

**YAPISAL EŐİTLİK MODELLEMESİNDE SIRALI KATEGORİK VERİLERİN
AĞIRLIKLANDIRILMIŐ VE AĞIRLIKLANDIRILMAMIŐ PARAMETRE
TAHMİN YÖNTEMLERİ VE BİLGİ KRİTERLERİNİN ÖRNEKLEM
HACİMLERİNE GÖRE KARŐILAŐTIRILMASI**

Doktora Tezi

Cengiz GAZELOĐLU

EskiŐehir, 2016

**YAPISAL EŐİTLİK MODELLEMESİNDE SIRALI KATEGORİK VERİLERİN
AĞIRLIKLANDIRILMIŐ VE AĞIRLIKLANDIRILMAMIŐ PARAMETRE
TAHMİN YÖNTEMLERİ VE BİLGİ KRİTERLERİNİN ÖRNEKLEM
HACİMLERİNE GÖRE KARŐILAŐTIRILMASI**

Cengiz GAZELOĐLU

DOKTORA TEZİ

**İstatistik Anabilim Dalı
DanıŐman: Doç. Dr. Zerrin AŐAN GREENACRE**

**EskiŐehir Anadolu Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Nisan, 2016**

Bu Tez Çalışması BAP Komisyonunca kabul edilen 1506F501. no.lu proje kapsamında desteklenmiştir.

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Cengiz GAZELOĞLU'nun "YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNDE SIRALI KATEGORİK VERİLERİN AĞIRLIKLANDIRILMIŞ VE AĞIRLIKLANDIRILMAMIŞ PARAMETRE TAHMİN YÖNTEMLERİ VE BİLGİ KRİTERLERİNİN ÖRNEKLEM HACİMLERİNE GÖRE KARŞILAŞTIRILMASI" başlıklı tezi 15/04/2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Anadolu Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği"nin ilgili maddeleri uyarınca, İstatistik Anabilim dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

	Adı-Soyadı	İmza
Üye(Tez Danışmanı)	: Doç. Dr. Zerrin AŞAN GREENACRE
Üye	: Prof. Dr. Veysel YILMAZ
Üye	: Doç. Dr. Harun SÖNMEZ
Üye	: Doç. Dr. Sinan SARAÇLI
Üye	: Yrd. Doç. Dr. Alper BEKKİ

.....

Enstitü Müdürü

ÖZET

YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNDE SIRALI KATEGORİK VERİLERİN AĞIRLIKLANDIRILMIŞ VE AĞIRLIKLANDIRILMAMIŞ PARAMETRE TAHMİN YÖNTEMLERİ VE BİLGİ KRİTERLERİNİN ÖRNEKLEM HACİMLERİNE GÖRE KARŞILAŞTIRILMASI

Cengiz GAZELOĞLU

İstatistik Anabilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Nisan, 2016

Danışman: Doç. Dr. Zerrin AŞAN GREENACRE

Bu tez çalışmasında, kategorik veriler için Yapısal Eşitlik Modellemesinde (YEM) nasıl çözümleme yapıldığını ve YEM’de kullanılan Weighted Least Square (WLS) ile Robust Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (WLSMV) tahmin yöntemlerinin karşılaştırmalı olarak farklı örneklem büyüklüklerinde nasıl sonuçlar verdiği ortaya konulmaya çalışılmıştır. Bu tez çalışmasının bir diğer amacı ise Akaike Information Criteria (AIC) ile Consistent Akaike Information Criteria (CAIC) gibi bilgi kriterlerinin kategorik veriler olduğu zaman nasıl hesaplanacağı ve farklı örneklem hacimlerinde nasıl bir değişim içerisinde olduğunu göstermektir. Son olarak çalışmada teorik olarak anlatılan bilgiler gerçek bir veri üzerinde uygulama yapıp ve sonuçlar ilgili tablolarda verilmiştir.

Farklı örneklem hacimlerindeki simülasyon çalışmaları 1000 defa tekrarlanarak ilgili kriterlerin ortalama sonuçları verilmiştir. Simülasyon çalışması düzenlenirken 4 faktör ve her bir faktörü açıklayan 5’li liker ölçeği ile ölçülmüş 4’er sorudan oluşan yapıdan oluşmaktadır. Simülasyonda WLS ve WLSMV tahmin etme yöntemleri kullanılmıştır. Örneklem büyüklükleri olarak 300-5000 olmak üzere 13 farklı örneklem hacmi seçilmiştir. Analiz sonuçlarına göre WLSMV tahmin etme yöntemi WLS tahmin etme yöntemine göre daha düşük örneklem hacimlerinde daha etkin sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Örneklem hacmi arttıkça WLSMV ve WLS tahmin etme yöntemleri arasındaki etkinlik farkının giderek azaldığı ve 3000’den sonraki örneklem hacimlerinde iki yöntem arasındaki farkın çok az azaldığı simülasyon çalışmalarında tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Yapısal eşitlik modellemesi, Kategorik veri, Bilgi kriteri

ABSTRACT

METHODS FOR ESTIMATING WEIGHTED AND UNWEIGHTED PARAMETERS AND INFORMATION CRITERIA USED IN STRUCTURAL EQUATION MODELING OF ORDINAL CATEGORICAL DATA AND COMPARISON OF RESULTS WITH DIFFERENT SAMPLE SIZES

Cengiz GAZELOĞLU

Department of Statistics

Anadolu University, Graduate School of Science, April, 2016

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Zerrin AŞAN GREENACRE

The question “How can Structural Equation Modeling (SEM) be applied to categorical data?” was sought to be answered in this thesis. Also, the effect of different sample sizes on estimation methods such as Weighted Least Squares (WLS) and Robust Weighted Least Squares (WLSMV) that are used in SEM was studied and compared. In addition, the thesis aims to define how information criteria such as the Akaike Information Criterion (AIC) and the Consistent Akaike Information Criterion (CAIC) are calculated when they are used with categorical data and to show how these criteria vary with different sample sizes. Finally, the theoretical material presented in the study was applied to real data and the results were given in the respective tables.

In the simulation studies performed with different sample sizes, the simulations were repeated 1000 times and the average values of criteria were calculated. The organization of the simulation study includes a construct of 4 factors, with 4 questions of each that are measured on a five-point Likert scale. WLS and WLSMV estimation methods were used in the simulation. Different sample sizes, ranging from 300 to 5000 were selected. According to the results of the analyses, it has been concluded that the WLSMV estimation technique provides more effective results at lower sample size compared to the WLS estimation. In addition, it was found that as the sample size increases, the efficiency difference between WLSMV and WLS estimation methods gradually decreases. Moreover, it was detected in the simulation study that there is almost no difference between the two methods for sample sizes over 3000.

Keywords: Structural equation modeling, Categorical data, Information criteria

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın konusu, deneysel çalışmaların yönlendirilmesi, sonuçların değerlendirilmesi ve yazımı aşamasında yapmış olduğu maddi ve manevi büyük katkılarından dolayı tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Zerrin AŞAN GREENACRE'ye bu tez çalışmasında beni yönlendiren Sayın Prof. Dr. Veysel YILMAZ'a, Doç. Dr. Harun SÖNMEZ'e, Yrd. Doç. Dr. Alper BEKKİ'e, araştırma ve yazım süresince yardımlarını esirgemeyen her konuda öneri ve eleştirileriyle yardımlarını gördüğüm Sayın Prof. Dr. Bülent YILMAZ'a, Doç. Dr. V. Çağrı GÜNGÖR'e, Yrd. Doç. Dr. M. Tarık ATAY'a, Oğuzhan AYYILDIZ'a, Abdullah ORAN'a, H. Emre ERDEM'E, Serkan SEVEN'e, Yeliz YOLDAŞ'a, Mahmut BÜYÜKBAŞ'a, Ahmet ÖZDİL'e, Maruf GÖĞEBAKAN'a, Sinan GENÇ'e, Osman Gökhan UYAN'a ve kardeşim gibi gördüğüm Eren ERKILIÇ'a çok teşekkür ederim. Bu tez çalışmasını destekleyen Anadolu Üniversitesi BAP birimine teşekkür ederim. Ayrıca her zaman desteğini arkamda gördüğüm, büyük bir özveri ve sabırla beni dinleyen, bunaldığım zamanlarda hep yanımda olan Sayın Doç. Dr. Sinan SARAÇLI'ya, Doç. Dr. Oktay EMİRE'e ve Sayın Doç. Dr. Zerrin AŞAN GREENACR'e çok ama çok teşekkür ederim. İyi ki varsınız değerli hocalarım.

Beni bugünlere getiren, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen, üzerimde çok büyük emekleri olan çok kıymetli aileme, hayatımın her anında benim yanımda olan nişanlım Huriye TELLİ'ye çok ama çok teşekkür ederim.

15/04/2016

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalardan bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilemeyen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Anadolu Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı”yla tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçlara razı olduğumu bildiririm.

Cengiz Gazeloğlu

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
BAŞLIK SAYFASI.....	i
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI.....	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT.....	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLOLAR DİZİNİ.....	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xi
SİMGELER DİZİNİ.....	xiii
KISALTMALAR DİZİNİ	xvi
1. GİRİŞ	1
2. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ.....	4
2.1. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihçesi ve Temel Yapıları.....	4
2.2. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Genel Özellikleri.....	7
2.3. Yol Analizi	8
2.4. Yapısal Eşitlik Model Aşmaları	9
2.4.1. Model belirleme.....	19
2.4.2. Yapısal eşitlik modelinin tanımlanması	19
2.4.2.1 Doğrulayıcı modelleme stratejisi	20
2.4.2.2. Alternatif modeller stratejisi.....	21
2.4.2.3. Model geliştirme stratejisi.....	21
2.4.2.4. t – kuralı.....	21
2.4.2.5. İki adım kuralı.....	22
2.4.2.6. Mimic kuralı.....	22
2.4.2.7. B yokluk kuralı.....	23

2.4.3. Model kestirimi	24
2.4.3.1. En çok olabilirlik yöntemi	25
2.4.3.2. Ağırlıklandırılmış en küçük kareler metodu(WLS)	28
2.4.3.3. Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler yöntemi	28
2.4.3.4. Genelleştirilmiş en küçük kareler yöntemi.....	30
2.5. Model Testi	32
2.5.1. Kesin uyum kriterleri	34
2.5.1.1. Ki-Kare (χ^2)	34
2.5.1.2. Uyum iyiliği indeksi (Goodness of Fit Index - GFI).....	35
2.5.1.3. Düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi (Adjustes Goodness of Fit Index - AGFI)	35
2.5.1.4. Yaklaşık hataların ortalama karekökü (Root Mean Square Error of Approximation - RMSEA).....	35
2.5.1.5. Hata kareler ortalaması karekökü (Root Mean Square Residual - RMR)	36
2.5.2. Artımsal uyum kriterleri	37
2.5.2.1 Görelî uyum indeksi (Comparative Fit Index - CFI).....	37
2.5.2.2. Norlaştırılmış uyum indeksi (Normed Fit Index - NFI)	38
2.5.3. Yalınlık uyum kriterleri	38
2.6. Kategorik Veri.....	40
2.7. Kategorik Verilerle Yapısal Eşitlik Modellemesi.....	41
2.8. Kategorik Verilerde Yapısal Eşitlik Modellemesinin Teorik Alt Yapısı	44
2.8.1. Kategorik verilerde yapısal eşitlik modellemesiyle model tahmin yöntemleri	47
2.8.2. Kategorik verilerle ilgili yapısal eşitlik modellemesinde bilgi kriterleri	48
2.8.2.1. Akaike bilgi kriteri (AIC).....	48
2.8.2.2. Tutarlı akaike bilgi kriteri (CAIC)	49
2.8.2.3. Yapısal eşitlik modellerinde akaike bilgi kriteri.....	49
3. BULGULAR VE YORUM.....	50
3.1. Gerçek Bir Veri Seti Üzerinde Uygulama.....	69

3.2. Veri Yapısı ve Kaynağı	69
3.3. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonucu	69
3.4. WLSMV Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli ve Yorumu ..	71
3.5. WLS Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli ve Yorumu	73
3.6. WLS ve WLSMV Yöntemleri İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli Uyum İyiliği İndekslerinin Karşılaştırılması.....	74
4. TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER	77
4.1. Sonuç	77
4.2. Tartışma.....	80
4.3. Öneri	80
KAYNAKÇA.....	81
ÖZGEÇMİŞ	

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 2.1. Kurulan Model İin Uyum Kriterlerine Ait Deęerler	32
Tablo 2.2. Model Uyum İndeksleri ve Kabul Limitleri	39
Tablo 2.3. Veri Ölme Düzeylerinin Karşılaştırılması	40
Tablo 2.4. Korelasyon Katsayısı Türleri	433
Tablo 2.5. WLS ve WLSMV Tahmin Edicilerinin Arasındaki Farklar	47
Tablo 3.1. WLSMV Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Deęerlendirme İndeksleri	51
Tablo 3.2. WLS Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Deęerlendirme İndeksleri	59
Tablo 3.3. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları	70
Tablo 3.4. WLSMV Yöntemi ile Kurulan Model İin Uyum Kriterlerine Ait Deęerler	72
Tablo 3.5. WLS Yöntemi ile Kurulan Model İin Uyum Kriterlerine Ait Deęerler	74
Tablo 4.1. WLS ve WLSMV Tahmin Yöntemleri İin Önerilen Örneklem Hacimleri	80

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1. Regresyon Denklemine İlişkin Genel Gösterim	5
Şekil 2.2. YEM'in Tarihsel Gelişimi	7
Şekil 2.3. Yapısal Eşitlik Modeli Aşamaları	10
Şekil 2.4. Bir Yol Diyagramı Örneği	13
Şekil 2.5. Ölçme Modeli.....	15
Şekil 2.6. Yapısal Model	17
Şekil 2.7. Üç Kategori ve İki Değişkene Sahip Y1 Değişkeni	46
Şekil 3.1. WLSMV Yöntemi ile Tahmin Edilen Modelin Örneklem Hacmine Göre Değişen Ki-Kare Değerleri.....	53
Şekil 3.2. 4 Faktörlü 16 Sıralı Değişkenli Kurulan Yapısal Eşitlik Modellemesi.....	54
Şekil 3.3. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen RMSEA Değerleri	55
Şekil 3.4. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen CFI Değerleri	56
Şekil 3.5. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen TLI Değerler	57
Şekil 3.6. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen AIC Değerleri	58
Şekil 3.7. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen χ^2/sd Değerleri	58
Şekil 3.8. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen Ki-Kare Değerleri.....	61
Şekil 3.9. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen RMSEA Değerleri.....	62
Şekil 3.10. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen CFI Değerleri	62
Şekil 3.11. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen TLI Değerleri	63
Şekil 3.12. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen AIC Değerleri.....	64

Şekil 3.13. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen χ^2/sd Değerleri.....	64
Şekil 3.14. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin Ki-Kare Değerleri Açısından Karşılaştırılması	65
Şekil 3.15. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin RMSEA Değerleri Açısından Karşılaştırılması	66
Şekil 3.16. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin CFI Değerleri Açısından Karşılaştırılması	66
Şekil 3.17. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin TLI Değerleri Açısından Karşılaştırılması	67
Şekil 3.18. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin AIC Değerleri Açısından Karşılaştırılması	68
Şekil 3.19. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin χ^2/sd Değerleri Açısından Karşılaştırılması	68
Şekil 3.20. WLSMV Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli.....	72
Şekil 3.21. WLS Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli	74
Şekil 3.22. WLSMV ve WLS Tahmin Etme Yöntemlerinin Uyum Endeksleri Açısından Karşılaştırılması	76
Şekil 3.23. WLSMV ve WLS Tahmin Etme Yöntemlerinin Bilgi Kriterleri Açısından Karşılaştırılması	77

SİMGELER DİZİNİ

- β_0 : Sabit Katsayı
- β_1 : Eğim Katsayısı
- X_i : Gözlem Değişkeni
- e_i : Hata Terimi
- x : Gözlenen Dışsal Değişken
- ξ : Gizil Dışsal Değişken
- λ : Gizil Değişken ve Gözlenen Değişken Arasındaki Bağı İlişkin Yapısal Katsayı
- δ : Gözlenen Dışsal Değişkendeki Ölçme Hatası
- y : Gözlenen İçsel Değişken
- η : Gizil İçsel Değişken
- ε : Gizil İçsel Değişkendeki Ölçüm Hatası
- ζ : Dışsal Bir Değişkenden, İçsel Bir Değişkene Olan Yapısal Etki
- β : İçsel Bir Değişkenin Diğer Bir İçsel Değişkene Olan Yapısal Etkisi
- $E(\varepsilon)$: Ölçüm Hatalarının Beklenen Değeri
- p : Bağımlı Değişken Sayısı
- q : Bağımsız Değişken Sayısı
- t : θ 'daki Serbest Parametre Sayısı
- Γ : Gizil Dışsal Değişke İçin Katsayı
- Ψ : ζ 'nin Kovaryans Matrisi
- Φ : ξ 'nin Kovaryans Matrisi

- Σ : Anakütle Kovaryans Matrisi
- $\Sigma(\theta)$: Modele İlişkin Tahmini Kovaryans Matrisi
- Γ' : Katsayı Matrisinin Tersi
- Σ_{xy} : x ile y'nin Örneklem Kovaryans Matrisi
- Σ_{yy} : y Gözlenen Değişkenlerinin Kovaryans Matrisi
- Σ_{yx} : y ile x'in Kovaryans Matrisi
- Σ_{xx} : x Gözlenen Değişkenlerinin Kovaryans Matrisi
- Σ_{xx}^{-1} : x Gözlenen Değişkenlerinin Kovaryans Matrisi Tersi
- $\hat{\theta}$: Tahmini Parametrelerin t x 1 Boyutlu Vektörü
- $\hat{\Sigma}$: Tahmin Edilen Kovaryans Matrisi
- $\hat{\psi}$: ζ 'in Tahmini Kovaryans Matrisi
- χ^2 : Ki-Kare Değeri
- sd_s : Sıfır Modelin Serbestlik Derecesi
- sd_h : Hedef Modelin Serbestlik Derecesi
- χ_s^2 : Sıfır Modelin Ki-Kare Değeri
- χ_h^2 : Hedef Modelin Ki-kare Değeri
- y^* : η 'nin Sürekli Göstergelerinin p x 1 boyutlu Bir Vektörü
- r^* : y^* ile x^* Arasındaki Örneklem Korelasyonu
- r : y ile x Arasındaki Örneklem Korelasyonu
- Σ^* : y^* ve x^* 'in Ana Kütle Kovaryans Matrisi
- s^* : Σ^* 'in Tutarlı Bir Tahmin Edicisi

- μ_{y^*} : y^* 'in Ortalaması
- $\sigma_{y^*}^2$: y^* varyansı
- n : Örneklem Hacmi
- α : Cronbac'h Alpha Deęeri
- cov : Kovaryans
- F_{min} : Fonksiyonun Minimumu
- $F_{E\text{Ç}O}$: En Çok Olabilirlik Fonksiyonu
- F_{EKK} : Aęırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Metodu Fonksiyonu
- F_{AAEKK} : Aęırlıklandırılmış En Küçük Kareler Metodu Fonksiyonu
- F_{GEKK} : Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Metodunun Fonksiyonu
- S : Örneklem Kovaryans Matrisi
- s : Gözlenen Kovaryans Matrisindeki Artıksız Elemenların Vektörü

KISALTMALAR DİZİNİ

ADB	: Asimtotik Olarak Dağılımdan Bağımsız
AGFI	: Adjusted Goodness of Fit Index
AIC	: Akaike Information Criteria
AKM	: Asimptotik Kovaryans Matrisi
CAIC	: Consistent Akaike Information Criteria
CFI	: Comparative Fit Index
EOÇ	: En Çok Olabilirlik
GEKK	: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
GFI	: Goodness of Fit Index
GUI	: Göreli Uyum İndeksi
HKOK	: Hata Kareler Ortalaması Karekökü
INC	: Teşvik
KMO	: Kaiser Mayer Olkin
NFI	: Normed Fit Index
NNFI	: Non-Normed Fit Index ya da Tucker Lewis Index
OEKK	: Olağan En Küçük Kareler
PF	: Profil
RMR	: Root Mean Square Residual
RMSEA	: Root Mean Square Error of Approximation
SRMR	: Standardized Root Mean Square Error
tr	: İz
TLI	: Tucker Lewis Index

- UOC** : Universitat Obertade Catalunya
- UPF** : Universitat Pompeu Fabra
- USE** : Kullanıcı Davranışı
- VAR** : Varyans
- WLS** : Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler
- WLSMV** : Robust Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler

1. GİRİŞ

Disiplinlerarası yapılan arařtırmaların uygulama blmlerinde karar vermeye ynelik matematik ve istatistik modelleri ieren pek ok sayısal arařtırma yntemi kullanılmaktadır. En uygun arařtırma yntemi; arařtırmada kullanılan deęiřkenlerin (baęımlı–baęımsız) sayısına, leklerine, arařtırmanın amacına baęlı olarak seilmektedir. Arařtırmada kullanılacak verilerin kaynaęı birincil veya ikincil olabilmektedir. Verilerin toplanması bir saha arařtırması gerektirdięinde “Birincil Veri” kaynaęı, kayıtlı verilerden hareketle arařtırma gerekleřtirildięinde “İkincil Veri” kaynaęından yararlanılmaktadır. “Birincil Veri” kaynaklarının elde edilmesinde pek ok veri toplama aracı kullanılmaktadır. zellikle Sosyal Bilimlerde yapılan pek ok arařtırmada birimlerden toplanan veriler anket yoluyla elde edilmektedir. Anket alıřmalarında soruların genellikle likert lekli olacak Őekilde dzenlendięi ve/veya aęırlıklı olarak nitel deęiřkenlere iliřkin leklerden oluřtuęu, sorular arasında kesikli nicel deęiřkenlerin de sıka yer aldıęı grlmektedir. “Kategorik Deęiřken” olarak tanımlanan bu tr deęiřkenlerle yapılan analizlerde “Kategorik Verilerin Analizi” (Categorical Data Analysis) kapsamındaki istatistik yntemlerin uygulanması gerekmektedir. Srekli deęiřkenlere uygulanan istatistik yntemlerin kategorik verilere uygun olmaması “Kategorik Veri Analizi” kapsamındaki yntemlerin nemini arttırmaktadır (Arıcıgil, 2013).

Kategorik verilerin bilim dnyasında bu kadar nem arz etmesi bu veri trlerinin analizinde de bilim insanlarını birok yntem geliřtirmeye yneltmifitir. Kategorik verilerle ilgili literatrde kullanılan en ok analiz yntemleri ařaęıda yer almaktadır.

Kategorik verilerin analizinde kullanılan yntemler;

- Regresyon Modelleri
 - Probit / Lojistik Regresyon
 - oklu Sınıflayıcı Regresyon
 - Sıralı Lojistik Regresyon
 - Poisson Regresyon
- Genelleřtirilmiř Doęrusal Modeller

- Kontenjans Tabloları, Loglineer Modeller
- Açıklayıcı Faktör Analizi
- Sınıflayıcı ve Sıralayıcı veriler için (Item Respons Theory (IRT))
- Kategorik Verilerle Yapısal Eşitlik Modellemesi

Son yıllarda sosyal bilimler ve davranış bilimlerindeki önemi ve kullanma sıklığı gittikçe artan Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) uygulamaları oldukça fazla sayıdaki bilimsel araştırma girişiminin ayrılmaz bir parçası haline gelmeye başlamıştır. Artık neredeyse başlı başına bir araştırma yöntemi olarak da kolaylıkla adlandırılabilir olan YEM araştırmacılara oldukça değişik avantajlar sağlamaktadır (Şimşek, 2007).

İstatistiksel yöntemlerden çoğu, gözlenen değişkenlerin güvenilir ve geçerli olduğu varsayımı ile analizler gerçekleştirilmiştir. Fakat sosyoloji, psikoloji gibi çoğu sosyal bilimlerde gözlenen değişkenlerin mükemmel ölçüldüğü varsayımı altında yapılan analizlerin geçerli olmayacağı görüşü benimsenmiştir. Bu nedenle değişkenlerin ölçüm hatalarına izin veren YEM geliştirilmiştir. YEM sosyal bilimlerde başta olmak üzere, sağlık, demografi, ekonometri, biyoloji ve genetik gibi çoğu disiplinde kullanılmaktadır. Çoğu disiplinde YEM'in popüleritesinin artmasının başlıca nedenleri, istatistiksel etkinliği sağlarken eşzamanlı çoklu ilişkileri analiz etmesi, ilişkileri çok yönlü değerlendirmesi ve gözlenen ve gizli değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri test edebilmesidir (Akıncı, 2007).

YEM son 25 yılda, sosyal bilimlerde çok önemli analiz tekniklerinden biri olmuştur. YEM, değişkenler arasındaki ilişkinin açıklanmasında ve sosyal bilimlerde teorilerin formüle edilmesinde de günümüzde yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır (Kaplan, 2000).

YEM, uygulamalı istatistik araştırmalarında ve istatistik teorisinde aktif bir alandır. Aslında geçmiş 25 yılda YEM'in altında istatistik teorisinde çarpıcı gelişmeler görülmektedir. Standart olmayan koşullardaki verilerin modellenmesinde, bilgisayar yazılımındaki gelişmeler söz konusu bu durumun hesaplanmasına olanak sağlamaktadır. Ayrıca, yapısal eşitlik modellemesinin özel durumları, geleneksel istatistiksel modellerden farklı olarak çeşitli yaklaşımların gelişmesine olanak sağlamaktadır (Kaplan, 2000).

Temel olarak psikolojik arařtırmalarda kullanılan gizil deęiřkenlerin analizi gözlenemeyen yapıların açıklanmasına iliřkindir. Bundan dolayıdır ki psikolojik teorinin yapısının açıklanmasında gizil deęiřkenler temel bir rol almaktadır. Günümüzde bu kavram YEM ile birlikte anılmakta, geniř bir biçimde tartıřılmakta ve kullanılmaktadır. Psikoloji bilimini temel alan bu durum, řimdilerde biyolojide, ekolojik arařtırmalarında, elektronların hareketlerinin açıklanmasında, pazarlama arařtırmalarında, bilgi teknolojilerinde, yapay sinir aęlarında, biyometrik çalıřmalarda, vb. yaygın bir biçimde kullanılmaktadır (Çelik, 2009).

Verilerin kategorik olmasından dolayı normallik varsayımının karřılamaması çeřitli model tahmin etme yöntemlerinin (Maximum Likelihood gibi) ve kovaryans matrislerinin kullanılması birçok arařtırmacı tarafından tavsiye edilmemektedir. Bunların yerine alternatif matrislerin ve tahmin etme yöntemlerinin kullanılması YEM' de arařtırmacılara daha tutarlı ve daha doęru sonuçlar verecektir.

Bu tez çalıřmasında YEM'in tarihçesi ve genel özelliklerinden bahsedilerek yol analizi ile ilgili gerekli açıklamalarda bulunulmuřtur. Ayrıca model belirleme ve model tanımlamasında kullanılan t- kuralı, İki Adım Kuralı, MIMIC Kuralı ve B Yokluk kurallarının teorik alt yapıları verilmiřtir. İkinci olarak model kestiriminde kullanılan En Çok Olabilirlik Yöntemi, Aęırlıklandırılmıř En Küçük Kareler Metodu, Robust Aęırlıklandırılmıř En Küçük Kareler Metodu, Aęırlıklandırılmamıř En Küçük Kareler Metodu ve Genelleřtirilmıř En Küçük Kareler Yöntemlerinin iřleyiř řekillerinin nasıl olduęundan ayrıntılı bir řekilde bahsedilmiřtir. Üçüncü olarak model testinde Kesin uyum Kriterleri, Artımsal Uyum Kriterleri ve Yalınlık Uyum Kriterlerinden bahsedilmiřtir. Dördüncü olarak Kategorik Verilerle Yapısal Eřitlik Modellerinin nasıl çözümlene yapıldıęına dair bilgiler verilerek teorik alt yapısı ayrıntılı řekilde iřlenmiřtir. Çalıřmanın son ařamasında ise Mplus paket programı ile gerekli simülasyon çalıřmaları yapılarak farklı örneklem büyüklüklerinde model uyum ölçütlerinin ve AIC, CAIC gibi bilgi kriterlerinin nasıl bir deęiřim içinde olduęu detaylı bir řekilde anlatılmıřtır. Ayrıca LISREL paket programında Aęırlıklandırılmıř En Küçük Kareler ve Robust Aęırlıklandırılmıř En Küçük Kareler tahmin etme yöntemlerinin 5'li likert tipi ölçekle ölçülmüř gerçek bir veri üzerinde tahmin etme yöntemleri karřılařtırılarak çözümlenmeye çalıřılmıřtır.

Bu çalışmanın orijinalliğini ortaya koyan en önemli yönü AIC, CAIC gibi bilgi kriterleri ile beraber YEM’de kategorik verilerin analizinde kullanılan Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler ve Robust Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler tahmin etme yöntemlerinin karşılaştırmalı olarak hem simülasyon hem de gerçek bir veri üzerinde uygulama sonuçlarının birlikte verilmesidir. Ayrıca farklı örneklem büyüklüklerinde hangi tahmin etme yönteminin etkili olduğu ortaya koymak amaçlanmıştır. Bu nedenle Kategorik Verilerle Yapısal Eşitlik Modellemesi için bu tezde farklı örneklem büyüklüklerine bağlı olarak uyum iyiliği indekslerinin örneklem büyüklüğünden nasıl ve ne kadar etkilendiğini gözlemlemek planlanmıştır. Bu çalışmada dikkat edilmesi gereken bir nokta, çalışmanın hem simülasyon verilerinde hem de gerçek verilerde eksik (missing) verilerin ve aykırı değerlerin yer almamasıdır.

2. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ

YEM ile ilgili literatür bilgilerinin yer aldığı bu bölümde YEM’in tarihsel gelişimi, temel yapıları, genel özellikleri ve yol analizi ile ilgili temel bilgiler yer almaktadır. Ayrıca model belirleme ve kestirimi, model testinde kullanılan kesin uyum kriterleri, artımsal uyum kriterleri ve yalınlık uyum kriterleri ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. Son olarak kategorik verilerle yapısal eşitlik modellemesi ve teorik alt yapısından bahsedilmiştir.

2.1. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihçesi ve Temel Yapıları

Sosyal bilimler ve davranış bilimlerindeki önemi ve kullanma sıklığı gittikçe artan YEM’in uygulamaları oldukça fazla sayıdaki bilimsel araştırma girişiminin ayrılmaz bir parçası haline gelmeye başlamıştır. Artık neredeyse başlı başına bir araştırma yöntemi olarak da kolaylıkla adlandırılabilen olan YEM araştırmacılara oldukça değişik avantajlar sağlamaktadır (Şimşek, 2007).

Bollen (1989), YEM’in tarihsel seyrinde başlıca üç bileşenin bulunduğunu ifade etmektedir, bunlar: (1) yol (path) analizi, (2) yapısal model ve ölçüm modellerinin kavramsal sentezi ve (3) genel tahmin süreçleridir. YEM’ in tarihsel gelişimini açıklamaya çalışmak çok kolay değildir. İlişkili modeller tarihsel bir düzende gelişme göstermiştir, bu modeller; regresyon analizi, yol analizi, doğrulayıcı faktör analizi

(DFA), (Confirmatory Factor Analysis – CFA) ve YEM’ dir. (Schumacker and Lomax, 2004).

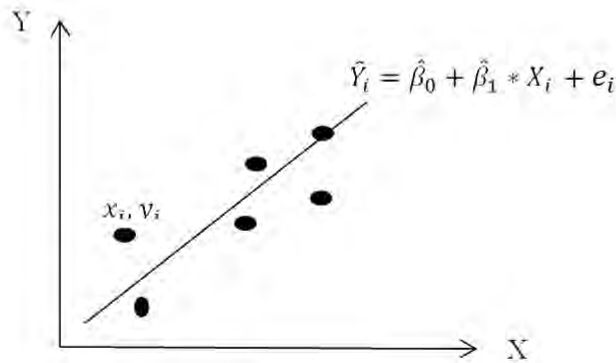
İlk model doğrusal regresyon modellerini içermektedir. Doğrusal regresyon modelleri regresyon ağırlıklarının hesaplamak için en küçük kareler ölçütünü ve bir korelasyon katsayısı kullanır. Regresyon modelleri 1896’ da iki değişken arasındaki ilişkilere dair bir standart büyüklüğün sağlanması amacıyla Karl Pearson tarafından korelasyon katsayısına ilişkin bir formülün ortaya konulması ile mümkün olmuştur (Schumacker and Lomax, 2004).

Regresyon (bağlanım), sözlük anlamı ile bir şeyi başka bir şeye bağlama işi ve biçimidir. Bilimsel olarak regresyon terimi, bir değişken ile başka bir ya da birden çok değişken arasında ilişki kurma ilişkini ve ilişkinin biçimini anlatır (Şıklar, 2000).

Regresyon analizinin ilk kullanım alanı astronomi olmuştur. Lengendre ve Gauss gezegenlerin yörüngelerini belirlemek amacıyla En Küçük Kareler (EKK) olarak bilinen tekniğini oluşturmuşlardır. Konu ile ilgili değişkenlerden yola çıkarak bu değişkenler için bir regresyon modeli geliştirmişlerdir (Ergül, 2006).

Basit doğrusal regresyon denklemi Eşitlik 2.1’de verildiği gibidir.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 * X_i + e_i \quad (2.1)$$



Şekil 2.1. Regresyon denklemine İlişkin Genel Gösterim

Kaynak: Saraçlı, 2008.

Eşitlik 2.1’de yer alan β_0 sabit katsayısı, β_1 ise eğim katsayısını ifade etmektedir. X_i değerleri, herhangi bir ölçüm hatası içermeyen stokastik olmayan gözlem

değerleridir. Modelde yer alan e_i hata terimleri ise stokastik, bağımsız değerlerdir (Tiku and Akkaya, 2004).

Yol modeli biyolog olan Sewell Wright tarafından geliştirilmiştir. Yol modelleri gözlenen değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri modellemek için korelasyon katsayısı ve regresyon analizi kullanılır. Path analizinin ilk uygulamaları hayvan davranışlarının modellenmesiyle başlamıştır. Maalesef, yol analizi 1950 yılında ekonometriciler tarafından tekrardan ele alana kadar büyük ölçüde göz ardı edilmiştir (Schumacker and Lomax, 2004).

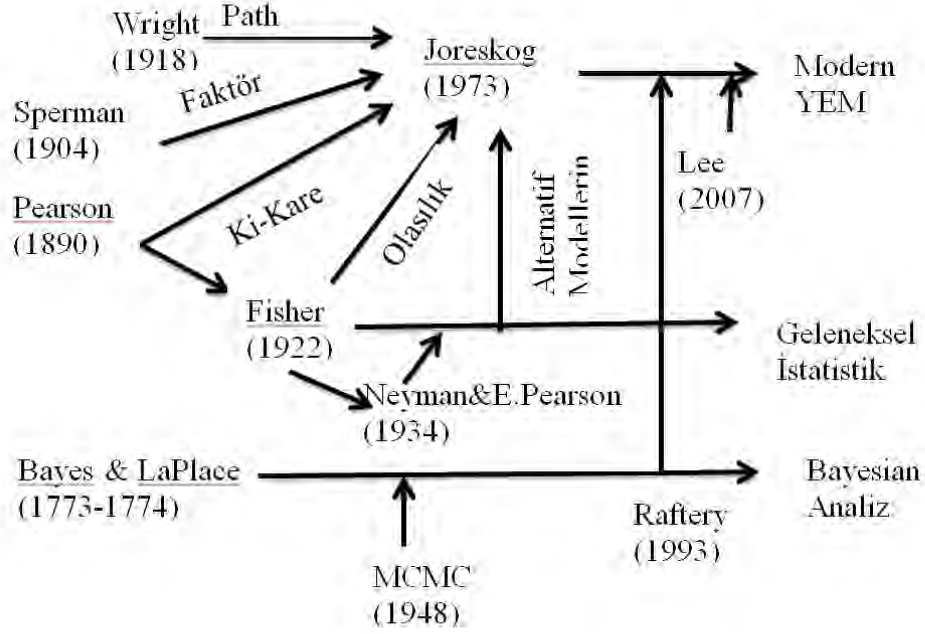
Bugün kullanılan DFA Howe, Anderson ile Rubin ve Lawley bilim adamlarının çalışmalarına dayanmaktadır. Karl Joreskog tarafından geliştirilen DFA, ilk olarak 1969 yılında akademik çalışma olarak yayınlanmıştır ve bu yayın ilk DFA üzerine yazılan bilgisayar programının gelişmesine de yardımcı olmuştur.

Son olarak YEM yol analizi ve doğrulayıcı faktör analizinin birleştirilmesiyle oluşmaktadır. Başka bir ifadeyle YEM gözlenen değişkenler (indikatör) ile gizil değişkenlerin (latent variables) birleştirilmesidir. İlk olarak YEM Karl Joreskog (1973), Ward Keesling (1972) ve David Wiley (1973) bilim adamları tarafından geliştirilmiştir. Bundan dolayıdır ki, bu bilim adamlarının baş harfleri olan JKW modeli olarak bilinmektedir. Ancak 1973 yılında ilk bilgisayar programı olan LISREL' in gelişmesiyle doğrusal yapısal ilişki olarak bilinmektedir (Schumacker and Lomax, 2004).

İlk genel YEM Karl Jöreskog (1970, 1973), Keesling (1972) ve Wiley (1973) tarafından geliştirilmiştir. Wright' in yol analizi, göz önünde bulundurulmuş varsayımsal bir nedensel yapının test edilebilmesi yeteneğinden yoksundur. Yol analizine ek olarak, gizil değişken ve ölçüm modellerinin kavramsal sentezi, çağdaş YEM' in temelini oluşturmuştur. YEM modelleri gerçekte doğrulayıcı faktör modelleri ve yol modellerini birleştirmektedir. YEM' ler gizil ve gözlenen değişkenleri kapsamaktadır. Gözlenen değişkenler arasındaki kovaryanslardan elde edilen gizil değişkenler hakkındaki çıkarsamaya ilişkin modellerin gelişimi 1960' lı yıllar boyunca sosyolojide sürmüştür (Çelik, 2009).

YEM'in ilk yazılım programı olan LISREL'in 1976'da piyasaya sürülmesinden sonra 1980'lerden itibaren YEM'le ilgili yazılım programlarının sayısı hızla artmıştır. Bunlardan bazıları Amos, EQS ve SAS yazılım programlarıdır. 1994 yılından itibaren bütün disiplinlerarasında YEM'in kullanımı artmıştır. YEM'in teorik gelişimi için temel

kaynaklar olan Structural Equation Modelling; A Multidisciplinary Journal dergileri yayınlanmaya başlamıştır (Akıncı, 2007).



Şekil 2.2. YEM'in tarihsel gelişimi
Kaynak: Grace, 2006.

2.2. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Genel Özellikleri

Genel itibariyle bakıldığında YEM, bazı genel karakteristiklere sahiptir. Kısaca bunlar (Çetintürk, 2010, s. 75).

- 1) Hipotezlerdeki ilişkilerden kaynaklanan ölçüm hatalarının etkilerini kontrol altına alarak teorik modeldeki regresyon katsayılarının ölçümüne olanak sağlar.
- 2) Deney sonucu elde edilen verilerle teorik modelin uygunluğunun bir bütün olarak test edilmesi mümkündür.
- 3) Ölçüm hatalarıyla ilgili farklı tahminleri test etme imkanı sağlar.
- 4) Farklı faktör yapıları test edilebilir ve farklı gruplarla karşılaştırma yapılabilir. Bu şekilde değişik teorik modelleri deneme ve bunlardan hangisinin elde edilen verilere daha uygun olduğunu belirleme fırsatı verir.

- 5) Diğer metotların yapamadığı aynı anda çok fazla regresyon analizini bir çatı altında birleştirebilir.
- 6) YEM standart olmayan modellerin testine imkân tanır. Zaman serileri analizinde olduğu gibi ölçüm hatalarının otokorelasyonuna izin vererek test edebilir.
- 7) Gizil değişkenlerin arasındaki ilişkileri belirlemeye imkân verir, değişkenler arası dolaylı ve dolaysız etkileri ve toplam etkiyi gösterir.
- 8) Her bir gizil değişkene birden fazla gözlenen değişken atayarak ve güvenilirliği test ederek aynı zamanda doğrulayıcı faktör analizini kullanarak ölçüm hatasını minimize eder.
- 9) Modelin daha iyi anlaşılmasını sağlayan grafiksel ara yüzü vardır, Modeli yalnızca katsayılar aracılığıyla test etmekle kalmayıp, modeli bir bütün olarak test edecek donanımına sahiptir.
- 10) Sebep-sonuç ilişkileri arasına giren arabulucu değişkenleri açıklayabilme özelliği vardır.

2.3. Yol Analizi

Sewall Wright'ın (1918, 1921) yol analizi, yapısal eşitlik analiz sistemleri için bir yöntem olmaktadır. Bir yol analizi üç bileşenden oluşmaktadır. Bu bileşenlerden 1) Yol diyagramı, 2) Model parametrelerine kovaryansların ve korelasyonların ayrıştırılması ve 3) Bir değişkenin bir başka değişken üzerinde ki toplam, direk ve dolaylı etkilerinin ayrıştırılmasıdır. Bir yol analizinde yukarıda anlatılan durumların her birinin sırayla çalıştırılması gerekmektedir (Bollen, 1989).

Bir yol diyagramı aynı anda gerçekleşen eşitlikler sisteminin resimsel bir anlatımı olarak görülebilir (Bollen, 1989).

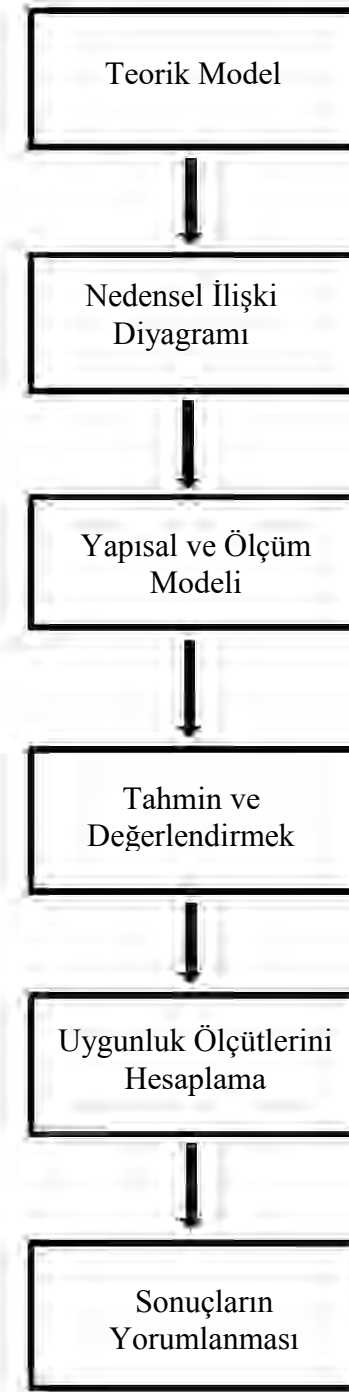
Yol analizinin araştırmacılara sağladığı temel avantajlardan biri değişkenler arasındaki ilişkilerin derecelerini ve yönlerini araştırmacıya sunmuş olmasıdır.

2.4. Yapısal Eşitlik Model Aşamaları

Doğrusal regresyon modelleri regresyon ağırlıklarını hesaplamak için en küçük kareler ölçütünü ve korelasyon katsayısını kullanır. Regresyon modelleri 1896’ da Karl Pearson tarafından iki değişken arasındaki ilişkinin bir standart büyüklüğünün sağlanması amacıyla korelasyon katsayısına ilişkin bir formülün ortaya konulması ile mümkün olmuştur (Schumacker and Lomax, 2004).

YEM, içsel yapıların dışsal yapılara nasıl bağlı olduğunu betimleyen bir ya da daha fazla doğrusal regresyon eşitliklerini içerir. Katsayılar yerine, yol katsayıları ya da çoğu zaman regresyon tartıları olarak adlandırılır. YEM modellemesi yapılırken aşağıdaki aşamalardan geçilir;

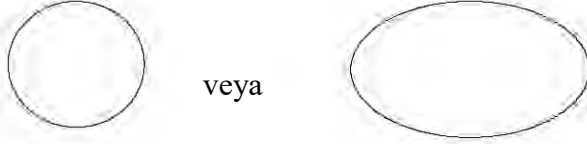
- a) Bir teorik modeli geliştirmek,
- b) Geliştirilen model için nedensel ilişkileri gösteren diyagramı çizmek,
- c) Çizilen diyagramı yapısal ve ölçüm modellerine çevirmek,
- d) Yapısal modeli tahmin etmek ve değerlendirmek,
- e) Yapısal modelin uygunluk ölçütlerini hesaplamak,
- f) Sonuçları yorumlamak şeklindedir (Şahin ve ark., 2008).



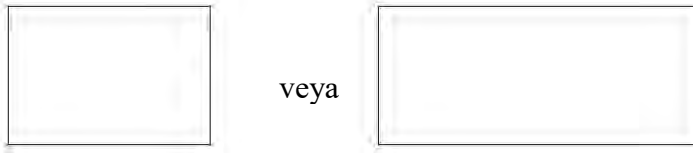
Şekil 2.3. Yapısal Eşitlik Modeli Aşamaları

Yol diyagramında yer alan şekiller ve semboller aşağıda gösterilmiştir.

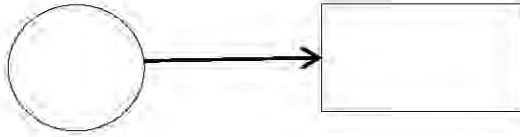
1) Gizil Değişken



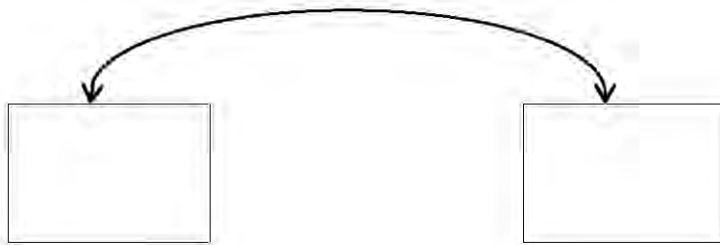
2) Gözlenen değişken



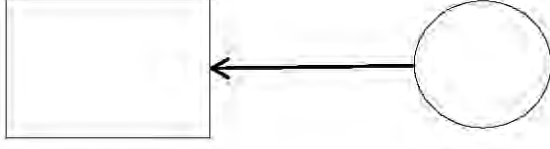
3) k Yönlü Yol



4) Değişkenler Arası Korelasyon



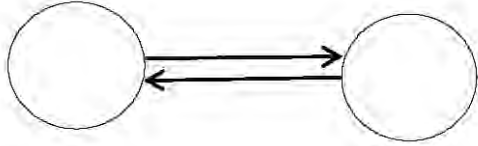
5) Gözlenen Değişkendeki Ölçüm Hatası

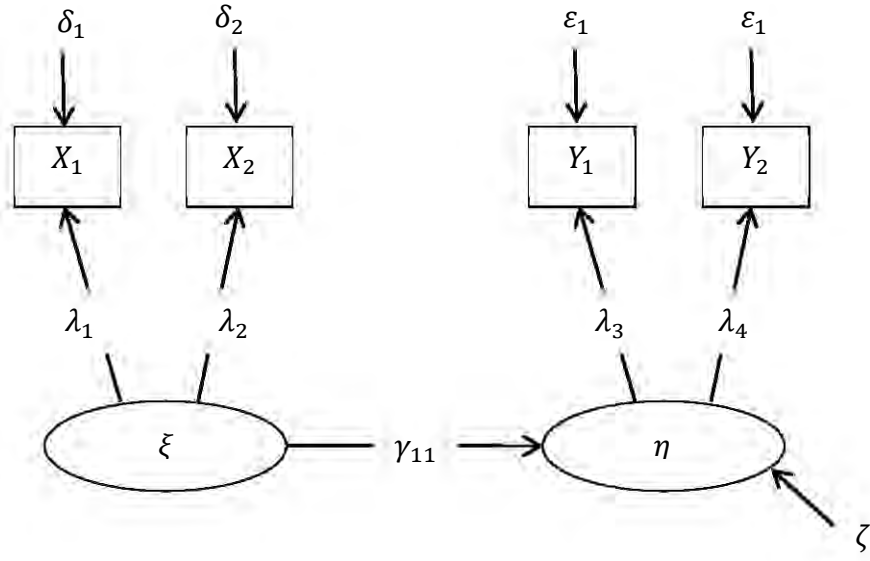


6) Değişkenler Arasındaki Yinelemeli (Tek Yönlü) İlişki



7) Değişkenler Arasındaki Yinelemeli Olmayan (Çift Yönlü) İlişki





Şekil 2.4. Bir Yol Diyagramı Örneği
Kaynak: Bollen, 1989.

Şekil 2.4’de verilen yol diyagramı için eşanlı eşitlikler sistemi ve varsayımları;

$$\eta = \gamma_{11}\xi + \zeta \quad (2.1)$$

$$x_1 = \lambda_1\xi + \delta_1 \quad (2.2)$$

$$x_2 = \lambda_2\xi + \delta_2 \quad (2.3)$$

$$y_1 = \lambda_3\eta + \varepsilon_1 \quad (2.4)$$

$$y_2 = \lambda_4\eta + \varepsilon_2 \quad (2.5)$$

$$cov(\xi, \delta_i) = 0 \quad (2.6)$$

$$cov(\xi, \zeta) = 0 \quad (2.7)$$

$$cov(\delta_i, \varepsilon_j) = 0 \quad (2.8)$$

$$cov(\varepsilon_j, \varepsilon_{j+1}) = 0 \quad (2.9)$$

$$cov(\varepsilon_j, \zeta) = 0 \quad (2.10)$$

$$cov(\xi, \varepsilon_j) = 0 \quad (2.11)$$

$$cov(\delta_i, \delta_{j+1}) = 0 \quad (2.12)$$

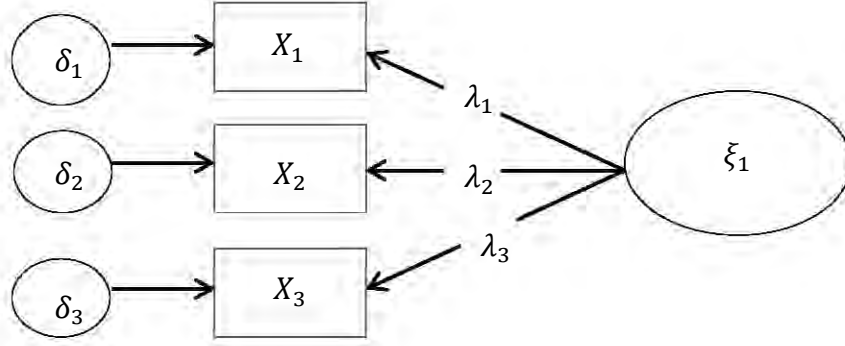
Yol diyagramındaki, daire ve ovaler gizil değişkenleri gösterirken, kareler veya dikdörtgenler gözlenen değişkenleri temsil etmektedir (Timm, 2002).

X = Gözlenen Dışsal Değişken

ξ (Ksi) = Gizil Dışsal Değişken

λ (Lambda) = Gizil Değişken ve Gözlenen Değişken Arasındaki Bağı İlişkin Yapısal Katsayı

δ (Delta) = Gözlenen Dışsal Değişkendeki Ölçme Hatası



Şekil 2.5. Ölçme Modeli

Matris Gösterimi:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

$$\theta_\delta = \begin{bmatrix} \sigma_{\delta_1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\delta_2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\delta_3}^2 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Denklem Sistemi:

$$x_1 = \lambda_{11}^x \xi_1 + \delta_1 \quad (2.15)$$

$$x_2 = \lambda_{21}^x \xi_1 + \delta_2 \quad (2.16)$$

$$x_3 = \lambda_{31}^x \xi_1 + \delta_3 \quad (2.17)$$

Genel Biçim:

$$x = \Lambda^x \xi + \delta \quad (2.18)$$

X = Gözlenen dışsal değişken

Y = Gözlenen içsel değişken

$\xi(Ksi)$ = Gizil dışsal değişken

$\eta(Eta)$ = Gizil içsel değişken

$\lambda(Lambda)$ = Gizil değişken ve gözlenen değişken arasındaki bağı ilişkin yapısal katsayı

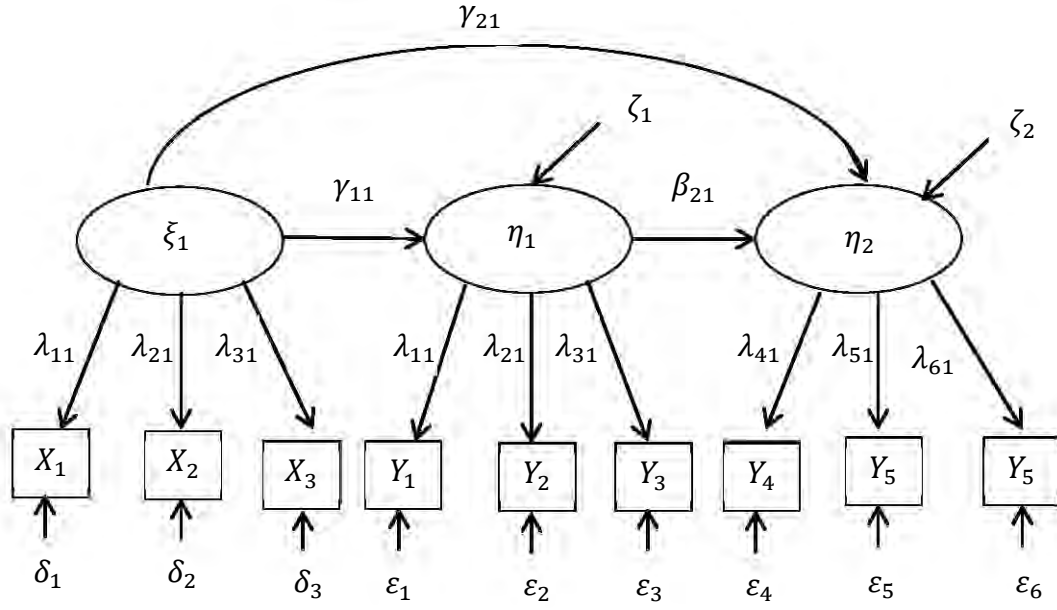
$\delta(Delta)$ = Gözlenen dışsal değişkendeki ölçme hatası

$\varepsilon(Epsilon)$ = Gözlenen içsel değişkendeki ölçüm hatası

$\zeta(Zeta)$ = Gizil içsel değişkenle ilişkili hata terimi

$\gamma(Gamma)$ = Dışsal bir değişkenden, içsel bir değişkene olan yapısal etki

$\beta(Beta)$ = İçsel bir değişkenin, diğer bir içsel değişkene olan yapısal etkisi



Şekil 2.6. Yapısal Model

Matris Gösterimi:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^y & 0 \\ \lambda_{21}^y & 0 \\ \lambda_{31}^y & 0 \\ 0 & \lambda_{41}^y \\ 0 & \lambda_{51}^y \\ 0 & \lambda_{61}^y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

$$\Theta_\varepsilon = \text{diag}[\sigma_{\varepsilon_i}^2] \quad (2.20)$$

Denklem Sitemi:

$$y_1 = \lambda_{11}^y \eta_1 + \varepsilon_1 \quad (2.21)$$

$$y_2 = \lambda_{21}^y \eta_1 + \varepsilon_2 \quad (2.22)$$

$$y_3 = \lambda_{31}^y \eta_1 + \varepsilon_3 \quad (2.23)$$

$$y_4 = \lambda_{41}^y \eta_2 + \varepsilon_4 \quad (2.24)$$

$$y_5 = \lambda_{51}^y \eta_2 + \varepsilon_5 \quad (2.25)$$

$$y_6 = \lambda_{61}^y \eta_2 + \varepsilon_6 \quad (2.26)$$

Genel Biçim:

$$y = \Lambda^y \eta + \varepsilon \quad (2.27)$$

Burada $E(\varepsilon) = 0$ ölçüm hatalarının beklenen değeri sıfırdır. Ayrıca ε , η ile ilişkisizdir.

Bu kadar popüler olmasına karşın, YEM'in uygulanmasında hala kesin sonuca bağlanamayan konular vardır. Bu konuların başında, model uyumunun nasıl değerlendirileceği ve özellikle rakip modeller arasında nasıl seçim yapılacağı yer almaktadır. YEM için uyum kriterlerinin değerlendirilmesi çoklu regresyon, diskriminant analizi, çok değişkenli varyans analizi ve konjoint analizi gibi diğer çok değişkenli teknikler ile aynı derecede açıklığa sahip değildir. YEM'de, model kestirimlerinin etkinliğini en iyi şekilde tanımlayacak birçok uyum kriteri vardır. Bu nedenle araştırmacılar sonuçları daha iyi değerlendirmek için uyum kriterlerini; artımsal uyum kriterleri, kesin uyum kriterleri ve yalınlık (parsimony) uyum kriterleri olmak üzere üç başlık altında toplamıştır (Akıncı, 2007).

2.4.1. Model belirleme

Model belirleme, teorik model geliştirme ile ilgili teori, araştırma ve bilgi gibi tüm unsurları kapsamaktadır. Bu nedenden dolayı veri toplamadan veya analiz yapılmadan önce araştırmacının yapması gereken ilk şey, varyans-kovaryans verileri ile doğrulanabilecek bir model belirlemektir. Bir başka deyişle ulaşılabilen bilgi, teorik bir modelde hangi değişkenlerin olacağına ve bu değişkenlerin nasıl bir ilişki içinde olacağına karar vermek için kullanılır (Schumacker and Lomax, 2004).

Gerçek popülasyon modelinin test edilen teorik model ile test tutarlılık göstermiş olduğu durumda, bu durum şöyle ki örneklem kovaryans matrisi (S)'nin varsayılan teorik modelden yeniden üretilmiş halidir. O zaman model doğru bir şekilde tanımlanmış olur. Bundan dolayıdır ki araştırmacıların amacı, örneklem kovaryans matrisini oluşturan en iyi modeli belirlemektir (Schumacker and Lomax, 2004).

YEM'in ilk adımı, teoriden hareketle modelin tanımlanmasıdır. Modelleme süreci YEM'in temeli olan, değişkenler arası karmaşık ilişkilerin tanımlanması adımının çıkış noktası olarak kabul edilmektedir. Belki de Yapısal Eşitlik Modellemesinin en zor adımı bu süreçtir. Çünkü modelin tanımlanmasının temelinde konuyla ilgili teori yatmaktadır ve model oluşturmadan önce teorinin ayrıntılı olarak incelenmesini gerektirmektedir (Meydan ve Şeşen, 2011).

Genel YEM'i belirleme aşamasında farklı ölçüm modelleri ve farklı gizil değişken modelleri oluşturulabilir. Bu modeller, her bir gözlenen değişkene hangi gizil değişken veya değişkenlerin yükleneceği, gizil değişken çiftlerinin hangisinin veya hangilerinin ilişkili olacağı, ölçüm hataları arasında ilişki olup olmayacağı gibi temel bilgiler doğrultusunda oluşturulur. Bir modeli belirlerken araştırmacının tecrübesi ve beklentisi, önceden yapılan araştırmalar önemlidir. Model belirleme aşaması YEM'in en temel, en karmaşık ve en zorlu aşamasıdır (Akıncı, 2007).

2.4.2. Yapısal eşitlik modelinin tanımlanması

Tanımlama, YEM'lerin tamamı için önemli bir konudur. Tanımlama ilk olarak bu konu ile ilgili yapıların sağlanması gerekmektedir. Daha sonra gözlenen değişkenler ile YEM'in tanımlanması için kurallar ve özel yapılar vardır (Bollen, 1989).

Arařtırmacılar tanımlamaya bir ya da daha fazla eřitlikle ilgili bilinen ve bilinmeyen parametrelerle bařlarlar. Söz konusu bu parametrelerin anlamlarını ve tam olarak deęerlerinin bilinmesi gerekir. Genellikle söz konusu bu parametreler gözlenen deęiřkenlerinin daęılım karakterleridir. Örneęin örnekleme tahmin edicisinin varyans ve kovaryanslarını söyleyebiliriz (Bollen, 1989).

Model tanımlama sürecinde modeldeki tüm iliřkiler doęrusal varsayılmıřtır. YEM' de model kurma süreci modeldeki deęiřkenlere ait tüm parametrelerin tanımlanmasının anlamına gelmektedir. Parametrelerin tanımlanması ise modelde yer alacak tüm deęiřken ve iliřkilerin (korelasyon veya regresif) belirlenmesidir (Meydan ve Őeřen, 2011).

Her bir YEM çalıřması, özünde saęlam teorik çatının yer aldıęı bir modelin sınanmasını amaçlar. Hem ölçek çalıřmalarında kullanılan doęrulamayı faktör analizlerinde hem de bir dizi neden-sonuç iliřkilerinin test edildięi yol analizi çalıřmalarında, her zaman bir ya da birden fazla modelin sınanması söz konusudur. Bu analizlerde, söz konusu modellerin veri tarafından doęrulanıp doęrulanmadıęı, teorik evrende varsayılan iliřkilerin ampirik gözlem sonucu elde edilmiř olan veri setinde de var olup olmadıęı anlařılmaya çalıřılır (Őimřek, 2007).

Modelleme açasından Yapısal Eřitlik Modelleri temel olarak üçe ayrılır; Doęrulamayı modelleme stratejisi, alternatif modeller stratejisi ve model geliřtirme stratejisidir.

2.4.2.1 Doęrulamayı modelleme stratejisi

Bu tür modelleme çalıřmalarında arařtırmacının temel hedefi, çok net olarak belirlenmiř bir modelin veri tarafından doęrulanıp doęrulanmadıęını test etmektir. Ancak modelin veri tarafından doęrulanması, onun tamamıyla 'doęrulandıęı' anlamına gelmez. Arařtırmacı, söz konusu modelin, olası bařka modellerin içinden doęrulanabilir bir model olduęunu varsayabilir. Sonuç olarak burada arařtırmacının temel kaygısı, hedef olan teorinin veri tarafından desteklenip desteklenmedięi, yani ya hep ya hiç durumudur. Bu nedenle bu tür modellere 'tamamıyla doęrulamayı' (Strictly Confirmatory) modellerde denir.

2.4.2.2. Alternatif modeller stratejisi

Bu tür çalışmalarda temel amaç, bir dizi değişken ele alındığında, söz konusu değişkenler arasındaki ilişkileri açıklamada alternatif modeller arasında en çok hangisinin veri tarafından desteklendiğini belirlemektir.

2.4.2.3. Model geliştirme stratejisi

Adından da anlaşıldığı üzere, bu tür çalışmaların temel amacı, bir dizi değişken arasındaki ilişkileri en iyi açıkladığı varsayılan bir modelin test edilmesi ve analiz sonuçlarına dayanarak, modelin geliştirilmesi yönünde iyileştirmeler yapılmasıdır. Bu tür çalışmalar, açıklayıcı bir modelin geliştirilmesi aşamasında ön bilgi kazandırma anlamında oldukça katkı sağlayabilir.

Modelleme stratejileri arasında literatürde en kabul göreni, alternatif modeller stratejisidir, çünkü bilimsel araştırmanın doğası gereği bir dizi değişken arasındaki ilişkilerin açıklanmasında, birden fazla modelin aynı düzeyde geçerli sonuçlar verebilmesi her zaman olasıdır. Bilimsel ilerlemenin bir koşulu da zaten alternatif modellerle açıklama olasılığının her zaman açık olmasıdır. Bilimsel ilerleme her zaman geçerli modellere alternatif başka modeller geliştirilmesi olasılığı göz önünde bulundurularak mümkün olabilir. Böylece bilimsel olarak tartışmanın önemi ortaya çıkar. İşte bu anlamda, alternatif modellerin daha çok rağbet görmesi son derece anlamlıdır. Çünkü her bilim alanında neredeyse her teorik açıklamanın bir alternatifi söz konusudur (Şimşek, 2007).

2.4.2.4. *t* – kuralı

t kuralı; gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisindeki artıksız eleman sayısı θ ‘daki bilinmeyen parametre sayısına eşit veya büyük olmalıdır (Bollen, 1989).

$$t \leq \frac{1}{2} (p + q)(p + q + 1) \quad (2.28)$$

Burada, $p + q$ gözlenen değişken sayısı ve t ise θ 'daki serbest parametre sayısıdır. Eğer bilinmeyen parametre sayısı eşitliklerin sayısını geçerse θ 'yı belirlemek mümkün değildir.

2.4.2.5. İki adım kuralı

Adından da anlaşılacağı gibi bu kural iki adımdan oluşmaktadır ve tanımlanabilirlik için yeterli bir koşuldur. Oluşturulan modelin DF modeli gibi değerlendirilmesi söz konusu kuralın ilk adımındır. Bunun için, orijinal x ve y 'nin x değişkeni gibi, orijinal ξ ve η 'nin ξ değişkeni gibi değerlendirilmesi gerekir. Bu durumda B , Γ ve Ψ matris elemanları göz ardı edilmektedir. Bir DFA gibi yeniden formüle edilen modelin tanımlı olup olmadığı belirlenebilmesi için DFA'da geçerli olan tanımlanabilirlik kuralları uygulanabilir. Model tanımlı ise ikinci adıma geçilir. Modelin tanımlı olmadığına karar verilmesi durumunda, bu tanımlanabilirlik kuralının uygun olmadığı söylenir (Akıncı, 2007).

İkinci adımda, orijinal modelin ($\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$) gizil değişken modeli incelenmektedir. Gizil değişkenlerin tamamı sanki bir gözlenen değişken gibi hatasız ölçüldüğü gibi değerlendirilir. Bir sonraki işlem B , Γ ve Ψ parametrelerinin tanımlı olup olmadığı yol analizinde yer alan tanımlanabilirlik kurallarına göre tanımlanır. Eğer ilk adımda ölçüm parametreleri ve ikinci adımda gizil değişken modeli parametreleri tanımlı ise modelin tamamının tanımlı olduğu söylenir (Bollen, 1989).

2.4.2.6. Mimic kuralı

Bazı araştırmacılar YEM'in özel bir durumu olan (Multiple Indicator and Multiple Causes MIMIC) Çoklu Gösterge ve Çoklu Nedenler modeline özellikle dikkat çekmektedirler. Söz konusu bu model sadece bir tane gizil değişkeni olan gözlenen yani bağımsız değişkenleri içermektedir. Bu modelin eşitlikleri aşağıda yer aldığı gibidir (Bollen, 1989).

$$\eta_1 = \Gamma x + \zeta_1 \quad (2.29)$$

$$y = \Lambda_y \eta_1 + \epsilon \quad (2.30)$$

$$x = \xi \quad (2.31)$$

Burada x , ξ ' hatasız bir ölçümüdür ve η_1 bir veya daha fazla x değişkenince doğrudan etkilenmiştir.

Eğer p (Y'lerin sayısı) iki veya daha çok q (x'lerin sayısı) bir veya daha çok olduğu durumda MIMIC modellerinin tanımlanması sağlanmış olur. MIMIC kuralı $p \geq 2$ ve $q \geq 1$ olması durumunda model tanımlama için yeterli ancak gerekli bir koşul değildir (Bollen, 1989).

Bunların yanı sıra Wald Sıra Kuralı (Wald's Rank Rule) ve Bilgi Matrisi (Information Rule) gibi tanımlama kuralları da vardır. Bu kurallar hem gerekli hem de yeterlidir ve hemen hemen tüm YEM'de amprik testleri temel alır (Bayram, 2013).

2.4.2.7. B yokluk kuralı

Çok çeşitli bir modelde, içsel bir değişkenin herhangi bir içsel değişkeni etkilemediği zaman B matrisi sıfır olur. Sonuç olarak modelin bilinmeyen parametreleri tanımlanabilir.

$$y_1 = \gamma_{11}x_1 + \gamma_{12}x_2 + \xi_1 \quad (2.32)$$

$$y_2 = \gamma_{21}x_1 + \gamma_{23}x_3 + \xi_2 \quad (2.33)$$

$$Cov(x_i, \xi_j) = 0 \quad (2.34)$$

$$i = 1,2,3 \quad j = 1,2 \quad (2.35)$$

B matrisi sıfır olduğu için y_1 değişkeni y_2 değişkenini etkilememektedir. Benzer şekilde y_2 değişkeni de y_1 değişkenini etkilememektedir.

$$\Sigma = \Sigma^{(0)} \quad (2.36)$$

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{yy} & \Sigma_{yx} \\ \Sigma_{xy} & \Sigma_{xx} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) & \Gamma\Phi \\ \Phi\Gamma' & \Phi \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Eşitlik (2.37) 'in sağ alt köşesi $\Phi = \Sigma_{xx}$ olduğunu ortaya koymaktadır. Böylece Φ belirlenir. Eşitlik (2.37)'in sol alt köşesini kullanarak aşağıdaki eşitlikler elde edilir.

$$\Phi\Gamma' = \Sigma_{xy} \quad (2.38)$$

$$\Sigma_{xx}\Gamma' = \Sigma_{xy} \quad (2.39)$$

$$\Gamma' = \Sigma_{xx}^{-1}\Sigma_{xy} \quad (2.40)$$

Burada Γ kovaryans matrisini belirleyebilen bir fonksiyondur. Sonuç olarak eşitlik (2.37)'in sol üst köşesi çözümlendiği zaman Ψ için aşağıdaki eşitlikler elde edilir.

$$\Psi = \Sigma_{yy} - \Gamma\Phi\Gamma' \quad (2.41)$$

$$= \Sigma_{yy} - \Sigma_{yx}\Sigma_{xx}^{-1}\Sigma_{xx}\Sigma_{xx}^{-1}\Sigma_{xy} \quad (2.42)$$

$$= \Sigma_{yy} - \Sigma_{yx}\Sigma_{xx}^{-1}\Sigma_{xy} \quad (2.43)$$

Böylece, $B = 0, \Phi, \Gamma$ ve Ψ her biri gözlenen değişkenlerin covaryans matrisini belirler iken fonksiyon olarak yazılabilir.

B yokluk kuralı bir modelin belirlenmesi için yeterli bir koşuldur. Bunun anlamı eğer B yok ise bilinmeyen parametreler tanımlanabilir. Ancak B yokluk kuralı model belirlemek için gerekli değildir (Bollen, 1989).

2.4.3. Model kestirimi

Modelin tanımlı olduğu gösterildikten sonra hipotezlenen yapısal modeldeki parametrelerin tahmin aşamasına geçilir (Akıncı, 2007).

YEM'in $\Sigma = \Sigma(\theta)$ ile açıklanan temel hipotezinde, eğer YEM doğru ve kitle parametreleri biliniyorsa, o zaman $\Sigma, \Sigma(\theta)$ 'ya eşit olacaktır. Uygulamada kitle varyans ve kovaryansları ya da parametreler genellikle bilinmez. Bu durumda bilinmeyen parametreler örneklem kovaryans matrisine dayalı olarak kestirilmeye çalışılır. Örneklem kovaryans matrisinin (S), örneklem bilinmeyen parametreler matrisine ($\hat{\Sigma}$) mümkün olduğunca yakın olması gerekir. Bu yakınlığın belirlenebilmesi için en küçüklenecek bir fonksiyona ihtiyaç vardır. Bu fonksiyon, S'ye ve $\Sigma(\theta)$ 'ya dayalı $F(S, \Sigma(\theta))$ uyum fonksiyonudur. $\hat{\theta}$ için uyum fonksiyonunun değeri $F(S, \hat{\Sigma})$ 'dır. Uyum fonksiyonunun özellikleri aşağıdaki gibidir (Akıncı, 2007).

1. $F(S, \Sigma(\theta))$ bir skaldır.
2. $F(S, \Sigma(\theta)) \geq 0$ eşitsizliđi geçerlidir.
3. Sade ve sadece $S = \Sigma(\theta)$ ise $F(S, \Sigma(\theta)) = 0$ 'dır.
4. $F(S, \Sigma(\theta))$, S ve $\Sigma(\theta)$ 'da süreklidir.

Browne (1984,1966)'a göre, bu kořulları sađlayan minimum uyum fonksiyonu θ 'nın tutarlı kestirimlerini sađlamaktadır. YEM parametre kestirimlerinde en sık kullanılan uyum fonksiyonları; En Çok Olabilirlik (EÇÖ), Ađırlıklandırılmıř En Küçük Kareler (AEKK) ve Genelleřtirilmıř En Küçük Kareler (GEKK)'dir (Bollen, 1989).

2.4.3.1. En çok olabilirlik yöntemi

Bugüne kadar, genel yapısal eşitlik modelleri için tahmin etme fonksiyonu olarak EÇÖ çok yaygın olarak kullanılmıřtır (Bollen, 1898).

Dođrulatoryıcı faktör analitik modellerin kestirilmesinde yaygın bir řekilde EÇÖ, (maximum likelihood estimation) yöntemi kullanılmaktadır. Bununla birlikte bu modellerin kestirim sonuçlarının geçerliđi ise yine Ki-Kare test istatistiđi ile test edilmektedir.

Minimize edilmek istenen tahmin etme fonksiyonu;

$$F_{EÇÖ} = \log|\Sigma(\theta)| + tr(S\Sigma^{-1}(\theta)) - \log|S| - (p + q) \quad (2.44)$$

$F_{E\check{C}O}$ tahmin sonuçlarını deęerlendirmeye yarayan uyum fonksiyonudur (Bollen 1989).

Söz konusu fonksiyon eşitlik 1.1’de verildięi gibidir.

Genel olarak $\Sigma(\theta)$ ve S ’nin pozitif tanımlı olduęu varsayılır. $\hat{\Sigma} = S$ olduęunda $F_{E\check{C}O}$ sıfır olur. $\Sigma(\theta)$ için $\hat{\Sigma}$ ve $\hat{\Sigma} = S$ olarak alınınca;

$$F_{E\check{C}O} = \log|S| + tr(I) - \log(S) - (p + q) \quad (2.45)$$

Burada, $tr(I) = p + q$ ve F_{EO} sıfırdır. Bu fonksiyonun çözümlenme sürecinin nasıl olduęunu göstermek için,

$$S = \begin{bmatrix} var(y_1) & cov(y_1, x_1) \\ cov(x_1, y_1) & var(x_1) \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

$$\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} \hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} & \hat{\phi}_{11} \\ \hat{\phi}_{11} & \hat{\phi}_{11} \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

Eşitlik (1.2), (1.3) ve $y_1 = x_1 + \xi_1$ ele alınırsa;

$$F_{E\check{C}O} = \log(\hat{\psi}_{11}\hat{\phi}_{11}) + \hat{\psi}_{11}^{-1}(var(y_1)) - cov(y_1, x_1) + var(x_1)) + \hat{\phi}_{11}^{-1}var(x_1) - \log[var(y_1)var(x_1) - (cov(y_1, x_1))^2] - 2 \quad (2.48)$$

$F_{E\check{C}O}$ ’nın minimize edilebilmesi için gerekli koşul, $F_{E\check{C}O}$ ’nun $\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}$ ’ e göre kısmi türevleri alınarak sıfıra eşitlenir.

$$\frac{dF_{E\check{C}O}}{d\hat{\phi}_{11}} = \hat{\phi}_{11}^{-1} - \hat{\phi}_{11}^{-2} var(x_1) \quad (2.49)$$

$$\frac{dF_{E\check{C}O}}{d\hat{\psi}_{11}} = \hat{\psi}_{11}^{-1} - \hat{\psi}_{11}^{-2}(var(y_1) - 2cov(y_1 - x_1) + var(x_1)) \quad (2.50)$$

Eşitlik 2.49 ve 2.50 sıfıra eşitlendiğinde

$$\hat{\phi}_{11} = var(x_1) \quad (2.51)$$

$$\hat{\psi}_{11} = var(y_1) - 2cov(y_1 - x_1) + var(x_1) \quad (2.52)$$

$F_{E\check{C}O}$ 'yu minimize eden $\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}$ değerleri için ikinci kısmi türevlerinin pozitif tanımlı olması gerekir. Elde edilen sonuçlar matris formunda gösterilirse;

$$\begin{bmatrix} -\hat{\phi}_{11}^{-2} + 2\hat{\phi}_{11}^{-3}(var(x_1)) & 0 \\ 0 & \hat{\psi}_{11}^{-2} + 2\hat{\psi}_{11}^{-3}(var(y_1) - 2cov(y_1, x_1) + var(x_1)) \end{bmatrix} \quad (2.53)$$

Eşitlik 2.51 ve 2.52'deki $\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}$ pozitif değerleri için eşitlik 2.53 pozitif tanımlı olur.

Yukarıda anlatılanlara göre EÇO kestiricisi, değişkenlerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiği varsayılır. Dahası $\Sigma(\theta)$ ve S 'nin pozitif tanımlı olduğu varsayımı altında işlemler yapılır.

EÇO metodu, örneklemeden elde edilen gözlem değerlerinin normal dağılım göstermesi halinde, diğer metotlara göre ana kütle parametrelerini en iyi temsil eden sonuçları vermektedir (Çelik, 2009).

2.4.3.2. Ağırlıklandırılmış en küçük kareler metodu (WLS)

Eğer çalışılan değişkenler sürekli ancak normal dağılım varsayımını sağlamıyorsa, bu durumda önerilen tahmin metodu “Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız (ADB)” metottür. Her ne kadar yapılan simülasyon çalışmaları EÇÖ tahminin normal olmayan durumlarda ADB’den daha iyi olduğunu gösterse de ADB kullanılması önerilmemektedir. ADB metodu, LISREL’de AEKK, EQS’te ise “Keyfi Dağılımın Genelleştirilmiş En Küçük Kareler” metodu adıyla kullanılmaktadır. EO’nun tersine, ADB’de verinin analiz edilmesinde ham veriye ihtiyaç duyulur. Bu metod, değişkenlerin bir kısmı sıralı ve diğerleri sürekliyse, sürekli değişkenlerin dağılımı normal dağılımdan sapmalar gösteriyorsa ve model iki düzeyli değişkenleri içeriyorsa kullanılabilir (Yılmaz ve Çelik, 2009). AEKK’yı en küçükleyen uyum fonksiyonu;

$$F_{AAEKK} = [s - \sigma(\theta)]'W'[s - \sigma(\theta)] \quad (2.54)$$

Burada, s gözlenen kovaryans matrisindeki artıksız elemanların vektörü, θ parametrelerinin ($t \times 1$) boyutlu vektörü ve W^{-1} gözlenen değişkenlerin sayısı (p) ve $k = p(p + 1)/2$ ile bir W matrisinin tersinden hareketle elde edilir.

2.4.3.3. Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler yöntemi

Buradaki uyum fonksiyonu;

$$F_{EKK} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{[S - \Sigma(\theta)]\}^2 \quad (2.55)$$

Eşitlik 2.55’da yer alan S gözlenen kovaryans matrisi, $\Sigma(\theta)$ ise modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi ve θ parametrelerin vektörüdür.

F_{EKK} artık matrisi ($S - \Sigma(\theta)$)’deki her bir elemanın karelerinin toplamının 1.5 katıdır ve Olağan En Küçük Karelere (OEKK) benzemektedir. OEKK’da artıkların kareler toplamını minimize etmeye çalışmaktadır. Hata, gözlenen bağımlı değişken ile modelden elde edilen tahminin arasındaki uyumsuzluktur. Artık matrisi modelden elde

edilen örneklem varyansı ve kovaryans arasındaki farklılıkların bir durumudur (Bollen, 1989).

Söz konusu fonksiyonun çözümlenme işlemleri aşağıda verilen eşitlikteki gibi yazılır.

$$F_{EKK} = \frac{1}{2}((var(y_1) - \hat{\phi}_{11} - \hat{\psi}_{11} - 1)^2 + 2(cov(y_1, x_1) - \hat{\phi}_{11})^2 + (var(x_1) - \hat{\phi}_{11})^2) \quad (2.56)$$

F_{EKK} 'nin minimize edilmesi için $\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}$ 'e göre F_{EKK} fonksiyonun kısmi türevleri alınır ve sıfıra eşitlenir.

$$\frac{dF_{EKO}}{d\hat{\phi}_{11}} = -var(y_1) - 2cov(y_1, x_1) - var(x_1) + 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.57)$$

$$\frac{dF_{EKO}}{d\hat{\psi}_{11}} = -var(y_1) + \hat{\psi}_{11} + \hat{\phi}_{11} \quad (2.58)$$

$$var(y_1) + 2cov(y_1, x_1) + var(x_1) = 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.59)$$

$$var(y_1) = \hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.60)$$

Eşitlik 2.60'deki $var(y_1)$ eşitlik 2.59'de yerine konulursa

$$\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} + 2cov(y_1, x_1) + var(x_1) = 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.61)$$

$$\hat{\phi}_{11} = \frac{2cov(y_1, x_1) + var(x_1)}{3} \quad (2.62)$$

Eşitlik 2.62'dan elde edilen $\hat{\phi}_{11}$ eşitlik 2.57'de yerine konulursa

$$var(y_1) = \hat{\psi}_{11} + \frac{2cov(y_1, x_1) + var(x_1)}{3} \quad (2.63)$$

$$\hat{\psi}_{11} = var(y_1) - \frac{var(x_1) + 2cov(y_1, x_1)}{3} \quad (2.64)$$

elde edilir.

$\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}$ 'e göre F_{EKK} fonksiyonun ikinci kısmi türevleri matris formunda pozitif tanımlı olması gerekir. Çünkü varsayımları sağlaması gerekir.

2.4.3.4. Genelleştirilmiş en küçük kareler yöntemi

Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler yöntemi uyum fonksiyonunda S ve $\Sigma(\theta)$ arasındaki kareler sapmasını minimum yapmaya çalıştığı için EKK yöntemine benzerlik göstermektedir. Fakat AEKK yönteminde temel sorun $(S - \Sigma(\theta))$ artık matrisinin elemanlarının tamamını benzer varyans-kovaryans matrisine sahipmiş gibi ağırlıklandırmasıdır. Ancak söz konusu bu durum regresyon analizinin otokorelasyon ve eşit olmayan varyanslılık durumunu ortaya çıkarmaktadır ki bu da, EKK yönteminin varsayımlarının sağlanamamasına neden olmaktadır. İşte bu varsayımların sağlanamamasının yarattığı olumsuz durumu çözebilmek için her bir gözlemi ağırlıklandıran GEKK yöntemi kullanılmaktadır.

GEKK yönteminin genel uyum fonksiyonu,

$$F_{GEKK} = \frac{1}{2} \text{tr}(\{[S - \Sigma(\theta)]W^{-1}\}^2) \quad (2.65)$$

biçiminde yazılmaktadır.

Burada W^{-1} artıklar için ağırlıklandırma matrisidir. Eğer $W^{-1} = I$ olması halinde F_{GEKK} özel bir hali F_{AEKK} 'dir (Bollen, 1989).

2.4.3.5. Robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi (WLSMV)

Robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLSMV) yöntemi kategorik veriler söz konusu olduğu zaman parametre tahmin yöntemleri arasında en sık kullanılan tahmin etme yöntemleri arasında yer almaktadır. Yapılan araştırmalar sonucunda bazı kaynaklarda bu yöntem diogonal ağırlıklandırılmış en küçük kareler (DWLS) tahmin etme yöntemi olarak da bilinmektedir.

DWLS yöntemi, diyagonal ağırlık matrisi (W) ve robust standart hatalar, ortalama ve varyansla ayarlanmış χ^2 test istatistiklerini kullanarak ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametrelerinin tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Kesim noktalarında (thresholds) kısıtlamaların olmadığı durumlarda tek başına polikorik korelasyonlara dayanır. $\rho(\theta)$ 'nin toplum polikorik korelasyon matrisini gösterdiği varsayılırsa en küçük kareler fonksiyonu eşitlik 2.66'daki gibi gösterilir (Doğan, 2015, s. 19).

$$F_{WLSMV} = (\hat{\rho} - \rho(\theta))' \hat{W} (\hat{\rho} - \rho(\theta)) \quad 2.66$$

Eşitlik 2.66'da tahmin edilen polikorik korelasyonların ($\hat{\rho}$) asimptotik kovaryans matrisinin bir tahmini $\hat{\Gamma}$ olsun. $\hat{W} = \hat{\Gamma}$ alındığında bu yöntem ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS), $\hat{W} = (\text{diag}(\hat{\Gamma}))^{-1/2}$ alındığında ise bu yöntem diogonal ağırlıklandırılmış en küçük kareler (DWLS) olarak adlandırılmaktadır. İkinci durumda ağırlık matrisinde tahmin edilen polikorik korelasyonların sadece varyansları kullanılmaktadır (Doğan, 2015, s. 19).

2.5. Model Testi

YEM analizinde kullanılan paket programlar farklı sayıda uyum indeksleri vermekte, bazen de aynı indeks farklı bir isimle verilmektedir. LISREL kullanıcıları genellikle Ki-Kare değerinin yanında sıklıkla GFI, AGFI, RMSEA, CFI ve NNFI gibi uyum indekslerine göre sonuçları yorumlamaktadır (Sümer, 2000).

Tablo 2.1. Kurulan Model İçin Uyum Kriterlerine Ait Değerler

UYUM KRİTERLERİ	MÜKEMMEL UYUM	KABUL EDİLEBİLİR UYUM
RMSEA	$0 < RMSEA < 0.05$	$0.05 \leq RMSEA \leq 0.10$
NFI	$0.95 \leq NFI \leq 1$	$0.90 < NFI \leq 0.95$
NNFI	$0.97 \leq NNFI \leq 1$	$0.95 \leq NNFI \leq 0.97$
CFI	$0.97 \leq CFI \leq 1$	$0.95 \leq CFI \leq 0.97$
GFI	$0.95 \leq GFI \leq 1$	$0.90 \leq GFI \leq 0.95$
AGFI	$0.90 \leq AGFI \leq 1$	$0.85 \leq AGFI \leq 0.90$

Kaynak: Schermelleh-Engel and Moosbrugger, 2003.

Bu kadar popüler olmasına karşın, YEM'in uygulanmasında hala kesin sonuca bağlanamayan konular vardır. Bu konuların başında, model uyumunun nasıl değerlendirileceği ve özellikle rakip modeller arasında nasıl seçim yapılacağı yer almaktadır. YEM için uyum kriterlerinin değerlendirilmesi çoklu regresyon, diskriminant analizi, çok değişkenli varyans analizi ve konjoint analizi gibi diğer çok değişkenli teknikler ile aynı derecede açıklığa sahip değildir. YEM'de, model kestirimlerinin etkinliğini en iyi şekilde tanımlayacak birçok uyum kriteri vardır. Bu nedenle araştırmacılar sonuçları daha iyi değerlendirmek için uyum kriterlerini; kapsamlı uyum kriterleri, karşılaştırmalı uyum kriterleri ve yalınlık (parsimony) uyum kriterleri olmak üzere üç başlık altında toplamıştır (Akıncı, 2007).

Önceden belirlenen modelin (teorik) elde edilen veriyi ne kadar iyi açıkladığı uyum iyiliği indeksleri ile belirlenir. Uyum iyiliği indeksi modelin kabul ve red edilmesi kararının verildiği aşamadır. Eğer modelin tamamı uyum iyiliği indeksleri sonucunda reddedilirse model içindeki katsayıların veya parametrelerin bir önemi kalmaz ve bunlar değerlendirilmez. Öncelikle bir modelin tamamının kabul edilmesi gerekir, bunun ardından katsayıların anlamlılığı irdelenebilir. LISREL programı 15 adet ve AMOS programı ise 25 adet uyum iyiliği indekslerine yer vermektedir. Genelde bu uyum iyiliği indekslerinden en az 4 en fazla 8 tanesi model açıklanırken kullanılır. En çok kullanılan indeksler Ki-Kare, GFI, NFI, CFI, NNFI, SRMR, AGFI, TLI, RMSEA'dır. Buna

rağmen arařtırmacılar arasında henüz hangi testlerin kullanılması ve rapor edilmesi gerektięi konusunda tam bir fikir birlięi yoktur. Fakat genel kabul görmüş bir yaklařım vardır ki, o da testlerin hepsini veya çoęunu kullanmanın doęru bir yaklařım olmadığıdır. Uyum iyilięi indekslerinin yüksek çıkması ve modelin kabul edilmesi modeldeki deęişkenler arasındaki iliřkilerin kuvvetli olduęu anlamına gelmez. Tam tersine deęişkenler arasındaki korelasyonların düşük olması modelin daha iyi uyum saęlamasına neden olacaktır (bunun yanında korelasyonların düşük olması deęişkenler arası yol katsayısının düşük deęerde almasını ortaya çıkartacaktır). Bundan dolayı uyum iyilięi testlerinden sonra parametrelerin incelenmesine dikkat edilmelidir (Çetintürk, 2010).

YEM’de, parametre tahmininin yapılmasının hemen ardından YEM modeli belirlenmelidir. Bir uygulamada arařtırmacılar veriye uygun en iyi modeli belirlemek zorundadırlar. Bir başka deyiřle, belirlenmiş örneklem verisi tarafından desteklenen teorik modelin ne olduęu açıklanmalıdır. Bu düşünceyle uygun model hakkında iki yol mevcuttur. Bu yollardan birincisi, tüm modelin uygunluk testinin herkes tarafından kabul edilen bazı test türlerini deęerlendirmek, ikicisi ise model parametrelerinin uygunluęunu incelemektir (Schumacker and Lomax, 2004).

Yukarıda açıklanan ilk düşünce model uygunluk kriterleri olarak bilinen YEM’de genel test düşüncesidir. Ancak çoęu istatistiksel süreçlerde uyum iyilięi indeks tektir ve güçlü uyum iyilięi indeksleridir. YEM’de ise çok sayıda model uyum indexleri mevcuttur. Bu ölçümlerin bir çoęu örneklem kovaryans matrisi S ile varsayılan modelin kovaryans matrisi Σ ’nin karşılaştırılmasına dayanmaktadır. Eęer Σ ve S benzerlik gösteriyorlarsa verinin teorik modele uygun olduęu söylenir. İkinci düşünce ise model parametrelerinin ayrı ayrı deęerlendirme düşüncesidir. Bunlar serbest parametrelerin önemlilik derecesi, parametrelerin teorik modelle açıklanıp açıklanmadığı ve son olarak tahmin edilen parametrelerin deęer aralıklarıdır. Örneğin varyansın negatif olmaması, korelasyon katsayısının 1’i aşmaması gibi (Schumacker and Lomax, 2004).

Bir Yapısal Eřitlik Modeli test edilirken birçok kriterin olduęu daha önce açıklanmıştır. Bu kriterleri literatürde üç bařlık altında toplanmaktadır. Bunlar Kesin Uyum Kriterleri, Artımsal Uyum Kriterleri ve Yalınlık Uyum Kriteridir.

2.5.1. Kesin uyum kriterleri

Bu kategorideki ölçütler; tüm ölçme modeline yönelik olarak Eşitlik 9 ile verilen uyum fonksiyonu üzerine kuruludur. Bu fonksiyondaki, verilerden elde edilen varyans-kovaryans (Σ) matrisleri ile Eşitlik 5 ve Eşitlik 6'da verilen ilişkiler ile kestirilen varyans-kovaryans (S) matrisleri tüm maddelerden/değişkenlerden elde edildiği için bu tür indeksler kestirilen tüm modelin tutarlılığını göstermektedir (Hair vd, 1998). Bu kategoride yer alan ve sıkça kullanılan uyum ölçütleri; Ki-Kare (χ^2), Uyum İyiliği İndeksi (goodness of fit index-GFI), Yaklaşıklık Hata Kareler Ortalaması Karekökü, YHKOK (root mean square error of approximation, RMSEA) ve Hata Kareler Ortalaması Karekökü, HKOK (root mean square residual, RMR) ölçütleri ifade edilmektedir.

2.5.1.1. Ki-Kare (χ^2)

YEM programlarında kullanılan uyum iyiliği indeksleri değişse de en yaygın olarak kullanılan ve bir anlamda başlangıç uyum iyiliği indeksi olarak sayılabilecek istatistik Ki-Karedir (Meydan ve Şeşen, 2011).

Ki-Kare test sonucu veriyle model arasındaki uyumun testidir. Bu bağlamda Ki-Kare testi geliştirilen model ile gözlem değişkenlerine ait kovaryans yapısında ortaya çıkan modelin farklı olup olmadığı hipotezini test etmektedir. Hesaplanan ki-kare istatistik değeri küçük olduğu sürece uyuşmanın iyi olduğuna karar verilir. Ayrıca bu değer bir farklılık değeri olduğundan Ki-Kare'nin anlamlı olması, iki modelin birbirinden anlamlı şekilde farklılaştığını ifade eder (Şimşek, 2007).

Ki-Kare test istatistiği, modelin uyumunu test eden uyum iyiliği testlerinden istatistiksel temeli olan tek ölçüt ve çoğu uyum ölçümlerinin hesaplanmasında kullanılan uyumun en temel ölçümdür. Kavramsal olarak bu uyum ölçüsü gözlenen kovaryans matrisi ve model kovaryans matrisi arasındaki farkın ve örneklem büyüklüğünün bir fonksiyonudur ve eşitlik 2.66 gibi hesaplanır (Bayram, 2013)

$$\chi^2 = (n - 1)F_{min} \quad (2.66)$$

Eşitlik 2.66'da yer alan n örneklem hacmini ve F_{min} ise kullanılan tahmin etme yönteminin fark fonksiyonunun minimum değerini göstermektedir.

2.5.1.2. Uyum iyiliği indeksi (Goodness of Fit Index - GFI)

GFI, gözlenen değişkenler arasındaki farkın kareler toplamına dayanmaktadır (Schumacker and Lomax, 2004).

$$GFI = 1 - \left(\frac{F_s}{F_h} \right) = 1 - \frac{\chi_s^2}{\chi_h^2} \quad (2.67)$$

Eşitlik 2.67'de χ_s^2 , temel modelin Ki-Kare değerini, χ_h^2 hedef modelin Ki-Kare değerini göstermektedir. Ayrıca F ise tahmin yöntemlerine göre belirlenen minimum fark fonksiyonudur.

2.5.1.3. Düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi (Adjusted Goodness of Fit Index - AGFI)

Modelde değişken sayısı fazla iken ve karmaşık modellerde iyi sonuç vermediği ifade edilen GFI uyum ölçütü yerine model karmaşıklığından kaynaklanan yanlılığı düzeltmek için AGFI uyum ölçütü geliştirilmiştir (Çerezci, 2010).

GFI indeksinden kaynaklanan eksiklikleri gidermek için ve GFI indeksi üzerine kurulmuş olan Ayarlanmış Uyum İyiliği İndeksi-AGFI Jöreskog ve Sörbom[1989] tarafından önerilen bir indekstir (Çerezci, 2010).

$$AGFI = 1 - \frac{sd_s}{sd_h} (1 - GFI) \quad (2.68)$$

Eşitlik 2.68'de yer alan sd_s sıfır modelin serbestlik derecesini, sd_h ise hedef modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

2.5.1.4. Yaklaşık hataların ortalama karekökü (Root Mean Square Error of Approximation - RMSEA)

Model uyum indeksleri içinde en çok kullanılanlardan biri de yaklaşık hataların ortalama karekökü – RMSEA uyum iyiliği indeksidir. RMSR' ye göre benzer olarak her

bir serbestlik derecesine göre farklılık göstermesine karşı RMSR' den türetilmiş bir indekstir (Çerezci, 2010).

$$RMSEA = \sqrt{\max \left\{ \left(\frac{F(S, \Sigma(\theta))}{sd} - \frac{1}{n-1}, 0 \right) \right\}} \quad (2.69)$$

RMSEA indeksi eşitlik 2.69 yer aldığı gibi hesaplanmaktadır. Söz konusu eşitlikte $F(S, \Sigma(\theta))$ tahmin yöntemine göre belirlenen minimum fark fonksiyonudur. Sd serbestlik derecesi ve n ise örneklem hacmidir.

Modelin uygunluğunun incelenmesinde dikkat edilmesi gereken en önemli nokta modelin karmaşık olarak kurgulanmasından kaynaklanacak olan bir sorununun varlığıdır. Bunun yanında modele yeni bir değişkenin eklenmesi de uyum iyiliğine katkı sağlayacaktır. Bu nedenle söz konusu durum uyum iyiliği indeksi karşılaştırılmasında önemli bir noktadır. RMSEA serbestlik derecesini dikkate aldığı için modelin karmaşık yapıda olmasından etkilenmemektedir. Bunun yanı sıra bu indeks için güven aralıkları oluşturulduğu için daha sağlıklı karar verme açısından önemli bir indekstir. Çalışılan örnek çapı küçük ise ve modelde tahmin edilen parametre sayısı fazla ise güven aralığı da fazlalaşacaktır. Bu nedenle karmaşık bir modelde daha dar bir güven aralığı sağlayabilmek için örnek çapının büyütülmesi gerekmektedir. Diğer yandan göreceli olarak küçük çaplı bir örnekte parametre sayısının az olması yeterince dar bir güven aralığı sağlayacaktır (Çerezci, 2010).

2.5.1.5. Hata kareler ortalaması karekökü (Root Mean Square Residual - RMR)

Teorik modelden hesaplanan kovaryans matrisi ile örnek kovaryans matrisi aralarındaki farkın kareler ortalamasının karekökü olarak hesaplanmaktadır. Söz konusu indeks eşitlik 2.70'de yer aldığı gibi hesaplanmaktadır.

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (S_{ij} - \sigma_{ij})^2}{p(p+1)/2}} \quad (2.70)$$

Eşitlik 2.70’de yer alan S_{ij} örneklem kovaryans matrisini, σ_{ij} model kovaryans matrisini ve p ise gözlenen değişken sayısını ifade etmektedir.

RMR indeksi uyumlu hataları temel alan elverişsiz bir uyum ölçüsüdür (Yılmaz ve Çelik, 2009).

2.5.2. Artımsal uyum kriterleri

Sıfır model olarak adlandırılan model ile ana modelin karşılaştırılmasında artımsal uyum kriterleri kullanılmaktadır (Hair, 1998).

Artımsal uyum kriterleri; Düzeltilmiş Uyum İyiliği Kriteri, Tucker-Lewis Kriteri (normlaştırılmamış uyum kriteri olarak da bilinir), Normlaştırılmış Uyum Kriteri, Bağlı Uyum Kriteri ve Karşılaştırmalı Uyum Kriteri olarak sayılabilir (Akıncı, 2007).

2.5.2.1 Göreli uyum indeksi (Comparative Fit Index - CFI)

CFI uyum indeksini kullanmaktaki amaç teorik model ile o modele karşı önerilen modeli karşılaştırmakta kullanılmaktadır.

CFI indeksi eşitlik 2.71’de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_h^2 - sd_h), 0]}{\max[(\chi_h^2 - sd_h), (\chi_s^2 - sd_s), 0]} \quad (2.71)$$

Eşitlik 2.71’de yer alan χ_h^2 hedef modelin Ki-Kare değeri, χ_s^2 temel modelin Ki-Kare değeri, sd_h hedef modelin serbestlik derecesi ve sd_s temel modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

CFI’ nın değer aralığı 0-1’ dir. Değer arttıkça iyi uyum gözlenir. CFI’ nın 0.95’ ten büyük olması kabul edilebilir uyumu; 0.97 olması ise bağımsız modele göre göreceli olarak iyi bir uyumu gösterir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

2.5.2.2. *Norlaştırılmış uyum indeksi (Normed Fit Index - NFI)*

Bentler ve Bonnett (1980) tarafından önerilen NFI uyum indeksi, önerilen modelin (hedef modelin) değerinin, en kötü durumdaki modelin (temel model – null model - sıfır model - bağımsız model) değerine oranı olarak ifade edilir. (Bearden, et. al., 1982). Başka bir ifadeyle ölçülen tüm değişkenlerinin bağılantısız olduğu modelin değeriyle hedef modelin değerini karşılaştırarak modeli değerlendirir (Kaplan, 2000).

$$NFI = \frac{\chi_s^2 - \chi_h^2}{\chi_s^2} = 1 - \frac{\chi_h^2}{\chi_s^2} = 1 - \frac{F_h}{F_s} \quad (2.72)$$

Eşitlik 2.72’de χ_s^2 temel modelin Ki-Kare değerini, χ_h^2 hedef modelin Ki-Kare değerini ve F’ler ise hedef ve temel modelin tahmin yöntemlerine göre belirlenen uzaklık fonksiyonlarını göstermektedir.

Tablo 2.1’de yer alan bilgilere göre NFI indeksi 0 ile 1 değerleri arasında yer almaktadır. Hesaplanan değer 1’e yaklaştıkça hedef model ile temel model arasında iyi uyumun olduğunu göstermektedir. Ayrıca indeksin değeri 1 olduğu zaman mükemmel uyum içerisinde olduğunun bir göstergesidir.

2.5.3. *Yalınlık uyum kriterleri*

Model seçme ve uyum değerlendirmede sıklıkla uygulanan temel yöntemlerden biri, yalınlık (parsimony) uyum kriterleridir. Bu uyum kriterlerinde karşılaştırılan modeller içinde daha az serbest parametreye sahip olan model seçilmektedir (Raykov and Marcoulides 1999).

Tablo 2.2. Model Uyum İndeksleri ve Kabul Limitleri

Model Uyum Kriterleri	Kabul Edilebilir Düzeyleri	Yorumlar
Ki-Kare	Listelenmiş χ^2 değeri	Verilen χ^2 değerleri ile listelenmiş değerleri verilen sd için karşılaştırılması
Goodness-of-fit (GFI)	0 (uyumsuz) - 1 (Mükemmel)	0.95'e yakın değerler iyi uyumu ifade ederler
Düzeltilmiş GFI(AGFI)	0 (uyumsuz) - 1 (Mükemmel)	0.95 sd için düzeltilmiş değer iyi uyumu ifade eder
Hata Kareler Ortalamaları Karekökü (RMR)	Araştırmacıların belirlediği seviye	Σ ve S matrisleri arasındaki yakınlığın belirteci
Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü(RMSEA)	<0.05	0.05'in altındaki değerler iyi uyumu ifade eder.
Tucker-Lewis İndeksi (TLI)	0 (uyumsuz) -1(Mükemmel)	0.95'e yakın değerler iyi uyumu ifade ederler
Normlandırılmış Uyum İndeksi (NUI)	0 (uyumsuz) - 1 (Mükemmel)	0.95'e yakın değerler iyi uyumu ifade ederler
Normlandırılmamış Uyum İndeksi (NNFI)	0 (uyumsuz) - 1(Mükemmel)	1'den az ise zayıf model uyumu; 5'den fazla ise geliştirilmeye ihtiyaç var
Tutarlılık Uyum İndeksi (TUI)	0 (uyumsuz) - 1(Mükemmel)	Alternatif modellerde değerlerin karşılaştırılması
Akaike Bilgi Kriteri (AIC)	0 (mükemmel uyum) - negatif değer (zayıf uyum)	Alternatif modellerde değerlerin karşılaştırılması

Kaynak: Schumacker and Lomax, 2004.

2.6. Kategorik Veriler

İstatistikte gözlem ölçeği başlıca iki nedenle önem taşır. Birinci neden üzerinde durulan değişken yönünden elde edilen verilerin tablo veya grafik halinde sunumu için hangi yöntemlerin kullanılacağına belirlenmesi, diğeri ise verilerin istatistik analizinde kullanılacak yöntemin ne olacağına karar verilmesidir (İkiz ve ark., 2000)

Ölçme en genel anlamda nesne ve olaylara bazı kurallara uygun sayılar vermektir (Balcı, 2004).

Ölçme, objelere ya da bireylere, belirli bir özelliğe sahip oluş derecelerini belirtmek için belirli kurallara uyarak sembolik değerler verme işlemidir (Arıcı, 1972).

Araştırmalarda önemli problemlerden biri ilgilenilen değişken(ler)in nasıl ölçüleceğidir. Değişkenlerin ölçülmeleri, üzerinde çok durulan bir konudur. Bilim adamlarından oluşan bir komisyonun yıllar süren çalışmalarından sonra ölçme kavramını tanımlamada fikir birliği doğmuştur. Stevens, ölçmeyi “en geniş anlamda nesne ve olaylara kurallar karşısında sayı vermektir” şeklinde tanımlamaktadır. Duyarlılıklarına göre değişkenlerin ölçülmeleri, genel olarak, dört grupta toplanabilir (Gamgam, 1998).

1. Sınıflama Ölçme Düzeyi (Nominal Scale)
2. Sıralama Ölçme Düzeyi (Ordinal Scale)
3. Eşit Aralıklı Ölçme Düzeyi (Interval Scale)
4. Oranlama Ölçme Düzeyi (Ratio Scale)

Ölçme düzeyleri, sınıflama ölçme düzeyinden, oranlama ölçme düzeyine doğru kuvvetlenmektedir. Ölçme düzeyleri arasındaki farklar Tablo 2.3’de özetlenebilir.

Tablo 2.3. *Veri Ölçme Düzeylerinin Karşılaştırılması*

	Sayıların Sırasının Bir Anlamı Var mı?	Sayılar Arasındaki Uzaklığın Bir anlamı Var mı?	Sıfır Noktasının Bir Anlamı Var mı?
Sınıflama	Yok	Yok	Yok
Sıralama	Var	Yok	Yok
Eşit Aralık	Var	Var	Yok
Oranlama	Var	Var	Var

Kaynak: *Gürsakal, 2001.*

Değişkenler arasındaki korelasyon çözümlemesindeki en önemli varsayımlar normallik ve doğrusal ilişki varsayımıdır. Ancak değişkenler kategorik bir yapıya sahip olduğunda özellikle normallik varsayımı bozulmaktadır. Kategorik değişkenler arasındaki korelasyon değerlerini elde edebilmek için geliştirilmiş çok sayıda korelasyon katsayısı söz konusudur (Agresti, 2010).

2.7. Kategorik Verilerle Yapısal Eşitlik Modellemesi

Davranış, tıp, eğitim ve sosyal bilimlerde problemlerin doğasından ve hazırlanan anket düzenlerinden dolayı, forumlarda kategorik verilere sıklıkla karşılaşılmaktadır. Bu tip verilere likert tipi ölçekler örnek verilebilir (Lee, 2007).

Davranış bilimleri araştırmalarında cevap değişkenleri genellikle kesikli ve sıralı veya sınıflayıcı ölçekle ölçülmüştür. Bu değişkenler kullanılarak yapılan YEM analizlerinde yaklaşım farklılıkları bulunmaktadır. Değişkenin türüne bağlı olarak, yapısal modelde yer alan parametrelerin tahmininde kullanılacak birçok farklı tahmin yöntemi bulunmaktadır. Değişkenler sürekli olduğunda en çok kullanılan parametre tahmin yöntemi en çok olabilirlik (Maximum Likelihood) yöntemidir. Sıralı değişkenler söz konusu olduğunda ise sıklıkla kullanılan yöntem ağırlıklandırılmış en küçük karelerdir (WLS). Değişkenlerin türüne göre parametre tahmin yöntemleri değiştiği gibi her parametre tahmin yönteminin de kendine has varsayımları bulunmaktadır. Bu varsayımların sağlanıp sağlanamaması durumuna göre de kullanılacak parametre tahmin yöntemi değişmektedir. YEM kullanılmadan önce yapılması gereken ilk adım değişkenlerin ölçme düzeyinin belirlenmesi ve daha sonra buna uygun parametre tahmin yönteminin seçilmesidir (Arslan, 2011).

Bilimsel araştırmalarda kullanılacak istatistik teknikler sınırsız değildir. İstatistiksel analizin amacı, kapsamı, varsayımları ve analizde kullanılacak değişkenlerin ölçüldüğü ölçme düzeyi, seçeceğimiz istatistik teknik için bir kısıtlama getirmektedir. Bu nedenle analizde kullanılacak değişkenlerin ölçme düzeyleri önem kazanmaktadır (Mete, 2009).

Verinin normal dağılmadığı ya da kategorik verilerin bulunduğu araştırmalarda maksimum olabilirlik tahmin etme yönteminin kullanılması doğru sonuçlar

vermeyecektir. Bu tahmin etme yönteminin dışında başka tahmin etme yöntemleri de mevcuttur. Böyle bir veri setleri ile karşılaşıldığı zaman Jöreskog ve Sörbom yapmış oldukları çalışmalarda Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler ve dayanıklı maksimum olabilirlik tahmin etme yöntemlerinin kullanılmasını tavsiye etmektedirler. Ayrıca bu tür verilerde normal kovaryans matrisinin ya da pearson korelasyon matrisinin kullanılmaması önerilmektedir (Kline, 2011).

Analizde kullanılacak çeşitli korelasyon matrisleri (Tetrakorik, Poliserial...vb.) hesaplanmalıdır. Bu korelasyon katsayılarının yanı sıra söz konusu korelasyon matrislerinden üretilen asimtotik kovaryans matrisinin (AKM) de kullanılması gerekmektedir (Kline 2005).

YEM analizlerinde ham veri değil, ham veriden üretilmiş olan korelasyon ya da kovaryans matrisleri kullanılarak analizler gerçekleştirilir. Bu nedenle bunlardan hangisinin ne tür durumlarda kullanıldığını bilmek oldukça önem kazanmaktadır. Ancak ham verinin bazı özelliklere sahip olması gerekmektedir. Genelde YEM çalışmalarında genel olarak kullanılan kestirim yöntemi Maksimum Olabilirlik Kestirim Yöntemidir ve bunlardan sonra da Genellenmiş En Küçük Kareler yöntemidir. Ancak bu yöntemlerle birlikte kullanılacak olan verinin sürekli değişkenlerden oluşması ve normallik varsayımının ciddi bir şekilde ihmal etmemesi gerekmektedir (Şimşek, 2007, s.55).

Çözümlemek istenilen verinin normallik varsayımını sağlamaması durumunda ya da kategorik bir veri ile çalışıldığı zaman normallik varsayımı bozulduğundan dolayı hesaplanacak olan korelasyon katsayısı da değişiklik göstermektedir. Korelasyon katsayısının değişmesi ile birlikte tahmin etme metodları da değişiklik gösterecektir. Bu durumda klasik tahmin etme yöntemlerini kullanmak yanlı sonuçlar verecektir. Sonuç olarak verinin ölçüm düzeyi kullanılacak analiz türünde büyük bir öneme sahiptir.

Pearson korelasyon katsayısı istatistik alanında temel bir etkiye sahip olmasına rağmen diğer korelasyon katsayıları da değişkenin ölçüm düzeyine bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Değişkenlerin ölçüm düzeylerine (sınıflayıcı, sıralayıcı, aralıklı ve oransal) göre hesaplanacak korelasyon katsayısı da farklılık göstermektedir (Schumacker and Lomax 2004). Ölçüm türlerine göre hesaplanacak korelasyon katsayısı Tablo 2.4'de gösterilmiştir.

Tablo 2.4. Korelasyon Katsayısı Türleri

Korelasyon Katsayısı	Ölçüm Düzeyi	
	Değişken I	Değişken II
Pearson (Product moment korelasyon)	Aralıklı	Aralıklı
Spearman'ın Sıra, Kendal'ın Tau'su	Sıralı	Sıralı
Phi (Dörtlü korelasyon katsayısı)	Sınıflayıcı	Sınıflayıcı
Nokta Çift Serili (Point Biserial)	Aralıklı	Sınıflayıcı
Gamma, Sıra çift serili	Sıralayıcı	Sınıflayıcı
İki serili	Aralıklı	Yapay Değişken
Polyserial	Aralıklı	Temel bir değişken ile sıralayıcı
Tetrachoric (Dört düzeyli)	İki Düzeyli (Sınıflayıcı yapay)	İki Düzeyli (Sınıflayıcı yapay)
Polychoric	Temel sürekli bir değişken ile sıralı	

Kaynak: *Yılmaz ve Çelik, 2009.*

YEM'de kategorik verilere ilişkin Türkçe kaynak olarak çok fazla çalışma yer almamaktadır. Taranan yabancı kaynakların birçoğunda ise çözümleme yapılmak istenen verinin ölçme düzeyine göre hesaplanan korelasyon ve kovaryans matrislerinin değişmesi ile ve farklı tahmin etme methodları (Maksimum Olabilirlik, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler, Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler, Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler, Robust Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler, ...vb.) kullanılarak yapılmaktadır.

Howe 2011, kategorik, ikili veya karma veri setlerinin analizine ilişkin var olan problemleri çözmek için özgün bir alternatif yaklaşım olarak Gifi yöntemini önermiştir. Gifi yönteminde, kategorik değişkenleri nicel hale dönüştürmek için optimal ölçekleme yöntemi kullanılmaktadır. Nicelleştirme sürecinde gözlenen değişkendeki bilgi, dönüştürülmüş değişkende aynen korunur. Başka bir deyişle Gifi yöntemi, kategorik değişkenlerin ölçek özelliklerini bozmadan kategorik veriyi sürekli veriye dönüştürür ve bu dönüştürme işleminde herhangi bir bilgi kaybı söz konusu olmaz. Ölçek özellikleri, dönüştürülmüş doğrusal olmayan sürekli Gifi veri uzayında saklanır. Bu nedenle dönüştürme işleminden geriye dönüş mümkündür.

2.8. Kategorik Verilerde Yapısal Eşitlik Modellemesinin Teorik Alt Yapısı

Değişkenler arasındaki korelasyon çözümlemesindeki en önemli varsayımlar normallik ve doğrusal ilişki varsayımlarıdır. Ancak değişkenler kategorik bir yapıya sahip olduğunda özellikle normallik varsayımı bozulmaktadır. Kategorik değişkenler arasındaki korelasyon değerlerini elde edebilmek için geliştirilmiş çok sayıda korelasyon katsayısı söz konusudur (Agresti, 2010).

Birçok hazır yazılımlar, örneğin SAS ve SPSS tablo 2.3'deki korelasyon katsayılarının bir çoğunu hesaplayamamaktadır. Hazır yazılımlar tarafından hesaplanamayan korelasyon katsayılarına örnek vermek gerekirse pi ya da çift serili korelasyon katsayısı örnek verilebilir. YEM analizinde pearson korelasyon katsayısı, tetrakorik (veya sıralı değişkenlerin çeşitli türleri için polychoric) korelasyon ve çift serili (veya sürekli ve sıralı değişken için polyserial) korelasyon katsayıları genellikle kullanılmaktadır. YEM bilgisayar programı, değişkenlerin ölçme düzeyleri aralık oranlı veya sıralı olan karma modellerin analiz edilmesini de sağlamaktadır (Schumacker and Lomax, 2004).

y^* , η 'nin sürekli göstergelerinin $p \times 1$ boyutlu bir vektörü olarak ele alındığında, ölçüm modeli;

$y^* = \Lambda_y \eta + \varepsilon$ olarak gösterilir.

Burada $E(\varepsilon) = 0$ ve ε , η ile ilişkisizdir. y^* gözlenen değişken değildir. Ancak her bir y sıralı değişkenininin μ_{y^*} ortalama ve $\sigma_{y^*}^2$ varyans ile normal dağılımlı y^* temel sürekli değişken olduğu varsayılır (Bollen, 1989).

Örneğin y_1^* normal dağılım gösterirken y_1 dört kategoriye sahip sıralı değişken olabilir. Eğer $y \neq y^*$ ise

$$y \neq \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (2.73)$$

y^* ve x^* 'in ana kütle kovaryans matrisi Σ^* olduğunda klasik YEM'e göre $\Sigma^* = \Sigma(\theta)$ olacaktır. Genellikle y ve x 'in anakütle kovaryans matrisi Σ , Σ^* 'ya eşit değildir ve $\Sigma \neq \Sigma(\theta)$ olmaktadır. Kovaryans yapı hipotezi gizil sürekli göstergeleri içermektedir, sıralı

gözlenen göstergelere ihtiyaç duyulmamaktadır. S'nin Σ 'nin tutarlı bir tahmin edicisi olduğu varsayımı benimsendiğinde, S^{**} 'da Σ^{**} 'in tutarlı bir tahmin edicisi olacaktır. Parametre kestiricileri S'yi temel almaktadır ve herhangi bir uyum fonksiyonu gerçek parametre faktörünün tutarlı olamayan bir kestiricisi olabilmektedir. Örneğin, basit bir regresyon eşitliğinde tüm değişkenler standartlaştırılmaktadır. Regresyon katsayılarının tutarlı kestiricileri y^* ve x^* arasındaki örneklem korelasyonudur (r^*). Eğer y ve x, y^* ile x^* 'in standartlaştırılmış sıralı uyarlamaları ise regresyon katsayısı y ve x arasındaki örneklem korelasyonu olacaktır (r). YEM'de gizil sürekli göstergeler yerine sıralı göstergeler kullanıldığında,

$$y \neq \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (2.74)$$

$$x \neq \Lambda_x \xi + \delta \quad (2.75)$$

$$\Sigma \neq \Sigma(\theta) \quad (2.76)$$

$$ACOV(s_{ij}, s_{gh}) \neq ACOV(s_{ij}^*, s_{gh}^*) \quad (2.77)$$

olur. Öncelikle eşitlik (4.3) ele alındığında $y(x)$ ile $\eta(\xi)$ arasındaki doğrusal ilişki ilgili çözümlenmelerin yapılabilmesi için uygun değildir. Burada gizil sürekli göstergelere (y^* ve x^*) göre gözlenen sıralı değişkenlerin ilişkili olduğu doğrusal olmayan bir fonksiyona ihtiyaç duyulmaktadır (Çelik ve Yılmaz, 2013).

Sıralı değişkenlerin kullanıldığı gizil değişken modellerinin analiz edilmesinde iki ana yaklaşım bulunmaktadır. Bunlar madde yanıt kuramı (Item Response Theory- IRT) ve PRELIS-LISREL yaklaşımıdır (PL) (Çelik ve Yılmaz, 2013, s.71).

YEM'de her bir y sıralı değişkeni μ_{y^*} ortalama ve $\sigma_{y^*}^2$ varyans ile normal dağılımlı y^* temel sürekli değişkeni olarak tanımlanmaktadır. $y = i$ olarak yazıldığında y 'nin sıralanmış i kategorisine ait olduğu gösterilmektedir. Veriye ait gerçek skor değerleri rastgele seçilmiş ve önemsiz olabilir. Sıralı değişkeni ve temel y^* değişkeni arasındaki ilişki;

$$y = i \quad \longleftrightarrow \quad \tau_{i-1} < y^* \leq \tau_i, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

şeklindedir. Burada;

$$\tau_0 = -\infty, \quad \tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_{m-1}, \quad \tau_m = \infty$$

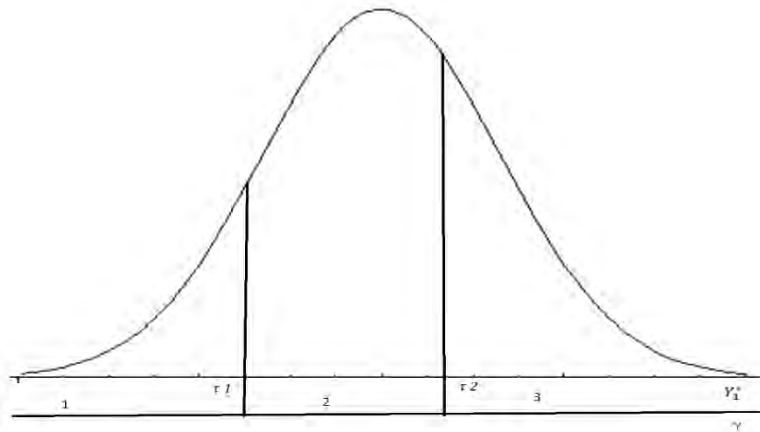
Parametreleri eşik değerleri olarak adlandırılır.

Daha anlaşılır bir şekilde sıralı y_1 göstergesi için,

$$y_1 = \begin{cases} 1, & y_1^* \leq \tau \\ 2, & \tau_1 \leq y_1^* \leq \tau_2 \\ \vdots & \vdots \\ m-1, & \tau_{m-2} \leq y_1^* \leq \tau_{m-1} \\ m, & \tau_{m-1} \leq y_1^* \end{cases} \quad (2.78)$$

eşitlik 2.78 geçerli olmaktadır. Burada m , y_1 , için kategorilerin sayısı, τ_i ($i = 1, 2, \dots, m-1$) kategori eşikleri (threshold) ve y_1^* sürekli gizil göstergedir. m kategoriye sahip y değişkeni için $m-1$ tane eşik parametresi bulunmaktadır (Bollen, 1989).

Şekil 2.7 'de kategori sayısının 3 olduğu herhangi bir değişkenin 2 eşik değerine sahip olduğunun grafiksel olarak gösterimi yer almaktadır. Benzer şekilde kategori sayısının 1 eksiği eşik sayısını vermektedir.



Şekil 2.7. Üç Kategori ve İki değişkene Sahip y_1 Değişkeni
Kaynak: Yılmaz ve Çelik, 2009.

2.8.1. Kategorik verilerde yapısal eşitlik modellemesiyle model tahmin yöntemleri

Kategorik verilerin analizinde kullanılan lojistik regresyon, poisson regresyon, sıralı lojistik regresyon, kontenjans tabloları ve YEM gibi birçok analiz yöntemlerinin geliştirildiği çalışmanın ilk kısmında bahsedilmiştir.

Kategorik verilerin analiz yöntemlerinden biri olan YEM’de en çok kullanılan tahmin etme yöntemleri arasında En Çok Olabilirlik tahmin etme yöntemi, 2 Aşmalı En Küçük Kareler yöntemi, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler yöntemi, Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemi, Robust Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemi, Araç Değişkenler yöntemi ve Çapraz Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemleridir. Söz konusu bu tahmin etme yöntemleri arasından verinin ölçme düzeyine göre tahmin etme yöntemleri de değişmektedir. Bu tez çalışmasında kategorik veriler ile çalışma yapıldığı için ağırlıklandırılmış en küçük kareler tahmin etme yöntemi ve robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler tahmin etme yöntemi kullanılmıştır.

Tablo 2.5’de WLS ve WLSMV tahmin etme yöntemlerinin arasındaki temel farklılıklar yer almaktadır.

Tablo 2.5. *WLS ve WLSMV Tahmin Edicilerinin Arasındaki Farklar*

	Ki-Kare Tahmini Değeri	Parametre Tahmini	Standart Hatalar	Ne Zaman Uygulanır?
WLS	Ağırlık matrislerinin tamamı ve tersi kullanılır.	Ağırlık matrislerinin tamamı kullanılır.	Ağırlık matrislerinin tamamı ve tersi kullanılır.	Kategorik değişkenler ya da sürekli içsel değişkenler olduğunda.
WLSMV	Ağırlık matrislerinin tamamı kullanılır ama ters değildir.	Diagonal ağırlık matrisi kullanılır.	Ağırlık matrislerinin tamamı kullanılır ama ters değildir.	En az bir kategorik içsel değişken olduğunda.

2.8.2. Kategorik verilerle ilgili yapısal eşitlik modellemesinde bilgi kriterleri

Model seçimi arařtırmacıların genelde problem yařadığı konular arasında yer almaktadır. Bu problemle karřılařan kiřilerin sordukları genel geer sorular vardır. Hangi model daha iyidir? ya da Hangi deęiřkeni kullanmalıyım? ... vb. gibi. Bilim inřaları bu tarz problemlerin özümünde kullanılan bazı bilgi kriterleri geliřtirmişlerdir. Bu bilgi kriterleri arasında en popüler olanlar Akaike Bilgi Kriteri, Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri, Beklenen apraz Geerlilik İndeksi, Fisher Bilgisine Dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri, Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmařıklığı Kriteri, Schwarz Bilgi Kriteri, Mallow'un C_p Kriteri, ...vb. gibi bilgi kriterleri bulunmaktadır. Bu tez alışmasında Akaike Bilgi Kriteri ve Tutarlı Akaike Bilgi kriterlerinden yararlanılmıştır. Bir ok alışmada sadece Akaike bilgi kriteri kullanılmaktadır. Ancak Akaike bilgi kriteri serbestlik derecesinde etkilenen bir bilgi kriteridir. Bu sebepten dolayı serbestlik derecesini de hesaba katan Tutarlı Akaike bilgi kriterinden yararlanılmıştır.

2.8.2.1. Akaike bilgi kriteri (AIC)

Genel bilgi kuramına dayalı AIC en ok olabilirlięin genelleřtirilmiş biçimi olarak düşünülebilir. Gerekte AIC, modelin beklenen entropisinin uygun bir kestirimidir ve AIC entropi ile büyüklenir. AIC ayrıca entropinin genelleřtirilmesine, yani K-L'nin en küçüklemesine de dayalıdır. AIC, modelin ortalama beklenen olabilirlięinin logaritmasının asimptotik yansız kestiricisi olarak ortaya ıkmaktadır (etin, 2000).

θ , k boyutlu bilinmeyen parametreler vektörü, $\hat{\theta}$, θ 'nın en ok olabilirlik kestiricisi ve $L(\hat{\theta})$, k bilinmeyen parametrelilik fonksiyonu olmak üzere AIC Eřitlik 2.79'daki gibi tanımlanmıştır.

$$AIC = -2L(\hat{\theta}) + 2k \quad (2.79)$$

$\log L$ model için log olabilirlik fonksiyonunu en büyükleyen deęerdir. AIC gerekte elveriřsiz uyumun bir indeksidir. Temel amacı elde edilen veriler ile gereęe en yakın modelin seçiminin saęlanmasıdır. Belirli bir standart deęeri yoktur ne kadar düşük olursa model o kadar uyumludur denir. Daha ok model karřılařtırmalarında

kullanılır. Genelde iki model karşılaştırılırken en küçük AIC değerine sahip model kabul edilir.

En küçük AIC değerine sahip model en iyi modeldir. AIC, ortalama beklenen olabilirliğin logaritmasının -2 katının yansız kestircisidir. Eşitlik 2.79'da ilk terim, parametre tahmininde EÇO yöntemi kullanıldığında uyum kötülüğünün veya yanlılığın bir ölçümü olduğu için uyum eksikliği terimi, ikinci terim ise karmaşıklık güvenilirliğini azalttığı için cezanın bir ölçümü veya birinci terimdeki yanlılığı telafi etmenin bir ölçümü olduğu için ceza terimi olarak adlandırılır (Bozdogan, 1987).

2.8.2.2. Tutarlı akaike bilgi kriteri (CAIC)

Bu bilgi kriteri AIC indeksine benzer bir bilgi göstermektedir. Bu bilgi kriterinin AIC bilgi kriterinden farklı olarak örneklem hacminden kaynaklanabilecek problemlerin giderilmesi için geliştirilmiştir. AIC bilgi kriteri serbestlik derecesinden etkilenen bir bilgi kriteridir. Ancak CAIC bilgi kriteri AIC bilgi kriterine göre serbestlik derecesinden daha az etkilenmektedir.

$$CAIC = \chi^2 + (1 + \log N)t \quad (2.80)$$

2.8.2.3. Yapısal eşitlik modellerinde akaike bilgi kriteri

YEM ile ilgili olarak literatürdeki çalışmalarda AIC, eşitlik 2.81'deki olabilirlik fonksiyonunun logaritmasının -2 katının Ki-Kare dağıldığı varsayımı altında hesaplanmaktadır. YEM analizini gerçekleştiren bilgisayar programlarının çoğu AIC değerini, $-2L(\hat{\theta})$ yerine hesaplanan Ki-Kare değerini kullanarak hesaplamaktadır (Akıncı, 2007)

$$AIC = \chi^2 + 2k \quad (2.81)$$

3. BULGULAR VE YORUM

Kategorik verilerin analizinde kullanılan yöntemler ilgili literatür taraması yapıldığı zaman çok büyük bir alan kapladığı görülecektir. Bu alan içerisinde YEM’de kategorik verilerle ilgili analizler de geniş bir yer bulmaktadır. Ancak bu iki alanın yani hem YEM, hem de kategorik veri analizi çok az çalışmalarda desteklenmektedir. Bu çalışmayla birlikte bu iki alanın geçişi adına büyük katkılar sağlanacaktır.

Bu tez çalışmasında kategorik veriler ile YEM’le nasıl çözümleme yapıldığı ve WLS tahmin etme yöntemi ve WLSMV tahmin etme yöntemlerinin farklı örneklem büyüklüklerinde nasıl performans sergilediklerini ortaya koymak ve bununla birlikte AIC, CAIC gibi bilgi kriterlerinin de örneklem büyüklüklerine göre nasıl davrandıklarını belirlemek amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda ilgili tahmin etme yöntemlerinin ve bilgi kriterlerinin performanslarını sergileyebilmek için Mplus paket programı ile farklı örneklem büyüklüklerinde simülasyon çalışması yapılmıştır. Çalışmada Mplus paket programının tercih edilmesinin en önemli sebebi çok iyi bir simülasyon modülünün olmasıdır. Programın dezavantajı ise veri üretilmesinde büyük yerler kaplaması ve kullanılan bilgisayarın özelliklerine bağlı olarak simülasyon sonuçlarının zaman almasıdır. Çalışmada simülasyon yapılmasındaki amaç 13 farklı örneklem büyüklüğünde gerçek veri toplamak zaman, maliyet, kalifiyeli işçivb. sebeplerden dolayı araştırmacılara problem çıkaracağından dolayı simülasyon yapılmıştır. Simülasyon çalışmasında 5’li likert ölçek kullanıldığından dolayı $5-1=4$ eşik değeri olacağından söz konusu bu eşik değerleri normal dağılım eşik değerlerine göre hesaplanıp ilgili örneklem büyüklüklerinde veriler üretilerek WLS ve WLSMV tahmin etme yöntemleri ile çözümlenmeler gerçekleştirilmiştir. Çözümlenmeler 1000 defa tekrarlanarak ortalamalar alınmıştır. Başka bir deyişle çalışma içerisinde verilen sonuçlar en son ortalaması hesaplanan değerlerdir.

Yapılan simülasyon çalışmasında örneklem hacmi olarak 300, 350, 400, 500, 750, 1000, 1250, 1500, 1750, 2000, 2500, 3000 ve 5000 kullanılmıştır. Örneklem hacimlerinde minimum 300 alınmasının temel sebebi hesaplamalarda kullanılan kovaryans matrisinin negatif ya da kullanılan program tarafından hesaplanamamasıdır. Maksimum değer olarak 5000 alınmasının temel sebebi ise simülasyon sonuçlarında 3000 örneklem hacminden sonraki sonuçlarda uyum iyiliği indekslerindeki değişimlerin yok denecek kadar az olmasıdır. Bunun yanında diğer bir neden ise bazı indeks

değerlerinde değişimin olmamasıdır. Ayrıca model değerlendirme indeksleri olarak da RMSEA, CFI, TLI, AIC, CAIC, χ^2 ve χ^2/sd dikkate alınmıştır.

Tablo 3.1’de χ^2 , RMSEA, CFI, TLI, AIC ve χ^2/sd gibi model değerlendirmede en çok kullanılan uyum iyiliği indeksleri yer almaktadır. Tabloda yer alan sol baştaki sütunda farklı örneklem hacimleri bulunmaktadır. Tablo genel olarak söz konusu uyum iyiliği indekslerinin örneklem hacmine göre nasıl değişimler gösterdiğini özetlemektedir.

Tablo 3.1. *WLSMV Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Değerlendirme İndeksleri*

Örneklem Hacmi	χ^2	RMSEA	CFI	TLI	AIC	χ^2/sd
n = 300	101,882	0,011	0,991	0,994	273,882	1,039
n = 350	101,742	0,010	0,993	0,995	273,742	1,038
n = 400	100,766	0,009	0,994	0,997	272,766	1,028
n = 500	99,993	0,008	0,996	0,998	271,993	1,020
n = 750	99,895	0,006	0,997	0,999	271,895	1,019

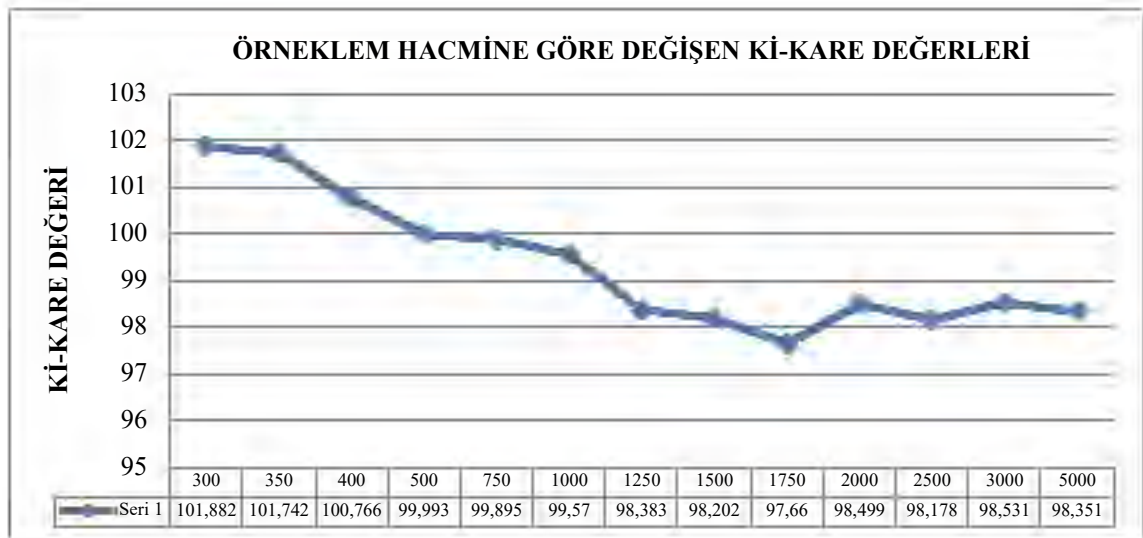
Tablo 3.1. (Devam) *WLSMV Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Değerlendirme İndeksleri*

Örneklem Hacmi	χ^2	RMSEA	CFI	TLI	AIC	χ^2/sd
n = 1000	99,570	0,005	0,998	0,999	271,570	1,016
n = 1250	98,383	0,004	0,998	1,000	270,383	1,003
n = 1500	98,202	0,004	0,999	1,000	270,102	1,002
n = 1750	97,660	0,003	0,999	1,000	269,660	0,996
n = 2000	98,499	0,003	0,999	1,000	270,499	1,005
n = 2500	98,178	0,003	0,999	1,000	270,178	1,001
n = 3000	98,531	0,003	0,999	1,000	270,531	1,005
n = 5000	98,351	0,002	1,000	1,000	270,351	1,003

Şekil 3.1’de yer alan grafik örneklem hacimlerine göre değişen Ki-Kare istatistiğini göstermektedir. Şekil incelendiğinde n = 300 olduğu zaman Ki-Kare değeri 101.882 olarak hesaplanmıştır. n = 350 örneklem hacminde ise Ki-Kare değerinin

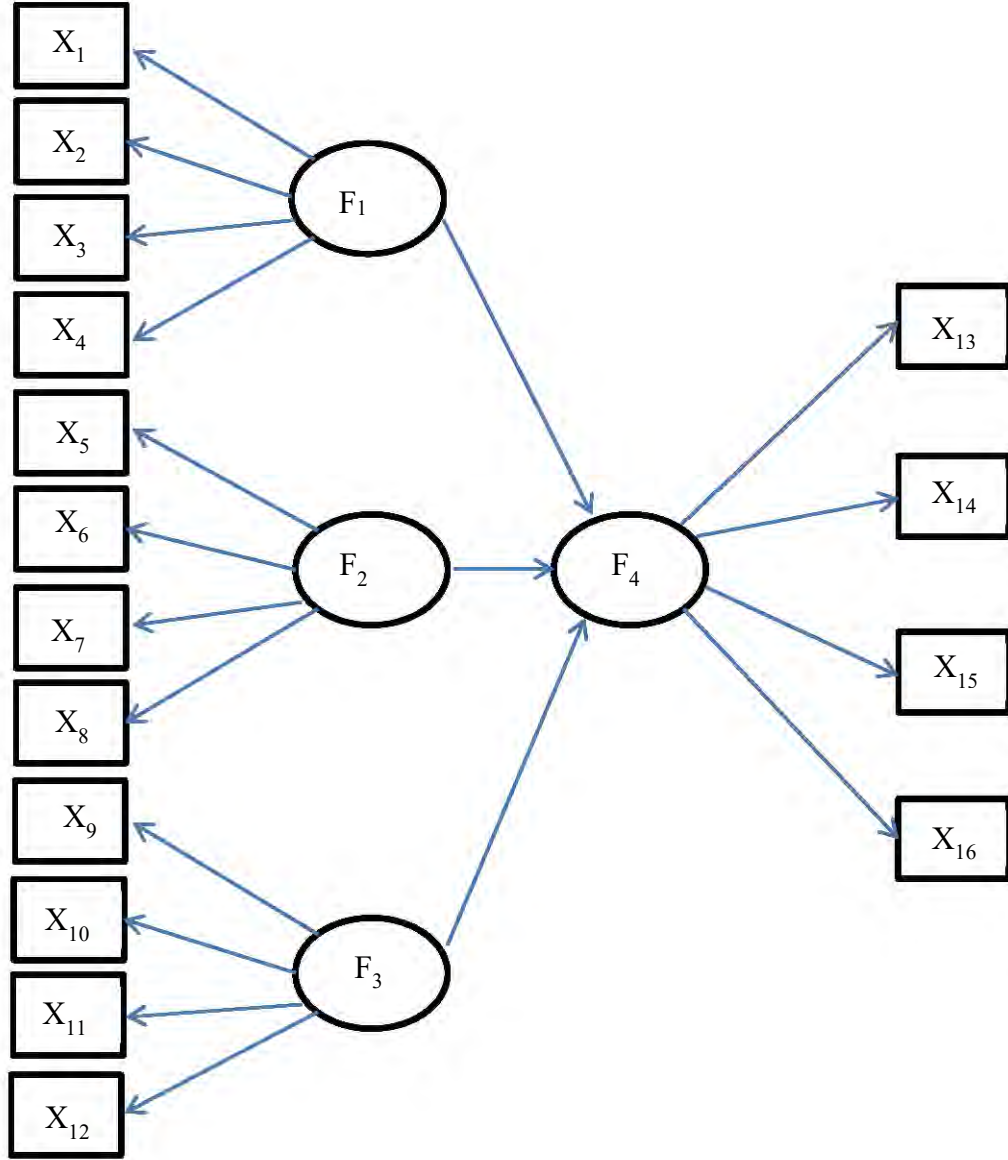
101.742 olduğu görülmektedir. Daha sonra sırasıyla artan örneklem hacimlerine göre Ki-Kare değerleri 100.766, 99.993, 99.895, 99.570, 98.383, 98.202, 97.660, 98.499, 98.178, 98.531 ve 98.351 olarak hesaplanmıştır.

Yem’de Ki-Kare değeri teorik modelin anlamlılığının sınanmasında kullanılan bir istatistiktir. Ki-Kare istatistiğinin sıfıra yaklaşması istenilen bir durumdur. Eğer Ki-Kare değeri sıfır değerini alırsa örneklem kovaryans matrisi ile türetilen teorik modele ilişkin kovaryans matrislerinin arasında farklılığın olmadığı görülebilir. Yapılan simülasyon çalışmasında örneklem hacminin artması ile teorik modelin gerçek modele yaklaştığı söylenebilir. Bu durum Şekil 3.1’de görülmektedir. Başka bir deyişle örneklem hacminin artması ile Ki-Kare değerinin azalması, örneklem kovaryans matrisi ile teorik modelin kovaryans matrisleri arasında farkın azaldığının bir göstergesidir. Ancak Ki-Kare değeri gözlem sayılarından etkilenen bir istatistiktir. Örneklem hacminin de yapılan çalışmaya göre belli sınırlılıkları vardır. Bu sınır değerleri de altında ya da üstünde kalması hesaplanan Ki-Kare değerinde değişiklik göstermektedir. Bu çalışmada 4 faktörün ve 16 değişkenin yer aldığı bir YEM’de örneklem hacminin 2000’in üzerine çıkması ile birlikte Ki-Kare değerinde artış ya da azalışlar göstermesi söz konusu sınırlılıkların dışına çıkıldığının bir göstergesi olarak söylenebilir. Böyle bir durumda kategorik veriler ile çalışıldığı zaman Şekil 3.2’deki gibi bir modelde örneklem hacmin 2000’in üzerine çıkmaması önerilmektedir. Bu duruma ek olarak örneklem hacminin 300’ün de altında olmaması gerektiği yapılan simülasyon çalışmasında kovaryans matrisinin negatif ya da hesaplanamadığı görülmektedir.



Şekil 3.1. *WLSMV Yöntemi ile Tahmin Edilen Modelin Örneklem Hacmine Göre Değişen Ki-Kare Değerleri*

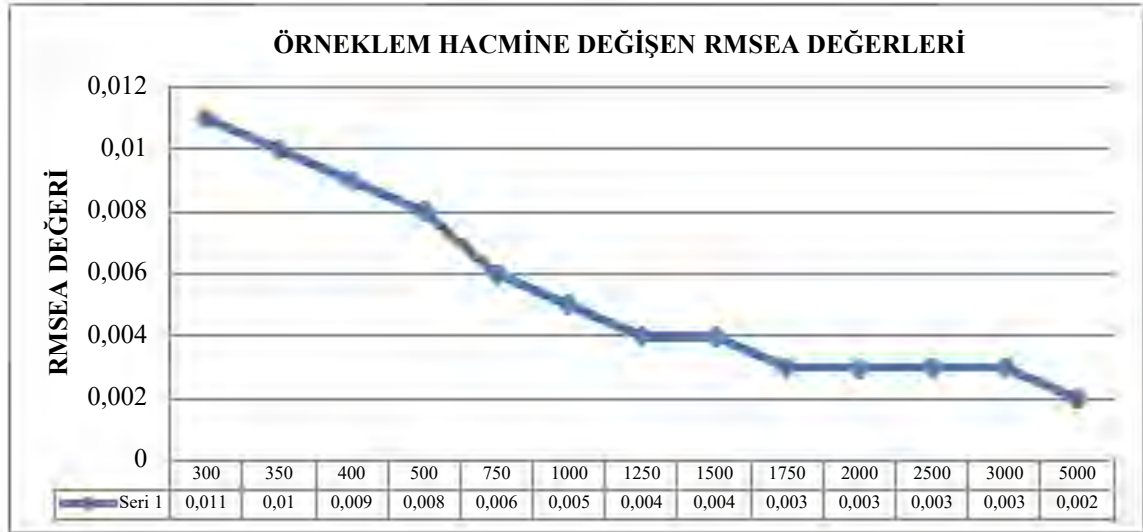
Şekil 3.2 'de 4 gizil değişken ve 16 gözlenen değişkenden oluşan YEM yer almaktadır. Ayrıca her bir gizil değişken 4 gözlenen değişken tarafından açıklanmaktadır.



Şekil 3.2. 4 Faktörlü 16 Sıralı Değişkenli Kurulan Yapısal Eşitlik Modellemesi

Şekil 3.3'de örneklem hacmine göre RMSEA değerinin nasıl bir değişim içerisinde olduğunu göstermektedir. RMSEA değerinin sıfır ile 0.05 değerleri arasında yer alması iyi uyum içerisinde olduğunu göstermektedir. Ayrıca 0.05 ile 0.08 değerleri arasında ise kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Bu değerlendirmelere

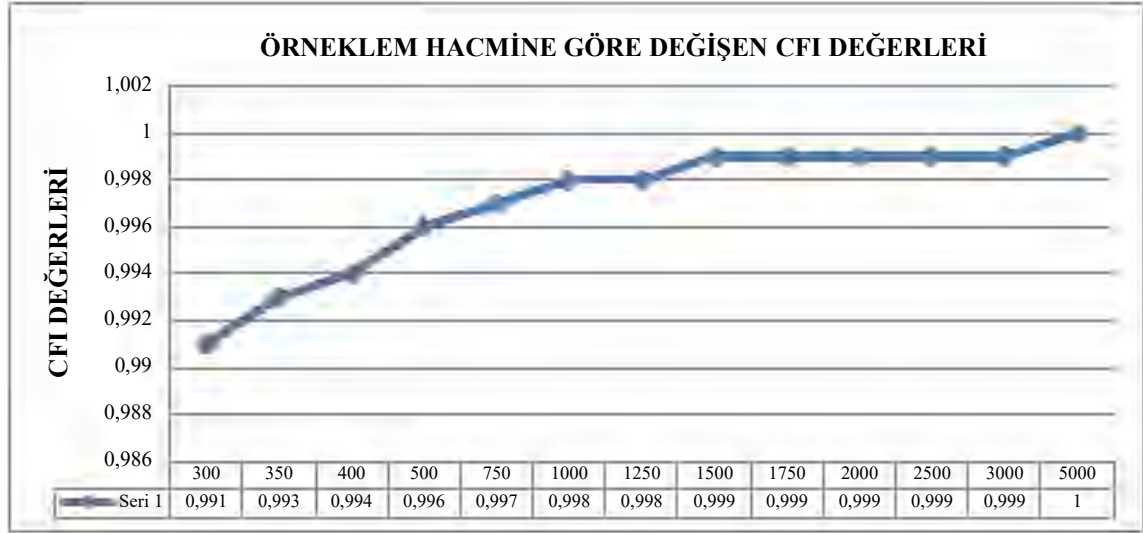
karşın RMSEA değerinin 0.08 ile 0.10 arasında olması vasat bir uyumu göstermektedir. 0.10'dan büyük olması modelin kabul edilemeyeceğinin bir göstergesidir. Şekil 3.3 incelendiğinde örneklem hacmi 300 olduğu zaman RMSEA değeri 0.011 olduğu görülmektedir. Örneklem hacmin artırılması ile birlikte RMSEA değerleri de gittikçe azalmaktadır ve sıfıra yaklaşmaktadır. Bu değerlendirmenin sonucu olarak örneklem hacminin artışı RMSEA değerinin azalması, model kabul değerlendirme kriteri olarak örneklem hacminin yeterli büyüklükte olmasını gerekmektedir. Özellikle kategorik veriler söz konusu olduğu zaman örneklem hacminin önemi daha da artmaktadır. Bu anlamda değerlendirildiğinde sürekli değişkenlere göre kategorik verilerde daha büyük örneklem hacmine ihtiyaç vardır.



Şekil 3.3. *WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen RMSEA Değerleri*

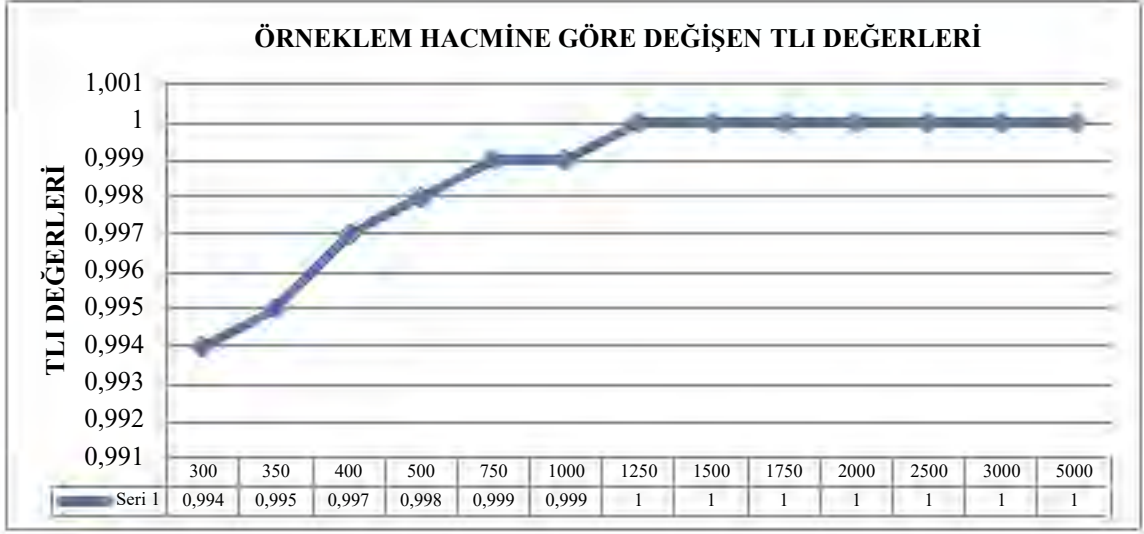
Şekil 3.4 örneklem hacmine CFI uyum indeksinin nasıl değişim içerisinde olduğunu göstermektedir. Örneklem hacmi 300 olduğu zaman CFI değeri 0.991 olarak hesaplanmıştır. Şekil 3.4’de artan örneklem hacmine göre CFI değerleri sırasıyla 0.993, 0.994, 0.996, 0.997, 0.998, 0.999, 0.999, 0.999, 0.999, 0.999 ve 1 değerini almaktadır. CFI uyum indeksi 0.95 ile 0.97 arasında bir değer aldığı zaman kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Ayrıca 0.97 ile 1.00 değerleri arasında bir değer aldığı zaman iyi uyum olarak değerlendirilir. Eğer indeksin değeri 0.95’in altında bir değer aldığı zaman kurulan modelin kabul edilemeyeceği görülür. Yapılan çalışmada örneklem hacminin artması ile birlikte CFI değerinin de arttığı gözlemlenmiştir. 1500 örneklem

hacminden sonra uyum indeksinin 1'e çok yaşlaştığı Şekil 3.4'de görülmektedir. Bu durum şöyle açıklanabilir. Kategorik verilerde YEM yapılacağı zaman CFI indeksi bakımından değerlendirildiği zaman 1500 örneklemin yeterli olacağı söylenebilir.



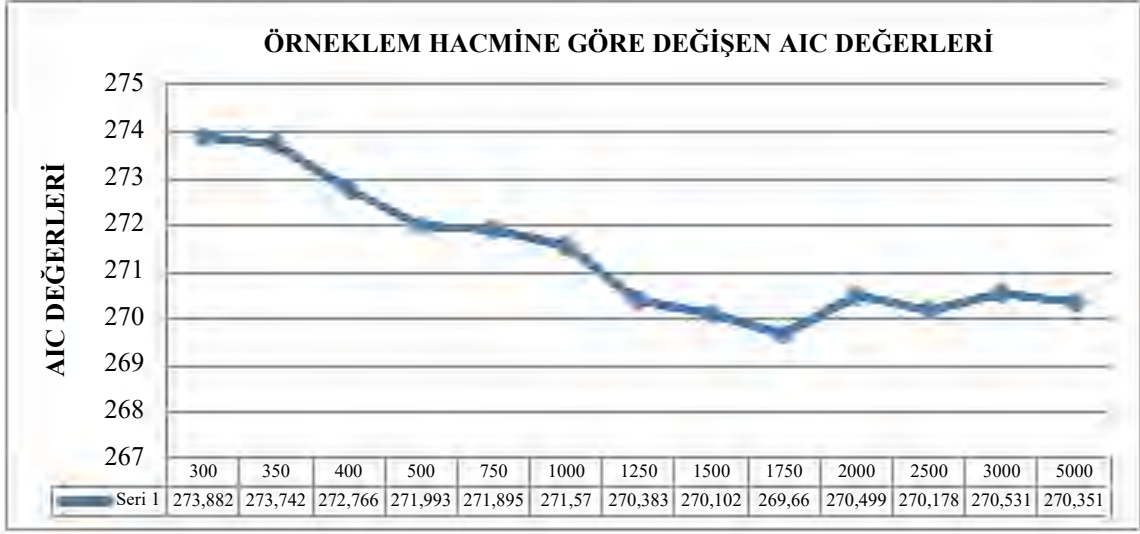
Şekil 3.4. *WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen CFI Değerleri*

Şekil 3.5 incelendiğinde örneklem hacmine göre TLI değerinin değişimi görülmektedir. TLI indeksi örneklem büyüklüğünden az etkilenen model değerlendirme indekslerinden bir tanesidir. TLI indeksi 0.97 ile 1.00 değerleri arasında değer aldığı zaman iyi uyum olarak değerlendirilir. Ayrıca 0.95 ile 0.97 arasında değer aldığı zaman kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Eğer 0.95 değerinin altına düşerse modelin uyumlu olmadığı belirtilmektedir. Şekil 3.5'de örneklem hacmi arttıkça TLI indeksinin de arttığı gözlenmektedir. 1250 örneklem hacminden sonra TLI değeri sürekli olarak 1.00 olmaktadır. Bu durum da YEM'de kategorik veriler ile çözümleme yapılacağı zaman maksimum 1250 örneklem yeterli olacağı şeklinde yorumlanabilir.



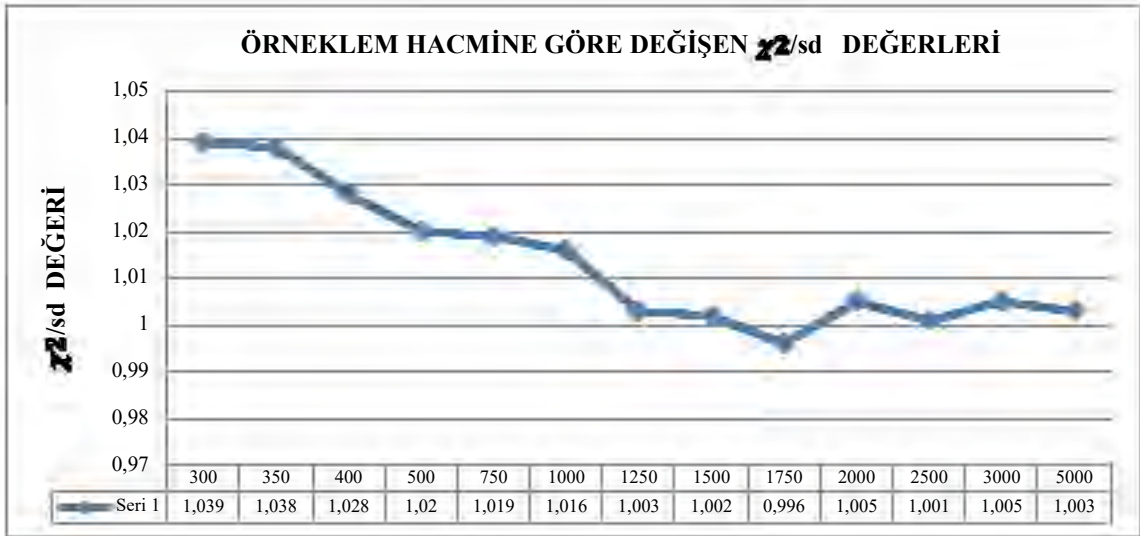
Şekil 3.5. *WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen TLI Değerler*

Tahminleyici bir uyum indeksi olan AIC değeri model karşılaştırılmasında kullanılan bir bilgi kriteridir. AIC indeksi hem farklı modellerin karşılaştırılmasında hem de model tutarlılığının sınanmasında kullanılmaktadır. AIC değeri daha düşük olan model daha iyi ve daha tutarlı model olarak yorumlanmaktadır. Şekil 3.6 incelendiğinde örneklem hacminin 300 olduğu durumda AIC değeri 273.88 olarak hesaplanmıştır. Şekil 3.6'a göre örneklem hacmin artması ile söz konusu bilgi kriterinin 1750 örneklem hacmine kadar düştüğü görülmektedir. Ancak 1750 örneklem hacminden sonra artan örneklem hacimlerinde AIC değerinin artış ya da azalışlarla dalgalandığı görülmektedir. Söz konusu bu dalgalanmanın temel sebebi simülasyon çalışmasında üretilen veri yapısına bağlı olarak kurulan model yapısında optimum örneklem hacminin 1750 olarak hesaplanmasıdır. Bundan sonra ki örneklem artışları $n = 1750$ olduğunda ki durumdan daha düşük olmamaktadır.



Şekil 3.6. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen AIC Değerleri

Kurulan teorik modelin uyumluluğunun değerlendirilmesinde kullanılan bir diğer indeks χ^2/sd değeridir. Bu değer 0 ile 2 arasında değer alması iyi uyumun bir göstergesidir. Ayrıca 2 ile 3 arasında değer alırsa kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Şekil 3.7 incelendiğinde örnekleme hacminin 300 olduğu durumda $\chi^2/sd = 1.039$ olarak hesaplanmıştır. Örneklem hacminin artması ile birlikte Ki-Kare değerinin azalmasına bağlı olarak χ^2/sd değeri de azalmaktadır. Ancak $n=1750$ 'den sonraki örneklem hacimlerinde χ^2/sd değeri artış ya da azalışlar göstererek bazı dalgalanmalar göstermektedir. Bu dalgalanmaların Ki-Kare değerinin sınırlılıklarından kaynaklanmaktadır. Bu durumun detaylı açıklaması Şekil 3.7'de verilmiştir.



Şekil 3.7. WLSMV Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen χ^2/sd Değerleri

Tablo 3.2, tablo 3.1'e benzer şekilde en çok kullanılan uyum iyiliği indekslerini ve farklı boyutlardaki örneklem hacimlerini göstermektedir. Ancak burada dikkat edilmesi gereken bir nokta Tablo 3.2 WLS yöntemiyle tahmin edilen sonuçları içermektedir.

Tablo 3.2. *WLS Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Değerlendirme İndeksleri*

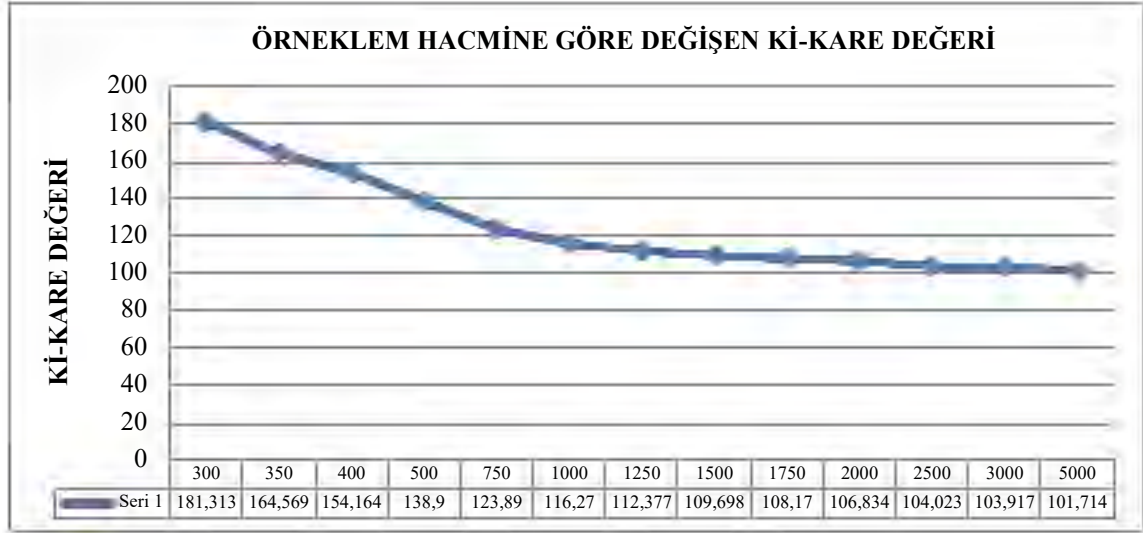
Örneklem Hacmi	χ^2	RMSEA	CFI	TLI	AIC	χ^2 / sd
n = 300	181,313	0,052	0,957	0,947	377,313	1,850
n = 350	164,569	0,043	0,964	0,956	360,569	1,679
n = 400	154,164	0,037	0,970	0,963	350,164	1,573
n = 500	138,900	0,027	0,979	0,974	334,900	1,417
n = 750	123,890	0,017	0,989	0,987	319,890	1,264
n = 1000	116,270	0,012	0,993	0,992	312,270	1,186

Tablo 3.3. (Devam) WLS Yöntemi İle Hesaplanan Farklı Örneklem Büyüklüklerinde Kurulan Yapısal Eşitlik Modeli Değerlendirme İndeksleri

Örneklem Hacmi	χ^2	RMSEA	CFI	TLI	AIC	χ^2/sd
n = 1250	112,377	0,010	0,995	0,995	308,377	1,146
n = 1500	109,698	0,008	0,996	0,996	305,698	1,119
n = 1750	108,170	0,007	0,997	0,997	304,170	1,103
n = 2000	106,834	0,006	0,998	0,998	302,834	1,090
n = 2500	104,023	0,005	0,998	0,999	300,023	1,061
n = 3000	103,917	0,004	0,999	0,999	299,917	1,060
n = 5000	101,714	0,003	0,999	1,000	297,714	1,037

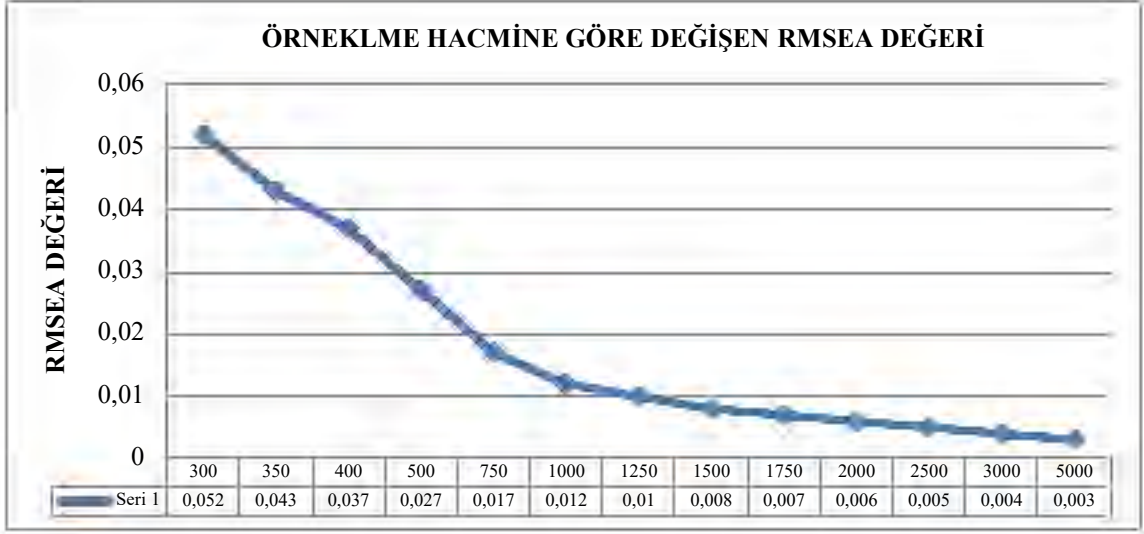
Şekil 3.8 WLS yöntemi ile tahmin edilmiş farklı örneklem hacimlerine göre değişen Ki-Kare değerlerini göstermektedir. Örneklem hacminin 300 olduğu durumda Ki-Kare değerinin 181.31, 350 olduğunda 164,57 olduğu ve örneklem hacminin artması ile Ki-Kare değerinin azaldığı görülmektedir. Bu durumda ki-kare değerinin sıfıra yakın olması istenmektedir. Çünkü bu değer in sıfır olması halinde örneklem kovaryans matrisi

ile türetilen teorik modele ilişkin kovaryans matrislerinin arasında farklılığın olmadığını göstermektedir.



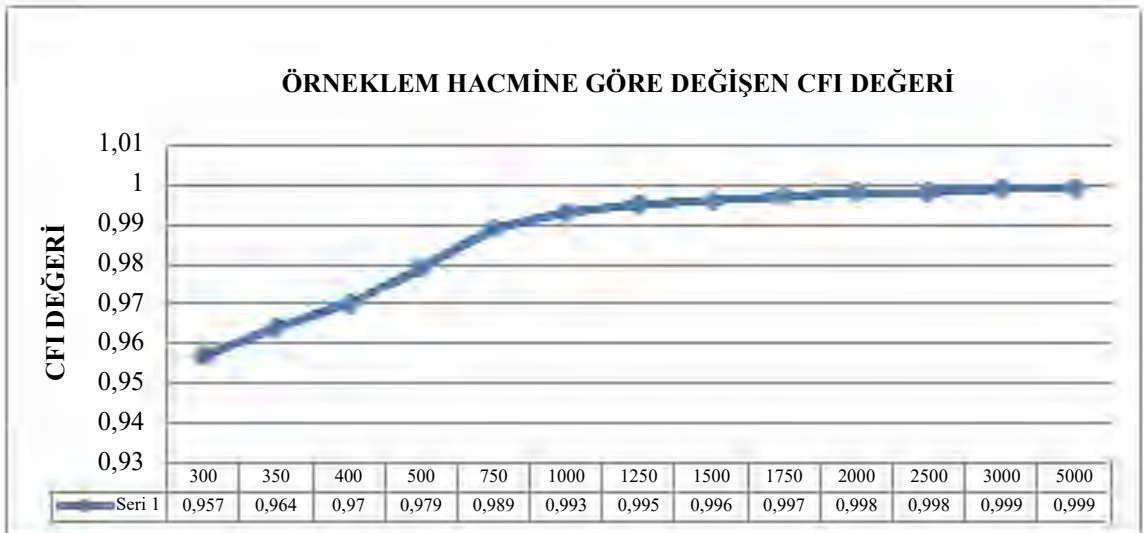
Şekil 3.8. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen Ki-Kare Değerleri

Şekil 3.9 örneklem hacmine göre RMSEA değerinin değişimi görülmektedir. RMSEA değerinin 0 ile 0.5 arasında yer alması iyi bir uyum olduğunu gösterirken 0.1'den büyük olması halinde kabul edilmez bir uyum olduğunu göstermektedir. Şekil 3.9 incelendiğinde en küçük örneklem hacminde yani $n=300$ olduğu durumda RMSEA değerinin 0.052 olduğu hesaplanmıştır. Örneklem hacminin artması ile birlikte RMSEA değerinin düştüğü gözlenmektedir. Ancak 1250 örneklem hacminden sonra düşüşlerin çok küçük olduğu görülmektedir. Bu anlamda değerlendirildiğinde kategorik verilerle çalışma yapılacağı zaman örneklem hacminin en az 1250 olarak alınmasının araştırmacılara daha tutarlı sonuçlar vereceği söylenebilir.



Şekil 3.9. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen RMSEA Değerleri

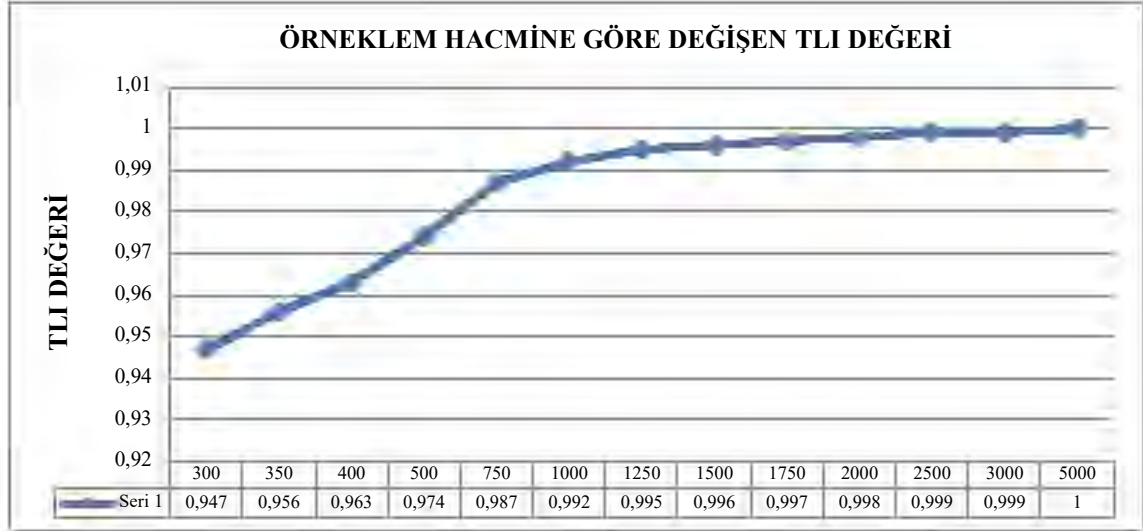
Şekil 3.10 WLS yöntemine göre çözümlene gerçekleştirilen CFI değerlerinin örneklem hacmine göre değişimini göstermektedir. Örneklem hacminin artması ile birlikte CFI uyum iyi indeksinin de arttığı görülmektedir. Ancak örneklem hacminin 3000 ‘den sonra artması CFI değerinde herhangi bir değişikliğe sebep olmamaktadır. CFI değerinin teorik olarak maksimum 1’e eşit olabileceği düşünüldüğünde, WLS yöntemi tercih edildiği zaman araştırmacıların 3000 örnekleme sahip bir veri seti ile çalışmaları gerektiği söylenebilir.



Şekil 3.10. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen CFI Değerleri

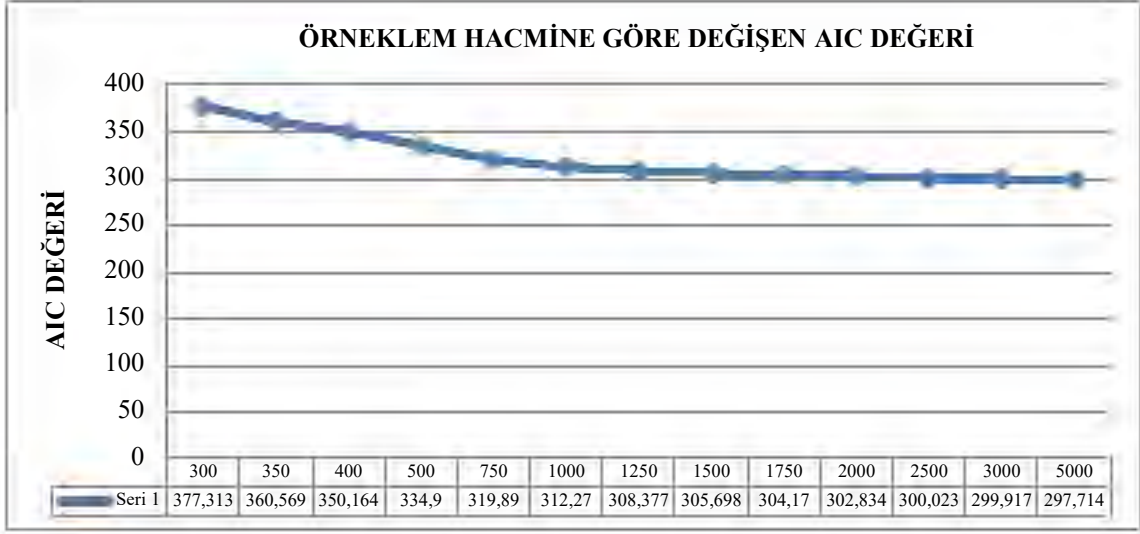
Şekil 3.11 TLI uyum iyiliği indeksinin örneklem hacmi ile değişimi görülmektedir. TLI indeksi 0,97 ile 1,00 değerleri arasında değer aldığı zaman iyi uyum

olarak değerlendirilir. Ayrıca 0.95 ile 0.97 arasında değer aldığı zaman kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Eğer 0.95 değerinin altına düşerse modelin uyumlu olmadığı belirtilmektedir. WLS yöntemine göre tahmin edilen TLI indeksinde örneklem hacminin artması ile birlikte söz konusu indeks değerinin de arttığı görülmektedir. İndeks maksimum değerini ise 5000 hacminde almaktadır.



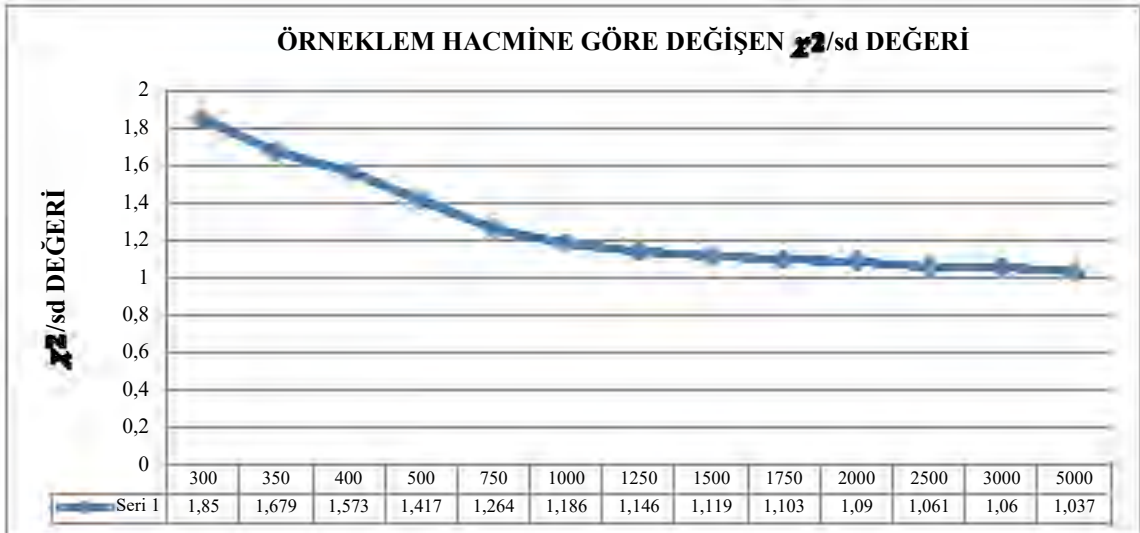
Şekil 3.11. *WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen TLI Değerleri*

Şekil 3.12’de bir bilgi kriteri olarak AIC indeksinin örneklem hacmine göre nasıl bir değişim içerisinde olduğu görülmektedir. AIC değeri daha düşük olan model daha iyi ve daha tutarlı model olarak yorumlanmaktadır. Şekil 3.12’de örneklem hacminin 300 olması durumunda AIC değerinin 377.31 olduğu, 350 olması durumunda 360.57 olduğu ve artan örneklem hacmi ile birlikte 5000 olduğu zaman ise 297.71 olduğu tespit edilmiştir. Ancak dikkat edilmesi gereken bir durum olduğu görülmektedir. Örneklem hacminin 5000’den daha fazla olduğu durumlarda ki değişimin çok fazla olmadığı görülmektedir. Bu durumda optimum örneklem hacminin 5000 olduğu söylenebilir.



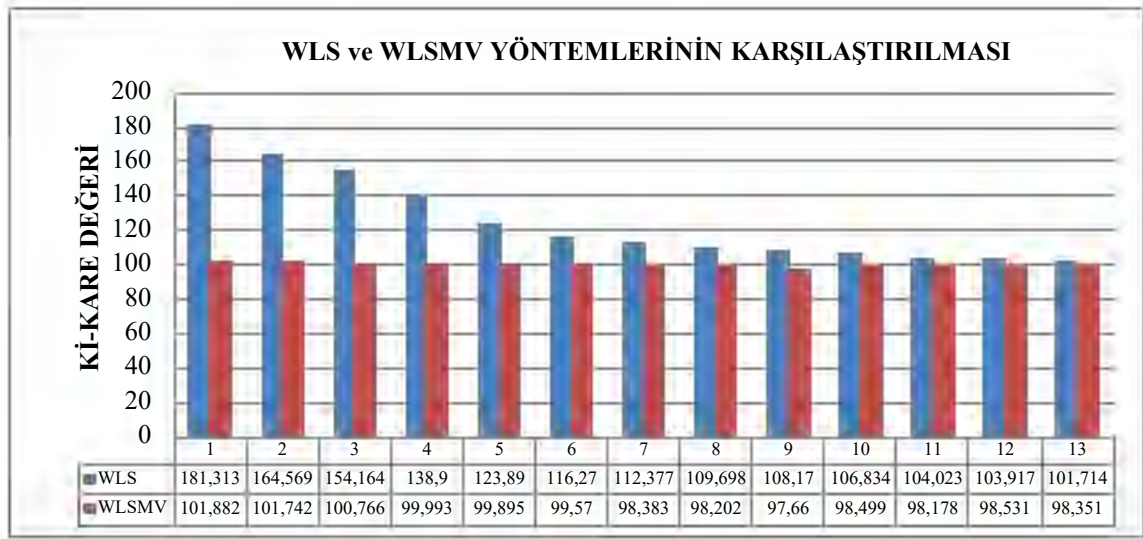
Şekil 3.12. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen AIC Değerleri

Kurulan teorik modelin uyumluluğunun değerlendirilmesinde kullanılan bir diğer indeks χ^2/sd değeridir. Bu değer 0 ile 2 arasında değer alması iyi uyumun bir göstergesidir. Bu değer 2 ile 3 arasında değer alırsa kabul edilebilir uyum içerisinde yer almaktadır. Şekil 3.13 incelendiğinde örnekleme hacminin 300 olduğu durumda $\chi^2/sd = 1.85$ olarak hesaplanmıştır. Örneklem hacminin artması ile birlikte Ki-Kare değerinin azalmasına bağlı olarak χ^2/sd değeri de azalmaktadır. En düşük indeks değerini $n = 5000$ olduğu durumda hesaplanmıştır.



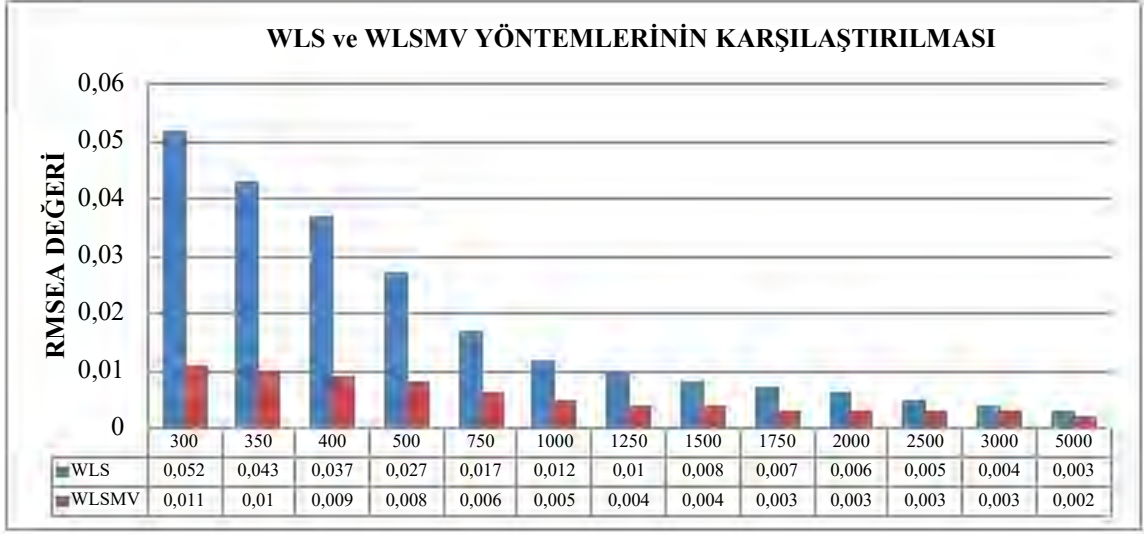
Şekil 3.13. WLS Yöntemi İle Örneklem Hacmine Göre Değişen χ^2/sd Değerleri

Şekil 3.14’de WLS ve WLSMV yöntemleri ile elde edilen farklı örneklem hacimlerinde ki Ki-Kare değerlerinin karşılaştırılması yapılmaktadır. Sonuç olarak grafiğin genelinde WLS yönteminden elde edilen Ki-Kare değerlerinin WLSMV yönteminden elde edilen Ki-Kare değerlerine göre daha yüksek çıktığı görülmektedir. Aradaki fark ise örneklem hacminin artmasıyla gittikçe azalmaktadır. Örneklem hacminin 5000 olduğu zaman aradaki fark minimum olmuştur. Araştırmacıların bu durumda dikkat etmesi gereken nokta, yöntem olarak WLS yöntemi seçilecekse örneklem hacmini 5000 ve daha fazla seçmeleri önerilmektedir. Buna karşın WLSMV yöntemi seçilecekse 2000’den fazla olması önerilebilir.



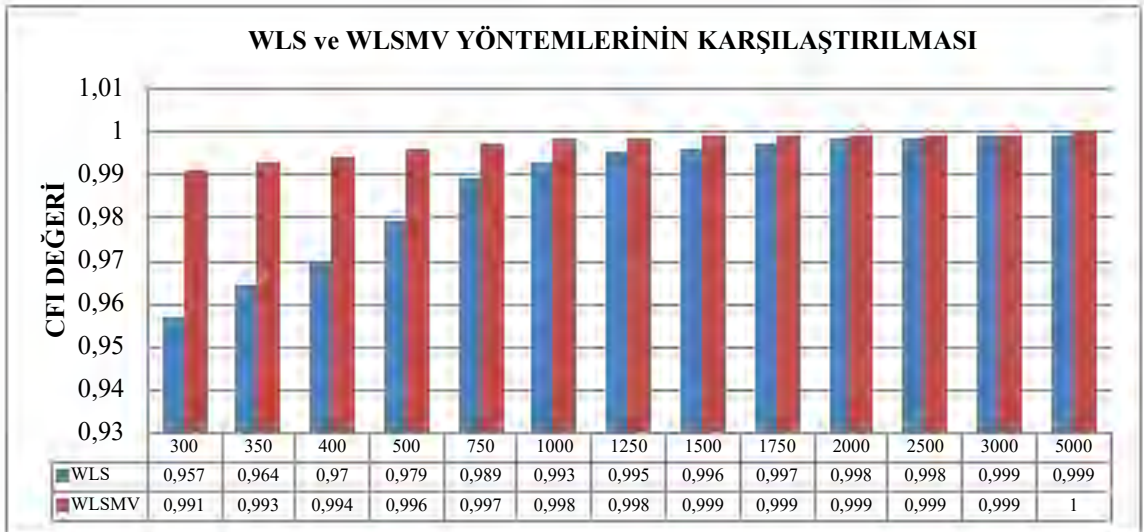
Şekil 3.14. *WLS ve WLSMV Yöntemlerinin Ki-Kare Değerleri Açısından Karşılaştırılması*

WLS ve WLSMV yöntemleri ile tahmin edilen RMSEA değerlerinin karşılaştırıldığı Şekil 3.15’de $n = 300$ olduğu zaman WLS yöntemiyle tahmin edilen RMSEA değerinin WLSMV yöntemiyle tahmin edilenden daha yüksek çıktığı görülmektedir. Ancak örneklem hacminin artması ile birlikte iki yöntem arasındaki fark gittikçe azalmaktadır. Örneğin örneklem hacminin 350 olduğu durumda aradaki fark 0.033 iken $n = 5000$ olduğunda fark 0.001 olmaktadır.



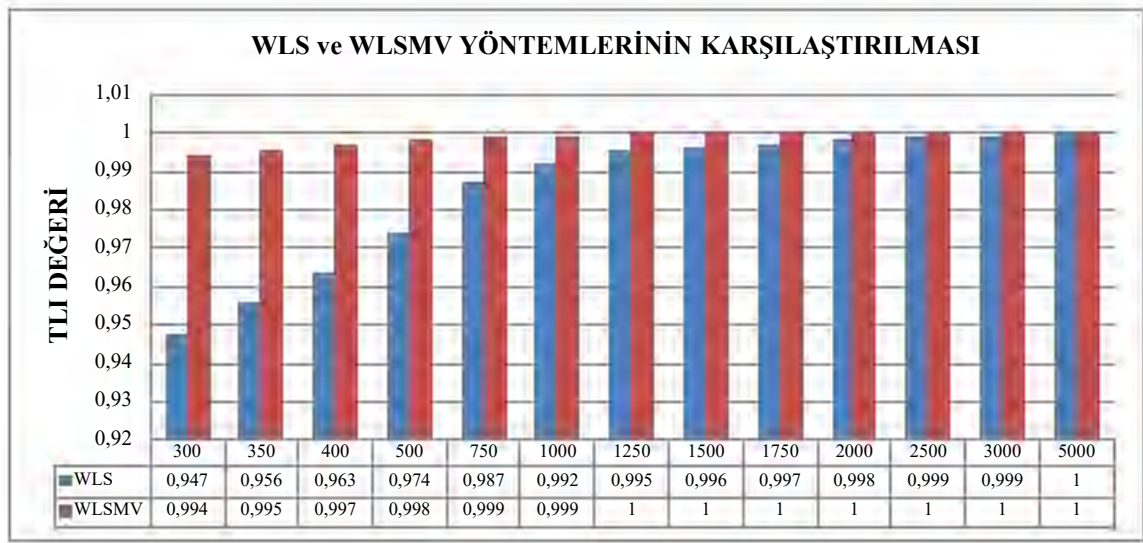
Şekil 3.15. *WLS ve WLSMV Yöntemlerinin RMSEA Değerleri Açısından Karşılaştırılması*

Şekil 3.16’da söz konusu iki yöntemin CFI değerleri açısından karşılaştırılması yer almaktadır. Örneklem hacminin 300 olduğu durumda WLSMV yöntemini tercih etmek daha tutarlı sonuçlar verecektir. Örneklem hacminin artması ile birlikte iki yöntem içinde CFI değerlerinin 1’e yaklaştığı görülmektedir. Örneklem hacminin 3000 olduğu durumda CFI değerlerinin iki yöntem içinde eşitlendiği tespit edilmiştir. Dikkat edilmesi gereken bir noktada WLSMV yönteminin tüm örneklem hacimlerinde mükemmel uyum içerinde olduğu, WLS yönteminin 400 örneklem hacminden sonra mükemmel uyum aralığına girdiği görülmektedir. 300 ve 350 örneklem hacimlerinde ise WLS yöntemi kabul edilebilir uyum içerinde yer aldığı tespit edilmiştir



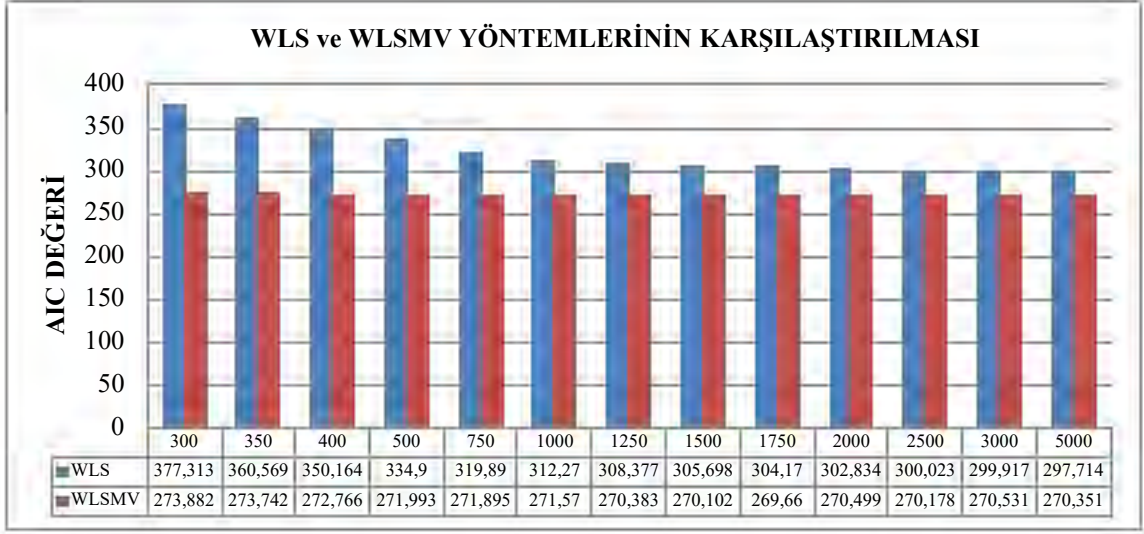
Şekil 3.16. *WLS ve WLSMV Yöntemlerinin CFI Değerleri Açısından Karşılaştırılması*

Şekil 3.17’de iki yöntemle tahmin edilen TLI değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır. WLSMV yöntemiyle tahmin edilen TLI değerleri 1250 örneklem hacminde maksimum değerine ulaşmıştır. WLS yöntemi ise 5000 örneklem hacminde maksimumuna ulaşmıştır. Farkın en büyük olduğu 300 örneklemde 0.047 iken bu fark 5000 örneklemde sıfır değeri almaktadır. TLI uyum indeksinde WLSMV yöntemi için 1250 örneklem hacmi yeterli iken WLS yöntemi için 2500 örneklem yeterli olabilmektedir.



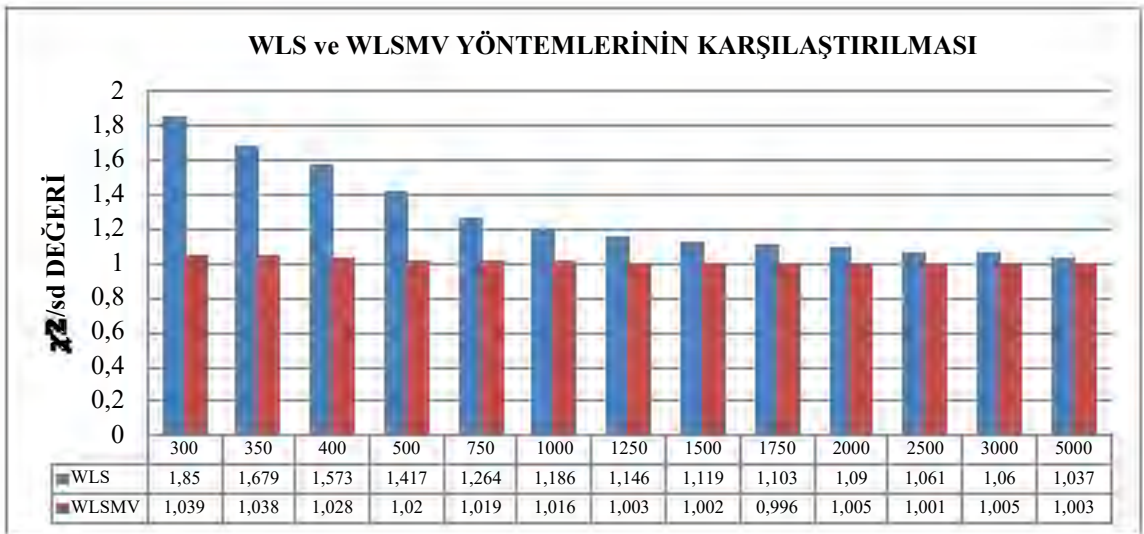
Şekil 3.17. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin TLI Değerleri Açısından Karşılaştırılması

Şekil 3.18’de söz konusu iki yöntemin AIC bilgi kriteri açısından örneklem hacmine göre değişimleri yer almaktadır. Örneklem hacminin artması ile birlikte iki yöntem arasında farkın gittikçe azaldığı şekil 3.18’de görülmektedir. Ancak burada ön plan çıkan önemli bir nokta, tüm örneklem hacimlerinde WLSMV yöntemi ile hesaplanan AIC değeri WLS yöntemine göre her zaman daha düşüktür. Bu anlamda değerlendirildiğinde WLSMV yönteminin WLS yönteminin yerine tercih edilebileceği söylenebilir.



Şekil 3.18. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin AIC Değerleri Açısından Karşılaştırılması

Ki-Kare/sd değerinin 2'den küçük olması gerektiği ilgili kaynaklarda yer almaktadır. Şekil 3.19'da iki yöntem ile bu oranların örneklem hacmine göre değişimi yer almaktadır. Söz konusu tüm örneklem hacimlerinde istenilen oranlara ulaşılmıştır. Ancak şuna dikkat etmek gerekmektedir. WLSMV yöntemi ile tahmin edilen oranın WLS yöntemiyle tahmin edilen oranlardan her zaman daha düşük olduğu görülmektedir. Kullanılan modelin serbestlik derecesi aynı olduğu için Ki-Kare değeri düşük olan yöntemin Ki-Kare/sd değeri daha düşük olacaktır. Bunun sonucu olarak küçük örneklem hacimlerinde WLSMV tahmin etme yöntemini tercih etmenin daha uygun sonuçlar verebileceği söylenebilir.



Şekil 3.19. WLS ve WLSMV Yöntemlerinin χ^2/sd Değerleri Açısından Karşılaştırılması

3.1. Gerçek Bir Veri Seti Üzerinde Uygulama

Bu tez çalışmasında normallik varsayımının bozulduğunda kategorik verilerle yapısal eşitlik modellemesi sentezlendiğinde WLS ve WLSMV tahmin etme yöntemlerinin farklı örneklem büyüklüklerinde göstermiş oldukları performansları daha önceki bölümlerde detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Tezin bundan sonraki aşamasında gerçek bir veri seti üzerinde söz konusu iki tahmin etme yöntemi kullanılarak uyum iyiliği indeksleri ve AIC ve CAIC bilgi kriterleri karşılaştırılması yapılacaktır.

3.2. Veri Yapısı ve Kaynağı

Tezde kullanılan verinin tamamı Meseguer (2015) “Factors that influence the teaching use of Wikipedia in Higher Education” adlı çalışmasından derlenmiştir. Veri yapısı Wikipedia kullanıcılarının profili ile ilgili bilgiler içermektedir. Veri toplama yöntemi olarak anket yönteminden yararlanılmıştır. Yararlanılan anket formunda ilk 11 soru demografik özelliklerle ilgilidir. Anket formunun tamamında 13 faktör ve bu faktörleri açıklayan ilgili sorular bulunmaktadır. Bu çalışmada simülasyonu yapılan teorik modelin gerçek dünyada benzer bir modelle aynı olması amacıyla ve faktör analizi sonuçlarında bazı faktörlerin çıkarılmasından dolayı 5 sorudan oluşan “Kalite Faktörü”, 3 sorudan oluşan “Profil Faktörü”, 4 sorudan oluşan kullanıma yönelik “Teşvik Faktörü” ve 5 sorudan oluşan kullanıcı davranışları ile ilgili “Davranış Faktörü” gibi faktörleri kullanılmıştır. Anketler Universitat Oberta de Catalunya (UOC) ve Universitat Pompeu Fabra (UPF) üniversitelerinde görev yapan 913 akademik kadrodan oluşmaktadır. Katılımcıların görüşleri 5’li likert tipi ölçeği olan 1=Kesinlikle Katılmıyorum, 2=Katılmıyorum, 3=Kararsızım, 4= Katılıyorum, 5=Kesinlikle Katılıyorum şeklindedir.

3.3. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonucu

Yapılan incelemeler sonucunda hedeflenen yapısal eşitlik modellemesinin geçerliliğinin sağlanması amacıyla verilere faktör analizi uygulanmıştır. Yapılan analizde KMO değerinin 0.843 olarak hesaplanması verilere faktör analizinin

yapılabileceğini göstermektedir. Toplam varyans açıklama oranı ise yaklaşık %70 olarak tespit edilmiştir.

Her bir faktörün varyans açıklama oranı, özdeğerleri, faktörler içerisinde yer alan soruların faktör yükleri ve her bir faktörün cronbach'ın alpha (α) değerleri Tablo 3.3'de verilmiştir.

Tablo 3.4. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

Faktörler		Faktör Yükleri	Öz Değer	Varyans Açıklama %	α
QU	KALİTE		5,021	19,087	0,851
QU1	Wikipedia daki makaleler güvenilirdir	0,861			
QU2	Wikipedia daki makaleler günceldir	0,859			
QU3	Wikipedia daki makaleler kapsamlıdır	0,775			
QU5	Wikipedia'nın kurgu sistemine güveniyorum	0,691			
PF	PROFİL		1,221	14,241	0,783
PF1	İnternette günlük bilgilerin yer aldığı bir platforma katkı sağlarım	0,821			
PF2	Sosyal iletişim ağlarına etkin bir şekilde katılırım	0,838			
PF3	Açık platformlarda akademik içerikler yayımlarım	0,786			
INC	TEŞVİK		1,900	18,061	0,834
INC1	Eğitim aktivitelerini dizayn etmek için Wikipedia yı kullanmada iyi bir rehber faydalı olacaktır	0,792			
INC2	Eğitim aktivitelerini dizayn etmek için Wikipedia yı kullanmada bir meslektaşımın yardım almak faydalı olacaktır	0,800			
INC3	Eğitim aktivitelerini dizayn etmek için Wikipedia yı kullanmada özel bir eğitim almak faydalı olacaktır	0,860			
INC4	Eğitim aktivitelerini dizayn etmek için Wikipedia yı kullanmada büyük ve kurumsal bir firmadan yardım almak faydalı olacaktır	0,781			

Tablo 3.5. (Devam) Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

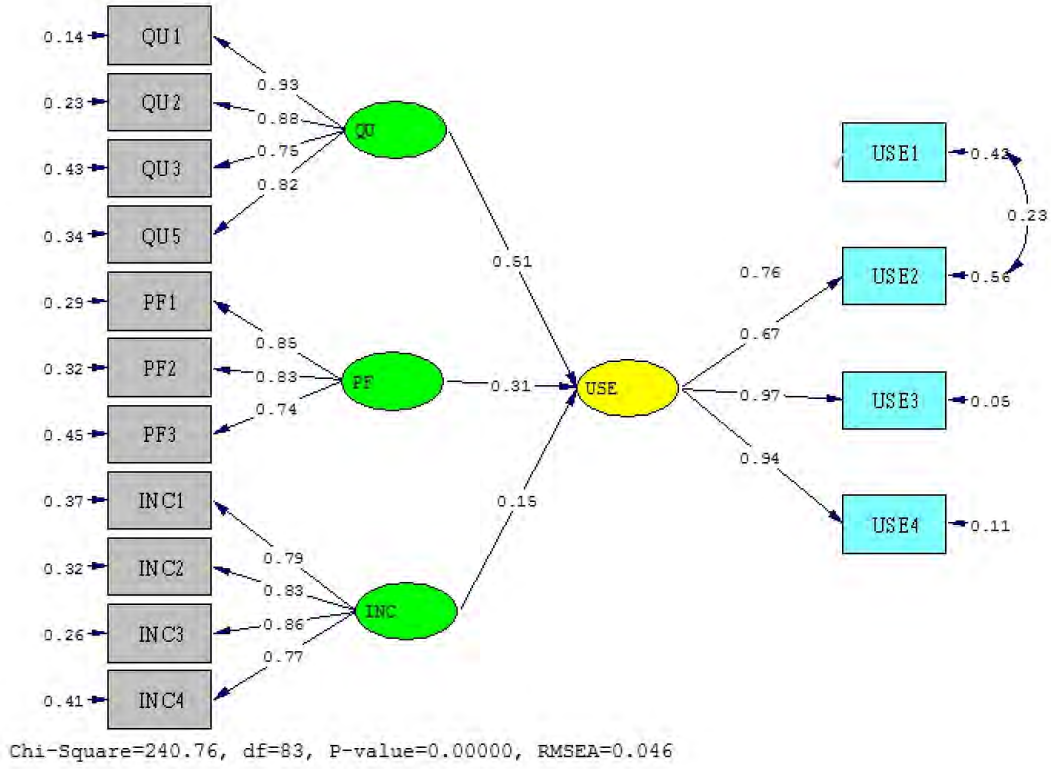
Faktörler	Faktör Yükleri	Öz Değer	Varyans Açıklama %	α
USE	KULLANICI DAVRANIŞI	2,321	2,321	0,861
USE1	Teknik ve materyaller geliştirmek için Wikipediayı kullanırım	0,789		
USE2	Öğrenciler ile eğitim aktiviteleri geliştirmek için Wikipediayı kullanırım	0,759		
USE3	Wikipediayı kullanmaları için öğrencilerime tavsiye ederim	0,815		
USE4	Wikipediayı kullanmaları için meslektaşlarıma tavsiye ederim	0,783		

3.4. WLSMV Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli ve Yorumu

Yapılan analizlerde WLSMV yöntemi ile tahmin edilen Şekil 3.20'deki yapısal eşitlik modeli, 4 gizil değişken ve 15 gözlenen değişkenden oluşmaktadır. USE dışsal gizil değişkeni üzerinde QU, PF ve INC olmak üzere 3 gizil içsel değişken etki etmektedir. Ayrıca QU, INC ve USE gizil değişkenleri 4'er gözlenen değişken ve PF gizil değişkeni 3 gözlenen değişkenden oluşmaktadır.

USE faktörü üzerinde en etkili 0,51 kat sayısı ile QU faktörü etkili olmuştur. QU faktörünü ise en fazla 0,93 katsayı ile QU1 değişkeni etkilemektedir. QU faktörü üzerinde en az etki ise 0,75 oranıyla QU3 değişkeni olmaktadır. USE faktörü üzerinde en az etki oranı INC faktörü olmaktadır. INC faktörü üzerinde INC1, INC2, INC3, INC4 değişkenleri etkiye sahiptir. Etki dereceleri ise sırasıyla 0.79, 0.83, 0.86 ve 0.77 oranları oluşturmaktadır. Ayrıca USE faktörü üzerinde PF faktörünün etkisi 0.31'dir. PF faktörü ise 0.85, 0,83 ve 0.74 oranlarıyla PF1, PF2 ve PF3 gözlenen değişkenlerinden etkilenmektedir.

Son olarak USE faktörü 4 gözlenen değişken tarafından etkilenmektedir. Söz konusu bu değişken içerisinde en fazla etki 0.97 katsayısı ile USE3 değişkeni olmaktadır. En az etki ise USE2 değişkenidir. Diğer USE1 ve USE4 değişkenlerinin etki dereceleri 0.76 ve 0.94 olarak hesaplanmaktadır.



Şekil 3.20. WLSMV Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli

Tablo 3.6. WLSMV Yöntemi ile Kurulan Model İçin Uyum Kriterlerine Ait Değerler

UYUM KRİTERLERİ	MÜKEMMEL UYUM	KABULEDİLEBİLİR UYUM	MODEL
RMSEA	$0 < RMSEA < 0.05$	$0.05 \leq RMSEA \leq 0.10$	0,046
NFI	$0.95 \leq NFI \leq 1$	$0.90 < NFI \leq 0.95$	0,980
NNFI	$0.97 \leq NNFI \leq 1$	$0.95 \leq NNFI \leq 0.97$	0,980
CFI	$0.97 \leq CFI \leq 1$	$0.95 \leq CFI \leq 0.97$	0,990
GFI	$0.95 \leq GFI \leq 1$	$0.90 \leq GFI \leq 0.95$	0,990
AGFI	$0.90 \leq AGFI \leq 1$	$0.85 \leq AGFI \leq 0.90$	0,990

Kaynak: Schermelleh-Engel and Moosbrugger, 2003.

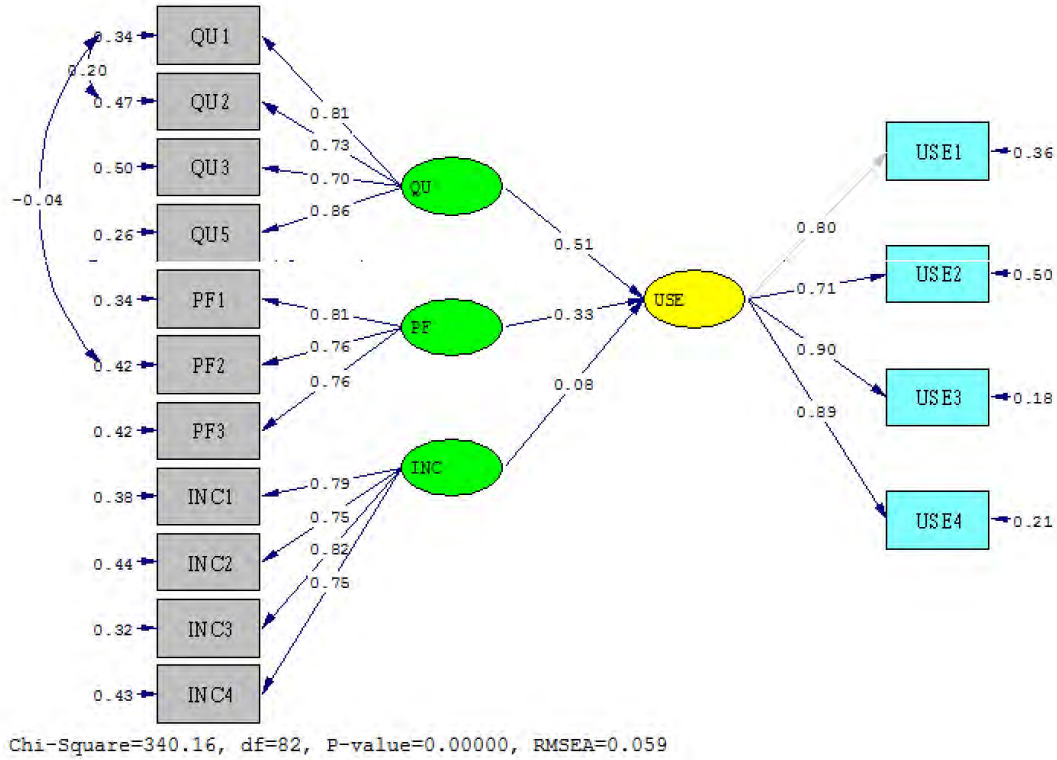
Şekil 3.20’de kurulan yapısal eşitlik modelinin ilgili uyum iyiliği indeksleri tablo 3.4’de yer almaktadır. Tablo 3.3 incelendiğinde RMSEA, NFI, NNFI, CFI, GFI ve AGFI indekslerinin tamamının mükemmel uyum içerisinde olduğu görülmektedir. Ayrıca modelin AIC değeri 314.76, CAIC değerinin 938.01, Ki-Kare değerinin 240.76 ve serbestlik derecesi 83 olarak hesaplanmıştır. χ^2 / sd değerinin 3’ün altında olduğu tespit edilmiştir.

3.5. WLS Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli ve Yorumu

Yapılan analizler neticesinde WLS yöntemi ile kestirilen Şekil 3.21'deki YEM, 4 gizil değişken ve 15 gözlenen değişkenden oluşmaktadır.

Söz konusu bu gizil değişkenlerden, USE faktörü üzerinde en etkili 0,51 kat sayısı ile QU faktörü olmuştur. QU faktörünü ise en fazla 0,86 katsayı ile QU5 değişkeni etkilemektedir. QU faktörü üzerinde en az etki ise 0,70 katsayısı ile QU3 değişkeni olmaktadır. USE faktörü üzerinde en az etki oranı INC faktörü olmaktadır. INC faktörü üzerinde INC1, INC2, INC3, INC4 değişkenleri etkiye sahiptir. Etki dereceleri ise sırasıyla 0.79, 0.75, 0.82 ve 0.75 oranları oluşturmaktadır. Ayrıca USE faktörü üzerinde PF faktörünün etkisi 0.33'dir. PF faktörü ise 0.81, 0,76 ve 0.76 oranlarıyla PF1, PF2 ve PF3 gözlenen değişkenlerinden etkilenmektedir.

Son olarak USE faktörü 4 gözlenen değişken tarafından etkilenmektedir. Söz konusu bu değişken içerisinde en fazla etki 0.90 katsayısı ile USE3 değişkeni olmaktadır. En az etki ise USE2 değişkenidir. Diğer USE1 ve USE4 değişkenlerinin etki dereceleri 0.80 ve 0.89 olarak hesaplanmaktadır.



Şekil 3.21. WLS Yöntemi İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli

Tablo 3.7. WLS Yöntemi ile Kurulan Model İçin Uyum Kriterlerine Ait Değerler

UYUM KRİTERLERİ	MÜKEMMEL UYUM	KABULEDİLEBİLİR UYUM	MODEL
RMSEA	$0 < RMSEA < 0.05$	$0.05 \leq RMSEA \leq 0.10$	0,059
NFI	$0.95 \leq NFI \leq 1$	$0.90 < NFI \leq 0.95$	0,970
NNFI	$0.97 \leq NNFI \leq 1$	$0.95 \leq NNFI \leq 0.97$	0,970
CFI	$0.97 \leq CFI \leq 1$	$0.95 \leq CFI \leq 0.97$	0,980
GFI	$0.95 \leq GFI \leq 1$	$0.90 \leq GFI \leq 0.95$	0,990
AGFI	$0.90 \leq AGFI \leq 1$	$0.85 \leq AGFI \leq 0.90$	0,990

Şekil 3.21’de kurulan yapısal eşitlik modelinin ilgili uyum iyiliği indeksleri tablo 3.5’te yer almaktadır. Tablo 3.5’de incelendiğinde NFI, NNFI, CFI, GFI ve AGFI indekslerinin tamamı mükemmel uyum içerisinde olduğu görülmektedir. Ancak RMSEA indeksinin kabul edilebilir uyum içerisinde olduğu görülmektedir. Ayrıca modelin AIC değeri 416,16 CAIC değerinin 637,19 Ki-Kare değerinin 340.16 ve serbestlik derecesi 82 olarak hesaplanmıştır. χ^2 / sd değerinin 3’ün üzerinde olduğu tespit edilmiştir.

3.6. WLS ve WLSMV Yöntemleri İle Tahmin Edilen Yapısal Eşitlik Modeli Uyum İyiliği İndekslerinin Karşılaştırılması

Şekil 3.22’de RMSEA, NFI, NNFI, CFI, GFI ve AGFI gibi uyum indekslerinin WLSMV ve WLS tahmin etme yöntemlerine göre karşılaştırması yer almaktadır. Bu sonuçlara göre WLSMV ile tahmin edilen modelde RMSEA değeri 0,046 olarak WLS ile tahmin edilen modelde 0,059 olarak hesaplanmıştır. RMSEA indeksi modelden elde edilen kovaryans matrisi ile örneklemden elde edilen kovaryans matrisi arasındaki uyumun bir ölçüsüdür. Bu anlamda değerlendirildiğinde WLSMV yöntemi ile tahmin sonucuna göre örneklemin kovaryansı ile modelden elde edilen kovaryans WLS tahmin etme yöntemine göre daha uyumludur.

NFI indeksi değerleri her iki tahmin etme yöntemine göre mükemmel uyum içerisinde yer almaktadır. NFI değerinin 1’e yaklaşması önerilen model ile hedef model arasındaki uyumun iyi olduğunun göstermektedir. Bu değer 0,90’ın altında olması istenmeyen bir durumdur.

NNFI uyum indeksi ise NFI indeksinin örneklem hacminden etkilenmesinden kaynaklanan olumsuz durumu ortadan kaldırmak için önerilen bir indekstir. WLSMV yöntemi ile hesaplanan NNFI değeri 0,98 iken WLS yöntemiyle hesaplanan NNFI indeksinin değeri 0,97 olarak hesaplanmıştır. İki yöntem içinde söz konusu değer mükemmel uyum içinde olduğu görülmektedir. Ancak WLSMV yöntemiyle tahmin edilen NNFI değeri 1'e daha yakındır.

CFI indeksi, temel model ile hedef modelin ürettiği kovaryans matrisini karşılaştırmada kullanılan bir uyum ölçütü indeksidir. WLSMV yöntemiyle tahmin edilen CFI indeksinin değeri WLS yöntemiyle tahmin edilen CFI indeksi değerine göre 1'e daha yakındır.

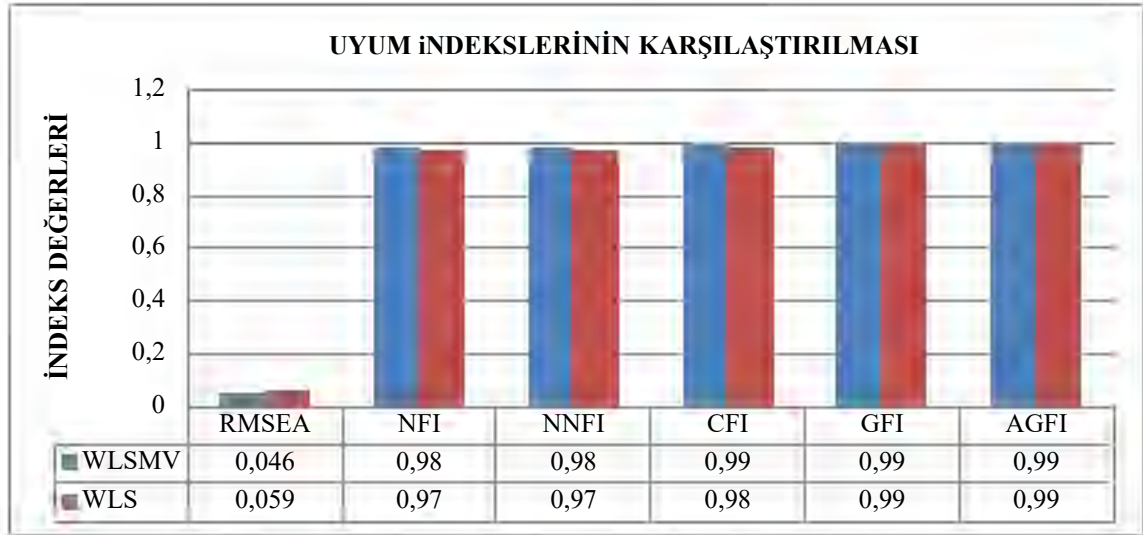
GFI indeksi modelin örneklem kovaryans matrisinin ne kadarının ölçüldüğünü gösteren bir indekstir. Bu değer her iki tahmin etme yönteminde 0,99 olarak hesaplanmıştır. Bu değer 1'e yakın olması örneklem kovaryans matrisinin iyi derecede ölçüldüğünün bir göstergesidir.

AGFI indeksi ise GFI indeksinin düzeltilmiş halidir. Bu indeks değişken sayısı ve serbestlik derecelerini dikkate alan bir indekstir. AGFI indeksinin değeri WLS ve WLSMV yöntemlerinin her ikisinde de 0,99 olarak hesaplanmıştır. Bu değer 1'e yakın olması istenen bir durumdur.

Şekil 3.22'de AIC, CAIC ve Ki-Kare ölçütlerinin WLS ve WLSMV yöntemlerine göre karşılaştırılması yer almaktadır. Bir bilgi kriteri olan AIC değeri düşük olan model gerçek modeli daha iyi temsil etmektedir. Bu çalışmada kullanılan model her iki tahmin etme yönteminde aynı olduğundan dolayı yöntemler ile tahmin edilen aynı modelin gerçek modeli hangisinin daha iyi açıkladığını belirlemeye çalışılmaktadır. Bu anlamda değerlendirildiğinde WLSMV yöntemi WLS yöntemine göre daha fazla bilgi içermektedir.

AIC bilgi kriterinin karmaşıklığının gidermek için önerilen CAIC bilgi kriteri en basit modeli seçmek için değişken sayısının fazla olmasından kaynaklanan karmaşıklığı ortadan kaldıran bir bilgi kriteridir. Bu bakımdan WLSMV yöntemi ile tahmin edilen modelde CAIC değeri WLS yönteminden daha yüksek hesaplanmıştır. Bu şu anlama gelmektedir. Tahmin edilen model aynı olduğundan dolayı karmaşık bir modelde WLS yöntemini tercih etmek WLSMV yöntemine göre daha fazla bilgi içerecektir.

Ki-Kare istatistiđi kitle kovaryans matrisi ile modele iliřkin tahmini kovaryans matrisine eřit olup olmadıđını deđerlendiren bir istatistiktir. WLSMV yontemi ile tahmin edilen kovaryans matrisi WLS yontemiyle tahmin edilen kovaryans matrisi daha duřuk deđer almasından dolayı kitle kovaryansını daha iyi ađıklamaktadır.



Őekil 3.22. WLSMV ve WLS Tahmin Etme Yontemlerinin Uyum Endeksleri Ađısından KarŐılaŐtırılması

Őekil 3.23’de WLSMV ve WLS tahmin etme yontemlerinin AIC, CAIC ve Ki-Kare kriterleri bakımından karŐılaŐtırılması yer almaktadır. Őekil 3.23’e gore WLSMV tahmin yontemiyle hesaplanan AIC deđerı 314,76 iken WLS yontemiyle hesaplanan deđer 416,16 olarak tespit edilmiŐtir. CAIC deđerı ise WLSMV yonteminde 938,01’e karŐın WLS yontemiyle hesaplanan deđer 637,19 olarak tespit edilmiŐtir. Son olarak Ki-Kare deđerı, WLSMV yonteminde 240,76 WLS yonteminde ise 340,16 olarak hesaplanmıŐtır.

- Gazelođlu C., Dođan İ., Kılıç İ., Saraçlı S. (2012). Robust Fuzzy Type II Simple Linear Regression Analysis: A Monte Carlo Simulation Study. 8th International Symposium Of Statistics, Eskişehir .
- Gülsevin G., Saraçlı S., Çiçek H., Elibol N., Çelik H. E., Gazelođlu C., Erdođmuş B. C. (2012). Examining the Teacher's Motivation Factors Based on Maslow's Hierarchy of Needs via CHAID Analysis. 8th International Symposium Of Statistics, Eskişehir.
- Dođan İ., Saraçlı S., Kılıç İ., Gazelođlu C. (2012). An Application of Data Envelopment Analysis on Marble Factories. International Congress In Honour Of Professor H.M. Srivastava, Bursa.
- Topcu B.,Saracli S., Alpsoy S., Akyuz A., Yilmaz M., Gazelođlu C. (2013). Yapısal Eşitlik Model Analizi: Prehipertansif Bireylerde, Antropometrik Biyokimyasal Ve Ekokardiyografik Parametreler Üzerine Bir Uygulama. 8. Uluslararası İstatistik Kongresi, Antalya.
- Topçu B., Saraçlı S., Gazelođlu C., Telli H., Özteke R. (2014). Examining the Workers' Productivity at Textile Enterprises in Afyonkarahisar City via Structural Equation Modeling. 9. İstatistik Günleri Sempozyumu, Antalya.
- Topçu B., Gazelođlu C., Yılmaz M. (2015). Akademisyenlerin Çevreye Karşı Tutumlarının Yapısal Eşitlik Modellemesi ile İncelenmesi. 9. Uluslararası İstatistik Sempozyumu, Antalya.
- Gazelođlu C., ASAN GREENCARE Z. (2015). Using Structural Equation Models for Visualization of Categorical Data. Correspondence Analysis and Related Methods, Napoli.

- Topçu B., Saraçlı S., Dursun P., Gazeloğlu C. (2012). Akademisyenlerin Yaşam Kalitesi Üzerine Çalışma: Afyon Kocatepe Üniversitesi Örneği, Düzce Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Dergisi. 2(1): 15-19.
- Gazeloğlu C., Saraçlı S. (2012). Bulanık ve Sağlam Bulanık Açığortay Regresyon Tekniklerinin Performansları Üzerine Bir Benzetim Çalışması, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi. 011301: 1-13.
- Topçu B., Saraçlı S., Gazeloğlu C. (2014). Afyonkarahisar İlindeki Tekstil İşletmelerinde Çalışan İşçilerin Verimliliğini Etkileyen Etmenlerin Yapısal Eşitlik Modeli İle İncelenmesi. International Anatolia Academic Online Journal. 2 (1): 12-17
- Saraçlı S., Kılıç İ., Türkan A.H., Dursun P., Doğan İ., Özdemir Ş., Gazeloğlu C. (2014). Üniversite Öğrencilerinin Çevresel Bilgi ve Davranışlarının Yapısal Eşitlik Modeli İle İncelenmesi. International Anatolia Academic Online Journal. 2 (1): 1-11
- Gazeloğlu C., Saraçlı S. (2013). Doğrusal Olmayan Tip II Regresyon Analizi Üzerine Bir Simülasyon Çalışması. International Anatolia Academic Online Journal. 1 (1): 13-18.
- Topcu B., Ünsal C., Gazeloğlu C., Aktaş S. (2014). Kapalı Mekanlarda Sigara İçme Yasağı ve Üniversite Öğrencilerin Sigara İçme Alışkanlıklarının Üzerine Etkisi. International Journal of Basic and Clinical Medicine. 2(1):24-31.
- Saraçlı S., Kılıç İ., Doğan İ., Gazeloğlu C. (2013). An Application Of Data Envelopment Analysis On Marble Actories. Journal of Inequalities and Applications. 1/139.
- Saraçlı S., Gazeloğlu C. (2014). Multivariate Linear Errors in Variables Regression: A simulation Study of Bisector Technique on Three-Dimensional

Space. Journal of Selçuk University Natural and Applied Science, ISSN:2147-3781

- Saraçlı S., Başar M. A., Erdoğan C., Gazeloğlu C. (2014). Effects Of Socio-Demographical Factors On Maslow's Needs Of Hierarchy: An Application On Educators In Different Positions In Ankara. The Journal of Academic Social Science Studies, Number: 26, Summer II e-ISSN: 2147-2971 / p-ISSN: 2148-4163
- Saraçlı S., Keskindürk T., Çiçek M., Gazeloğlu C. (2014). Determinants of Job Motivation and Organizational Commitment: Afyon Kocatepe University Sample via Structural Equation Modelling. International Anatolia Academic Online Journal, 2(1), 12-17.
- Saraçlı S., Emir O., Gazeloğlu C., Çiçek H. (2014). Entropy Based Analysis of the Introduction Texts of Europe's Most-Visited Tourist Attractions. Tourism: An International Interdisciplinary Journal. 2014, Vol 62, No: 2, 225-235. ISSN 1332-7461.
- Doğan, İ. Kılıç, İ. Saraçlı, S. Gazeloğlu, C. (2015). Principal Components Regression and An Application. 4th International Conference on Mathematics & Information Science (ICMIS 2015), 5-7 Şubat 2015, Zewail City, Egypt.