar hariç/dâhil
- 3- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Tarih ve İmza

Adı Soyadı: Gizem ERKAN
Öğrenci No: N14320611
Anabilim Dalı: İstatistik
Programı: İstatistik
Statüsü: ☒ Y.Lisans ☐ Doktora ☐ Bütünleşik Dr.

18.02.2019

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Prof. Dr. Hüseyin TATLIDIL

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Gizem ERKAN
Doğum yeri : Ankara
Doğum tarihi : 19.09.1989
Medeni hali : Bekar
Yazışma adresi : Gençlik ve Spor Bakanlığı, Örnek Mah. Oruç Reis Cad.
No:13 Altındağ/Ankara
Elektronik posta adresi : gizem.erk@gsb.gov.tr
gizzemerk@gmil.com
Yabancı dili : İngilizce

EĞİTİM DURUMU

Lisans : Ondokuz Mayıs Üniversitesi İstatistik Bölümü

İŞ TECRÜBESİ

2013-2017 : İstatistikçi
Sağlık Bakanlığı
2017- ... : Gençlik ve Spor Uzman Yardımcısı
Gençlik ve Spor Bakanlığı

