

Doğrulayıcı Faktör Analizinde Örneklem Hacmi, Tahmin Yöntemleri ve Normalliğin  
Uyum Ölçütlerine Etkisi

Murat Dođan

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

İstatistik Anabilim Dalı

Haziran 2013

Influence of Sample Size, Estimation Method and Normality on Fit Indices in  
Confirmatory Factor Analysis

Murat Doğan

**MASTER OF SCIENCE THESIS**

Department of Statistics

June 2013

Doğrulayıcı Faktör Analizinde Örneklem Hacmi, Tahmin Yöntemleri ve Normalliğin Uyum  
Ölçütlerine Etkisi

Murat Dođan

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Lisansüstü Yönetmeliđi Uyarınca  
İstatistik Anabilim Dalı  
İstatistik Bilgi Sistemleri Bilim Dalında  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Özer Özaydın

Haziran 2013

## ONAY

İstatistik Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisi Murat Dođan'ın YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı “Dođrulamalı Faktör Analizinde Örneklem Hacmi, Tahmin Yöntemleri ve Normalliđin Uyum Ölçütlerine Etkisi” başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliđin ilgili maddeleri uyarınca deđerlendirilerek kabul edilmiştir.

**Danışman** : Yrd. Doç. Dr. Özer Özaydın

**İkinci Danışman** : ---

### **Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:**

**Üye** : Yrd. Doç. Dr. Özer Özaydın

**Üye** : Prof. Dr. Zeki Yıldız

**Üye** : Prof. Dr. Veysel Yılmaz

**Üye** : Doç. Dr. Fikret Er

**Üye** : Doç. Dr. Harun Sönmez

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ..... tarih ve ..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Nimetullah BURNAK

Enstitü Müdürü

## ÖZET

Yapısal Eşitlik Modelleri (YEM), nedensel ilişkilerin tahmin edilmesinde ve test edilmesinde kullanılan, bir teori geliştirme ve test etme yöntemidir. Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) ise gizil ve gözlenen değişkenler arasındaki ilişkilerin ölçüm modelleriyle ilgilenen YEM'in bir parçasıdır. Bu tez çalışmasında, DFA uyum ölçütlerinin farklı koşullar altındaki karakteristik özelliklerinin belirlenmesi amacıyla Monte Carlo simülasyonu yardımıyla yapılmıştır. Bu simülasyon çalışmasında, örneklem hacminin 7 farklı durumu (50, 100, 200, 400, 800, 1600, 4000), tahmin yönteminin 4 farklı durumu (En Çok Olabilirlik, En Küçük Kareler, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler, Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler) ve dağılımsal koşulun 3 farklı durumu (çok boyutlu normallik varsayımı, az derecede normallikten sapma, orta derecede normallikten sapma) ele alınmıştır. Simülasyon çalışması, bu koşulların, CFA'da ve YEM'de en çok kullanılan 11 uyum ölçütüne etkisini incelemek amacıyla EQS yazılımı yardımıyla oluşturulmuştur. Çalışmanın sonucunda, ele alınan tüm koşulların uyum ölçülerini etkilediği tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Doğrulayıcı Faktör Analizi, Monte Carlo Simülasyonu, EQS, Yapısal Eşitlik Modellemesi, Uyum Ölçütleri

## SUMMARY

Structural equation modeling (SEM) is a statistical technique for testing and estimating causal relations, they are suited both to test and develop a theory. Confirmatory Factor Analysis (CFA) is a type of structural equation modeling that deals specifically with measurement models, that is, the relationships between observed and latent variables. In this thesis study, Monte Carlo simulation is used to evaluate the characteristics of CFA fit indices under different conditions (such as sample size, estimation method and distributional conditions). The simulation study was performed using seven different samples where sample has a different sample size such as 50, 100, 200, 400, 800, 1600, 4000, four different estimation methods (Maximum Likelihood, Generalized Least Square, Least Square and Weighted Least Square) and three distribution conditions (normal, slightly non-normal and moderately non-normal). A simulation study was conducted with EQS software to examine the effect of this conditions on the most common eleven fit indices are studied in CFA and SEM. As a result of this study, all of the conditions discussed in this thesis have influence on fit indices.

**Keywords:** Confirmatory Factor Analysis, Monte Carlo Simulation, EQS, Structural Equation Modeling, Fit Indices

## TEŞEKKÜR

Akademik çalışmalarında, gerek derslerimde ve gerekse tez çalışmalarında, bana danışmanlık ederek, beni yönlendiren ve her türlü olanağı sağlayan danışmanım Yrd. Doç. Dr. Özer ÖZAYDIN'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatımda maddi ve manevi olarak bana destek veren, akademik hayatımda ise tecrübelerini benden esirgemeyen ve bu tez çalışmasının ortaya çıkmasındaki en büyük paya sahip olan Prof. Dr. Veysel YILMAZ'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatımın büyük bölümünde yanımda olan ve her zaman desteğini hissettiğim Arş. Gör. Rana ŞEN'e sevgilerimi sunarım.

Öğrenim hayatımın başından beri bana inanan, güvenen ve desteğini hiçbir durumda esirgemeyen annem Sultan DOĞAN, babam Ömer DOĞAN ve kardeşim Betül DOĞAN'a sevgi ve teşekkürlerimi sunmaktan mutluluk duyarım.

Ve üzerimde emeği olan herkese sonsuz teşekkür ederim.

## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

<b>ÖZET .....</b>	<b>v</b>
<b>SUMMARY .....</b>	<b>vi</b>
<b>TEŞEKKÜR .....</b>	<b>vii</b>
<b>ŞEKİLLER DİZİNİ .....</b>	<b>xi</b>
<b>ÇİZELGELER DİZİNİ .....</b>	<b>xii</b>
<b>SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ .....</b>	<b>xiii</b>
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
<b>2. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ .....</b>	<b>3</b>
2.1.Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihçesi .....	3
2.2.Yapısal Eşitlik Modellemesinin Matris Gösterimi .....	4
<b>3. DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ .....</b>	<b>8</b>
<b>4. YEM'DE KULLANILAN TAHMİN YÖNTEMLERİ .....</b>	<b>15</b>
4.1.Parametre Tahmin Yönteminin Seçiminde Normallik Varsayımının Önemi .....	15
4.2.En Çok Olabilirlik .....	17
4.3.Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler .....	18
4.4.En Küçük Kareler .....	20
4.5.Genelleştirilmiş En Küçük Kareler .....	20



## İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
<b>5. UYUM İNDEKSLERİ.....</b>	<b>23</b>
5.1.Model Uyumunun Belirlenmesi.....	23
5.2.Model Uyumu .....	24
5.2.1.Ki-Kare.....	25
5.2.2.RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation - Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü) .....	26
5.2.3.GFI (Goodness-of-fit Index - Uyum İyiliği İndeksi) and AGFI (Adjusted Goodness-of-fit Index – Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi) .....	26
5.2.4.MFI (McDonald’s Fit Index).....	27
5.2.5.RMR (Root Mean Square Residuals - Hata Kareler Ortalamasının Karekökü).....	27
5.2.6.SRMR (Standardized Root Mean Square Residual - Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü).....	28
5.3.Model Karşılaştırma.....	28
5.3.1.IFI (Incremental Fit Index – Artan Uyum İndeksi).....	28
5.3.2.NFI (Normed Fit Index - Normlaştırılmış Uyum İndeksi).....	29
5.3.3.TLI (Turker-Lewis Index) - NNFI (Non-normed Fit Index - Normlaştırılmamış Uyum İndeksi).....	29
5.3.4.CFI (Comperative Fit Index –Karşılaştırmalı Uyum İndeksi) .....	29
5.4.Model Optimizasyonu (Parsimony).....	30
5.4.1.NC (Normed Chi-Square – Normlaştırılmış Ki kare) .....	30
5.4.2.PFI (Porsimonious Fit Index).....	30
5.4.3.AIC (Akaike Bilgi Kriteri) .....	30
5.4.4.CAIC (Consistent Akaike Information Criterion).....	31

**İÇİNDEKİLER (devam)**

	<b><u>Sayfa</u></b>
<b>6. MONTE CARLO SİMÜLASYONU .....</b>	<b>32</b>
6.1.İlgilenilen Araştırma Sorusunun Teorik Olarak Geliştirilmesi.....	33
6.2.Geçerli Modelin Oluşturulması.....	33
6.3.Uygun Deneysel Koşulların Seçilmesi.....	34
6.4.Kitle Parametre Değerlerinin Seçilmesi.....	35
6.5.Uygun Yazılım Programının Seçimi.....	36
6.6.Simülasyonun Yürütülmesi.....	36
6.6.1.Kovaryans Matrislerinin Özellikleri.....	38
6.6.2.Simülasyon Sırasında Karşılaşılan Problemler .....	38
6.6.3.Seed (Tohum) Seçiminin Önemi.....	39
6.7.Dosya Depolama .....	39
6.8.Sorun Giderme Ve Doğrulama.....	39
6.9.Sonuçların Özetlenmesi .....	40
<b>7. BULGULAR.....</b>	<b>41</b>
<b>8. SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER.....</b>	<b>50</b>
<b>KAYNAKLAR DİZİNİ.....</b>	<b>52</b>

**ŞEKİLLER DİZİNİ**

<b><u>Sekil</u></b>	<b><u>Sayfa</u></b>
1. Tek Faktörlü DFA.....	11
2. İki Faktörlü Dışsal Gizil Değişkenler için DFA Modeli.....	11
3. İki Faktörlü İçsel Gizil Değişkenler için DFA Modeli .....	12
4. DFA Modeli.....	34

## ÇİZELGELER DİZİNİ

<b><u>Çizelge</u></b>	<b><u>Sayfa</u></b>
1. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamaları .....	42
2. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamaları (Devamı) ..	43
3. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamaları (Devamı) ..	44
4. P Değerleri Tablosu .....	46
5. Dağılımsal Koşulların İkili Karşılaştırmaları .....	47
6. Hacimlerin İkili Karşılaştırmaları .....	48
7. Tahmin Yöntemlerinin İkili Karşılaştırmaları .....	49
8. Kısmi Eta Kare.....	49

## SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

<b><u>Simgeler</u></b>	<b><u>Açıklama</u></b>
$\eta$	Rassal içsel gizil değişkenlerin oluşturduğu vektör
B	Köşegen elemanları sıfır olan içsel gizil değişkenlerin katsayı matrisi
$\Gamma$	Dışsal gizil değişkenlerin dışsal katsayı matrisi
$\xi$	Rassal dışsal gizil değişkenlerin oluşturduğu vektör
$\zeta$	Gizil hata terimleri vektörü
$y$	İçsel gözlenen değişkenler vektörü
$\Lambda_y$	Faktör yükleri
$\varepsilon$	İçsel değişkenlere ait ölçüm hata vektörü
$x$	Dışsal gözlenen değişkenler vektörü
$\Lambda_x$	Faktör yükleri
$\delta$	Dışsal değişkenlere ait ölçüm hata vektörü
$\Phi$	Dışsal değişkenler arasındaki varyans-kovaryans matrisi
$\psi$	Varyans-kovaryans matrisi
$\Theta_\varepsilon$	Ölçüm hatasına ilişkin varyans-kovaryans matrisi
$\Theta_\delta$	Ölçüm hatasına ilişkin varyans-kovaryans matrisi
$\Sigma$	Kitle varyans-kovaryans matrisi
$\theta$	Model parametre vektörü

**SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ (devam)**

<b><u>Simgeler</u></b>	<b><u>Açıklama</u></b>
$\Sigma(\theta)$	Türetilmiş varyans-kovaryans matrisi
$\lambda$	Spesifik regresyon katsayılar
S	Örneklem varyans-kovaryans matrisi
$\chi^2$	Ki kare
<b><u>Kısaltmalar</u></b>	<b><u>Açıklama</u></b>
YEM-SEM	Yapısal eşitlik modeli
DFA-CFA	Doğrulayıcı faktör analizi
NDSO	Normal dağılıma sahip olmayan
YY	Yüzyıl
ML	En çok olabilirlik
AFA	Açıklayıcı faktör analizi
GLS	Genelleştirilmiş en küçük kareler yöntemi
AGLS	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi
LS	En küçük kareler
sd	serbestlik derecesi
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
GFI	Goodness of Fit Index
AGFI	Adjusted Goodness of Fit Index

**SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ (devam)****Kısaltmalar Açıklama**

MFI	McDonald's Fit Index
RMR	Root Mean Square Residuals
SRMR	Standardized Root Mean Square Residual
IFI	Incremental Fit Index
NFI	Normed Fit Index
TLI	Turker-Lewis Index
NNFI	Non-normed Fit Index
CFI	Comparative Fit Index
NC	Normed Chi-Square
PFI	Parsimonious Fit Index
AIC	Akaike Bilgi Kriteri
CAIC	Consistent Akaike Information Criterion
MC	Monte Carlo
NOR	Çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı koşul
SNN	Az derecede normal olmayan koşul
MNN	Orta derecede normal olmayan koşul
vd	ve diğerleri

## BÖLÜM 1

### GİRİŞ

Bollen (1989), yapısal eşitlik modellemesinin (Structural Equation Modeling – SEM - YEM) tarihsel seyrinde başlıca üç bileşenin bulunduğunu ifade etmektedir. Bunlar: path analizi, yapısal model ve ölçüm modelinin kavramsal sentezi ve genel tahmin süreci olarak belirtmiştir. Nedensel modellerin tarihsel gelişimi sırasıyla regresyon analizi, path analizi, doğrulayıcı faktör analizi (Confirmatory Factor Analysis, DFA) ve son olarak da YEM olmuştur (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004), Yılmaz, V., Çelik, E. H., (2009)).

YEM, istatistiksel bağımlılığa dayalı modellerle ilgili bütünleşik hipotezler içindeki değişkenlerin sebep-sonuç ilişkisini açıklayabilen ve kuramsal modellerin bir bütün olarak test edilmesine olanak veren etkili bir model test etme ve geliştirme yöntemidir. YEM modelleri araştırmacılara, değişkenler arasında doğrudan ve dolaylı etkileri belirleme olanağı sağlamaktadır. YEM, modele kuramsal yapılar arasındaki etkileşimleri, ölçme hatalarını ve hatalar arasındaki ilişkileri yapılar dâhil ederek modelleyen çok değişkenli istatistiksel bir yaklaşımdır. YEM, eşanlı eşitlik modelleri veya çok değişkenli regresyon modelleri olarak da tanımlanmaktadır (Bollen, K.A., (1989), Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004), Kline, B.R., (2005)). YEM, ekonometri, psikometri, sosyometri ve çok değişkenli istatistik metotların bileşik bir modeli olarak da değerlendirilebilir (Bentler, P. M. (1994)). YEM ayrıca gözlenen ve gözlenemeyen (gizil, latent) değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin sınanmasında kullanılan kapsamlı bir istatistiksel teknik olarak da tanımlanmaktadır. Son yıllarda, YEM psikoloji, eğitim, sosyal ve davranış bilimlerinde araştırmacılar için oldukça popüler bir araç haline gelmiştir. YEM yine bu alanlarda araştırmacılar için hem deneysel hem de deneysel olmayan verilerin teoriye uyumunu test etmek için kullanılan önemli bir istatistiksel yaklaşımdır (Bentler, P. M., & Dudgeon, P. (1996)).

YEM’de kullanılan parametre tahmin yöntemlerinin önerilmesi, geliştirilmesi ve hangi koşullarda tercih edilmesine yönelik yapılan çalışmaların yanı sıra, tahmin



yöntemleri, örneklem hacimleri, dağılımsal koşullar, gizil değişken sayısı, gözlenen değişken sayısı, modelin yanlış belirlenme derecesi, faktör yükleri, faktör korelasyonları, uygun olmayan çözümler ve yakınsama hatası gibi etmenlerinde model uyum ölçüleri üzerindeki etkilerini incelemek için farklı deneysel tasarımlar kullanılarak yapılan simülasyon çalışmalarının, YEM literatürüne katkı sağladıkları görülmektedir.

Bu yüksek lisans tez çalışmasında, normal dağılıma sahip olmayan (NDSO) değişkenler için YEM’de kullanılan tahmin yöntemlerinin uyum ölçülerine etkisi Monte Carlo simülasyonu yardımıyla karşılaştırılmıştır. Bu amaçla önce, farklı örneklem hacimlerinde çok değişkenli normal ve normal olmayan veri setleri üretilmiş, daha sonra üretilen veriler için dört parametre tahmin yöntemi yardımıyla parametreler ve uyum ölçütleri hesaplanmıştır. Çalışmanın sonunda ise kullanılan tahmin yönteminin uyum ölçütlerine etkileri tartışılmıştır.

## BÖLÜM 2

### YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ

#### 2.1 Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihçesi

20. yy'ın ilk 60 yılında faktör analizi, davranış ve sosyal bilimlerde gözlenen değişkenler ile gizil değişkenler arasındaki nedensel ilişkiyi açıklamak için en çok kullanılan yöntemdi. Fakat bu yöntem, değişkenler arasındaki ilişki sayısının artması ve değişkenler arası nedensel ilişkilerin de hesaba katılmak istenmesiyle yetersiz hale gelmiştir.

1921'de ise Sewell Wright bir genetikçi olarak gözlenen değişkenler arasındaki daha karmaşık ilişkileri modellemek için regresyon analizi ve korelasyon katsayılarını kullanan path analizi diye anılan bir yöntem geliştirmiştir (Bollen, K.A., (1989), Mulaik, S.A., (2009)). Bu yöntemin temeli, değişkenler arasındaki neden sonuç ilişkisine dayanan modeller kurmaktır.

1930'da ekonomist John Maynard Keynes (1936) bir grup değişken ile başka bir grup değişken arasındaki ilişkileri eş zamanlı doğrusal eşitlikleri kullanan ekonomi modelleri geliştirmiştir. Buradaki modele katılan ve dışsal gizil değişken (exogenous variables) olarak adlandırılan değişkenler kendi gibi sınıflandırılan diğer gizil değişkenler ile nedensel ilişkileri yoktu. Sistemdeki diğer değişkenler ise dışsal gizil değişkenler ile nedensel ilişki içinde olan içsel gizil değişkenlerdi (endogenous variable) (Mulaik, S.A., (2009)).

Bock ve Bargmann (1966), değişkenler arasındaki kovaryanslar ile değişkenler arasındaki doğrusal ilişkiler içeren yapısal eşitlik modellerini test etmek için bir metot önerdi. Bu metot "Kovaryans yapı analizi" olarak isimlendirildi. Daha sonra Karl Jöreskog (1969), genel DFA'yı önerdi ve modelin parametrelerini tahmin etmek için En çok olabilirlik (Maximum Likelihood – ML) yöntemini kullandı. Buna ek olarak Jöreskog, Fletcher ve Powell (1963) algoritmasını kullanarak bu tahminleri yapabilecek bir yazılım geliştirdi. Bu yazılım 1973 yılında "doğrusal yapısal ilişkilerin modellemesi

(LISREL- LInear Structural RELation)” olarak adlandırıldı. Daha sonra ise Bentler (1989, 1992, 1993, 1995) EQS adını verdiği bir yazılım geliştirdi. LISREL ve EQS’den sonra AMOS programı (Arbuckle andWothke, 1999), Steiger’in EZPath ve SEPath programı, McDonald’ın COSAN, Neale’nin Mx, ve Fox’un R’da YEM programı geliştirilmiştir (Mulaik, S.A., (2009)).

## 2.2 Yapısal Eşitlik Modellemesinin Matris Gösterimi

YEM, ölçüm modeli (DFA modeli) ve yapısal modelin birleşiminden oluşmaktadır (Bollen, K.A., (1989), Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)). Ölçüm modeli, gözlenen değişkenler ve bağlı buldukları gizil değişken arasındaki ilişkileri tanımlarken yapısal model ise gizil değişkenler arasındaki ilişkileri tanımlar (Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Bollen, K.A., (1989)).

YEM’de kullanılan simgeler için Greek alfabesinde yer alan harfler ile özel bir dil geliştirilmiştir. Bu harfler yardımıyla en genel Yapısal Eşitlik Modeli eşitlik 1’deki gibi tanımlanmaktadır.

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (1)$$

İçsel gözlenen değişkenler için tanımlanan ölçüm modeli eşitlik 2’de ve dışsal gözlenen değişkenler için tanımlanan ölçüm modeli ise eşitlik 3’de verilmiştir (Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993), Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1984)).

$$y = \Lambda_y\eta + \varepsilon \quad (2)$$

$$x = \Lambda_x\xi + \delta \quad (3)$$

Eşitlik 1'in matris gösterimi eşitlik 4'deki gibidir.

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \eta_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{12} & \beta_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & 0 & \beta_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & \beta_{2m} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \beta_{m1} & \beta_{m2} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \eta_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & \gamma_{1n} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & \gamma_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \gamma_{m1} & \gamma_{m2} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \gamma_{mn} \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \xi_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \gamma_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

Eşitlik 1, 2, 3 ve 4'de  $\eta$  içsel gizil değişkenin gösterildiği  $m \times 1$  boyutlu vektörü,  $B$ ,  $m \times m$  boyutlu ana köşegeni sıfır olan içsel gizil değişkenlerin katsayı matrisini,  $\Gamma$ ,  $m \times m$  boyutlu dışsal gizil değişkenlerin dışsal katsayı matrisini,  $\xi$ , rassal dışsal gizil değişkenlerin oluşturduğu  $n \times 1$  boyutlu vektörü ve  $\zeta$  ise  $m \times 1$  boyutlu gizil hata terimleri vektörünü göstermektedir.

Eşitlik 2'nin matris gösterimi ise eşitlik 5'deki gibidir.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^y & \lambda_{12}^y & \lambda_{13}^y & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{1m}^y \\ \lambda_{21}^y & \lambda_{22}^y & \lambda_{23}^y & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{2m}^y \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \lambda_{p1}^y & \lambda_{p2}^y & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{pm}^y \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \eta_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

Eşitlik 5'de yer alan  $y$ ,  $p \times 1$  boyutlu içsel gözlenen değişkenler vektörünü,  $\Lambda_y$ ,  $p \times m$  boyutlu faktör yükleri ya da yapısal katsayısı matrisini.  $\eta$ , rassal içsel gizil değişkenlerin oluşturduğu  $m \times 1$  boyutlu vektörünü ve  $\varepsilon$  ise  $p \times 1$  boyutlu içsel değişkenlere ait ölçüm hata vektörünü göstermektedir.

Eşitlik 3'ün matris gösterimi eşitlik 6'da verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^x & \lambda_{12}^x & \lambda_{13}^x & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{1m}^x \\ \lambda_{21}^x & \lambda_{22}^x & \lambda_{23}^x & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{2m}^x \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \lambda_{q1}^x & \lambda_{q2}^x & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \lambda_{qn}^x \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \delta_q \end{bmatrix} \quad (6)$$

Eşitlik 1 ve 6'de,  $x$ ,  $qx1$  boyutlu dışsal gözlenen değişkenler vektörünü,  $\Lambda_x$ ,  $qxn$  boyutlu faktör yükleri ya da yapısal katsayısı matrisini,  $\xi$ , rassal dışsal gizil değişkenlerin oluşturduğu  $nx1$  boyutlu vektörünü ve  $\delta$  ise  $qx1$  boyutlu dışsal değişkenlere ait ölçüm hata vektörünü göstermektedir. Tüm bu eşitliklerde ölçüm hatalarının sıfır olduğu ve  $\eta$ 'lar,  $\xi$ 'ler ve  $\zeta$ 'lar ile ilişkisiz olduğu varsayılmaktadır.

Dışsal değişkenler arasındaki  $nxn$  boyutlu varyans-kovaryans matrisi  $\Phi$  ile, içsel gizil hata vektörü  $\zeta$  ile,  $mxm$  boyutlu varyans-kovaryans matrisi ise  $\psi$  ile gösterilir. Ölçüm hatalarına  $(\varepsilon, \delta)$  ilişkin kovaryans matrisleri sırasıyla  $\Theta_\varepsilon$  ve  $\Theta_\delta$  ile gösterilmektedir.  $\Theta_\varepsilon$ ,  $pxp$  boyutlu  $y$  ölçüm modelindeki hatalar arasındaki varyans-kovaryans matrisini,  $\Theta_\delta$  ise  $qxq$  boyutlu  $x$  ölçüm hatalar arasındaki varyans-kovaryans matrisini ifade etmektedir.  $x$  ve  $y$ 'nin kitle varyans-kovaryans matrisi  $\Sigma$  ile, model parametre vektörü  $\theta$ 'nın bir fonksiyonu olarak da  $\Sigma(\theta)$  ile gösterilmektedir.  $M = \Lambda_y(I - B)^{-1}$  olmak üzere,  $\Sigma(\theta)$  türetilmiş varyans-kovaryans matrisi eşitlik 7'deki gibi gösterilir.

$$\Sigma(\theta) = V \begin{bmatrix} y \\ x \end{bmatrix} = V \begin{bmatrix} M\Gamma\Theta\Gamma'M' + M\Psi M' + \Theta_\varepsilon & M\Gamma\Theta\Lambda_x' \\ \Lambda_x\Theta\Gamma'M' & \Lambda_x\Theta\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{bmatrix} \quad (7)$$

Eşitlik 6'daki kovaryans yapısını oluşturan matriste,  $y$ 'ler arasındaki kovaryansı ifade eden simge eşitlik 7'de,  $x$ 'ler arasındaki kovaryansı gösteren simge eşitlik 8'de ve  $x$  ile  $y$ 'ler arasındaki kovaryansı gösteren simge ise eşitlik 9'da verilmiştir (Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993), Hayduk, L.A. (1987)).

$$\Lambda_y [(I-B)^{-1}(\Gamma\Theta\Gamma' + \psi)(I-B)^{-1}] \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon \quad (8)$$

$$\Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_\delta \quad (9)$$

$$\Lambda_x \Phi \Gamma' (I-B)^{-1} \Lambda_y' \quad (10)$$

YEM'in ölçüm modeli ve yapısal modelden oluştuğu daha önce ifade edilmişti. Bundan sonraki kısımda YEM'in bir parçası olan ve ölçüm modeli olarak isimlendirilen DFA anlatılmıştır.

## BÖLÜM 3

### DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ

Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA), Açıklayıcı Faktör Analizinin (AFA) doğal bir uzantısıdır. DFA, gizil ve gözlenen değişkenler arasındaki ilişkilerin ölçüm modelleriyle ilgilenen YEM'in bir parçasıdır. AFA'nın amacı değişkenler kümesinin altında yatan ve sayısı bilinmeyen faktörden oluşan yapıyı keşfetmeye çalışır. Ön varsayım, herhangi bir değişkenin herhangi bir faktörle bağlantılı olabileceğidir. Doğrulayıcı faktör analizinin amacı ise bilinen sayıda faktörün oluşturduğu yapının (modelin) anlamlılığını istatistiksel olarak test etmektir. Başka bir ifadeyle DFA örneklem verilerinin önerilen modeli doğrulayıp doğrulamadığını kontrol etmek için kullanılır (Yılmaz, V., vd. (2009)).

DFA'da analiz süreci, AFA gibi gözlenen değişkenlerin bir setiyle başlar ve faktörler altında daha küçük bir sayı kullanılarak değişkenler arasındaki ilişki açıklanmaya çalışılır. AFA'da geleneksel olarak analizde yer alan tüm değişkenler tamamen standartlaştırılırlar. Bir korelasyon matrisi AFA'da giriş için kullanılır ve gizil faktörler ve göstergelerin her ikisi de tamamen standartlaştırılır: faktör varyansları bire eşittir; faktör yükleri standartlaştırılmış regresyon katsayıları veya korelasyonlar gibi yorumlanırlar. DFA'da tamamen standartlaştırılmış çözümlerin süreci olmasına rağmen, analizin çoğunda gizil veya gözlenen değişkenler standartlaştırılmazlar. Korelasyon matrisinin yerine (bir korelasyon matrisi tamamen standartlaştırılmış varyans-kovaryans matrisidir) DFA'da genel olarak varyans-kovaryans matrisi veya ham veri kullanılmaktadır (Brown, 2006). DFA'da girdi matrisi köşegendeki göstergeler varyanslarından ve köşegen dışındaki göstergeler kovaryanslarından oluşmaktadır. Tamamen standartlaştırılmış çözümlere ek olarak, DFA'nın sonuçları standartlaştırılmamış çözümleri (parametre tahminleri göstergelerin orijinal ölçeğinde gösterilir) ve muhtemel bir standartlaştırılmamış çözümü (standartlaştırılmış gizli değişkenler ve standartlaştırılmamış göstergelerin içerildiği ilişkiler) içerir. Faktör modeli teorisinin temelinde önceden belirlenmiştir, model gözlenen değişkenler

arasındaki ilişkilerin gerçek modelini belirleyerek, bu modelin ne kadar iyi olduğunu veriler için karşılaştırır. AFA’da tüm göstergeler, tüm faktörlerde ve karşılıklı yüklerin en küçüklenmiş şiddeti ve ilk yüklerin en büyüklenmiş şiddetine göre elde edilen döndürülmüş sonuçlarda yükleriyle serbestçe ortaya çıkmaktadır. Faktör döndürmesi DFA için uygulanmaz (Bollen, 1989; Brown, 2006).

AFA ve DFA’nın her ikisinde ortak ve tek varyansla farklılaşmasına rağmen, AFA’nın içinde tek varyansların belirlemeleri yapılamaz. DFA daha öz sonuçlara ihtiyaç duymaktadır. DFA, AFA’dan farklı olarak, genellikle daha az parametre tahmini ile göstergeler arasındaki gözlenen ilişkileri yeniden oluşturmaya çalışır. Sonuç olarak, AFA’nın tanımlama kısıtlarından dolayı, faktör modelleri ölçülen hataların rassal olduğu varsayımı altında belirlenmektedir. Bunun tersi olarak DFA çözümlerinde ilişkili ölçüm hataları modellenmektedir (Marsh, 1994; Brown, 2006).

AFA ve DFA’nın her ikisinin de ortak faktör modeline dayanmasına ve sıklıkla aynı tahmin metodu kullanılmasına rağmen DFA’nın özelliği; önceki araştırma kanıtları veya teori yoluyla sürdürülmesidir. DFA, farklı grupların (cinsiyet, ırklar, kültürler gibi demografik gruplar) çaprazlama ölçüm modellerinin değerlendirilmesi için oldukça kuvvetli bir analitik çerçeve sunmaktadır (Byrne, et.al., 1989; Brown, 2006).

Tüm DFA modelleri; faktör yükleri, tek varyanslar ve faktör varyanslarını kapsamaktadır. Faktör yükleri, gizil faktörlerden tahmin edilen göstergeler için regresyon eğimleridir. Tek varyans tipik olarak ölçme hatası olarak varsayılır, bu terimin eş anlamlısı olarak “hata varyansı” ve “gösterge güvenilmezliği” de kullanılmaktadır. Standartlaştırılmamış bir çözümde, bir faktör varyansı örneklem değişkenliğini veya faktörün dağılımını ifade etmektedir (Brown, 2006), DFA sıklıkla varyans-kovaryans yapılarının analizi ile sınırlandırılır. Faktör yükleri, hata varyans ve kovaryansları, faktör varyans ve kovaryansları, varyans-kovaryans girdi matrisinin yeniden üretilmesiyle tahmin edilir. Kovaryans yapılarının analizi kesin varsayımlar temelinde yapılır, bu varsayımlar göstergelerin ölçümüne ilişkindir. Ancak, DFA modeli anlamlı yapıların analizini kapsamaları için genişletilebilir (Jöreskog, K.G., et.al., 1989, Bollen, 1989, Browne, 2006).



Bir modele dair olarak DFA’da gerekli analizlerin yapılabilmesi için üç ögenin belirtilmiş olması gerekir. Bunlar sırasıyla; faktör sayısı önsel olarak belirlidir, gözlenen değişkenlerin yüklerinin bu faktörlerden hangilerine yükleneceği önsel olarak bilinir ve faktör çiftlerinin hangilerinin birbiriyle ilişkili olduğu önceden bilinir (Brown, 2006). DFA modeli (Jöreskog, K.G., et.al., 1989, Bollen, 1989, Brown, 2006; Lee, 2007), eşitlik 11’deki gibi gösterilebilir; gözlenen değişkenler ( $y$ ), gizil faktörler ( $\eta$ ) ve tek varyanslar ( $\varepsilon$ ) olmak üzere,

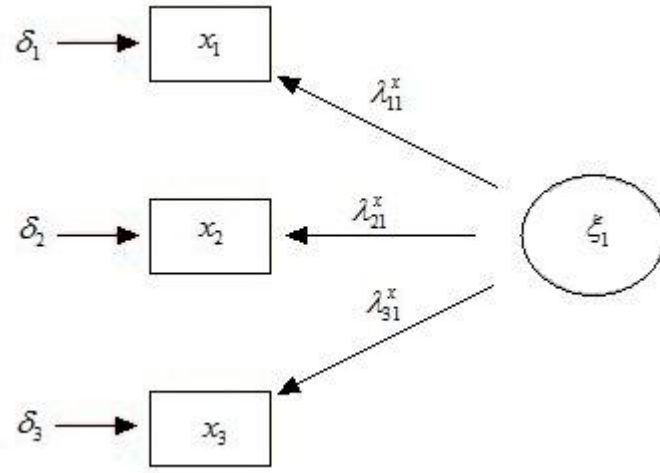
$$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (11)$$

$y$ 'nin varyans-kovaryans matrisi eşitlik 12’de verilmiştir;

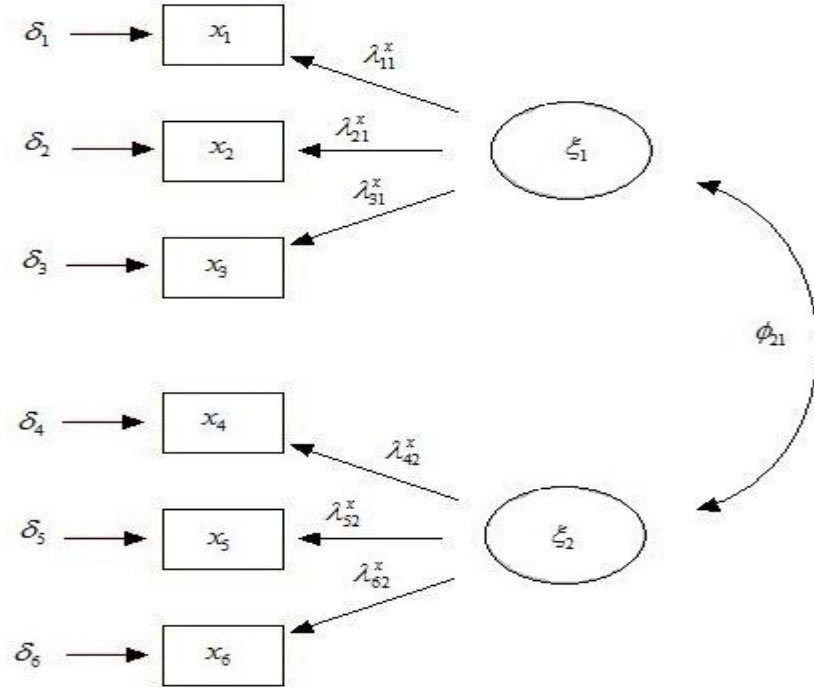
$$\Sigma = \Lambda_y \Psi \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \quad (12)$$

Eşitlik 12’de  $\Sigma$ , p tane gözlenen değişkenin p x p’lik simetrik kitle varyans-kovaryans matrisidir. DFA modelinde;  $\Lambda_y$   $\Lambda$  faktör yüklerinin p x m boyutlu matrisidir.  $\Psi$ , faktör korelasyonlarının m x m boyutlu simetrik bir matrisidir ve  $\Theta_\varepsilon$  p x p boyutlu matrisinin köşegen elemanları ise  $\varepsilon$  p boyutlu vektörüdür.

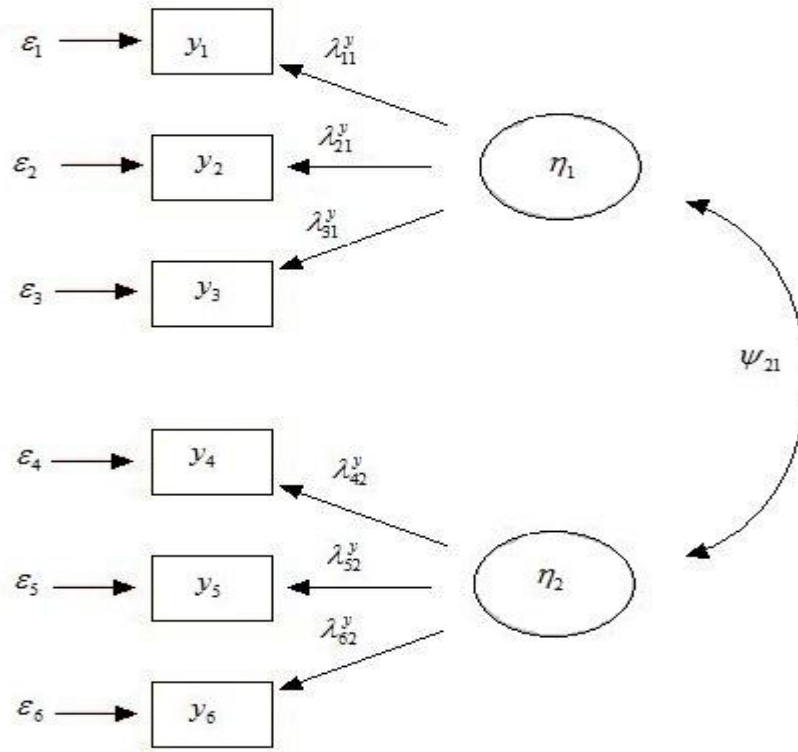
DFA’ da gizil değişkenler içsel ya da dışsal olabilir. Bir dışsal değişken, çözümlenmede yer alan başka değişkenlerce etkilenmez. Bir içsel değişken ise modeldeki bir veya daha çok değişkenden etkilenir. Dışsal değişkenler x’in eş anlamlısı gibi gösterilebilir; bağımsız veya açıklayıcı değişken. Benzer biçimde, içsel değişkenler y’ye eşittir: bağımlı değişken (Jöreskog, 1989; Bollen, 1989; Brown, 2006). Gizil dışsal değişkenler ve gizil içsel değişkenler için bir DFA çözümünün matrisleri ve parametreleri için gösterimler sırasıyla şekil 1, şekil 2 ve şekil 3’de verilmiştir;



Şekil 1. Tek Faktörlü DFA



Şekil 2. İki Faktörlü Dışsal Gizil Değişkenler için DFA Modeli



Şekil 3. İki Faktörlü İçsel Gizil Değişkenler için DFA Modeli

Şekil 1’de göstergelere (örneğin;  $x_1$  ve  $y_1$ ), faktörlerden (örneğin;  $\xi_1, \eta_1$ ) gelen tek yönlü oklar ( $\rightarrow$ ) gözlenen ölçümler üzerinde gizil boyutların doğrudan etkilerini (regresyonlar) göstermektedir; spesifik regresyon katsayılar  $\lambda$ ’lardır.  $\Theta$ , gösterge hata varyansları ve kovaryanslarının matrislerini göstermektedir, gizil dışsal değişkenlerin göstergeleri durumunda  $\Theta_\delta$ , gizil içsel değişkenlerin göstergeleri durumunda  $\Theta_\varepsilon$  kullanılmaktadır. Tek yönlü oklar gözlenen ölçümleri thetalara bağlamasına rağmen, bu oklar regresif ( geri çekilen) pathleri göstermez  $\Theta_\varepsilon$  ve  $\Theta_\delta$  simetrik varyans-kovaryans matrisleridir.

Faktör varyansları ve kovaryansları  $\Phi$  ve  $\psi$  tarafından gösterilmektedir. Çift yönlü eğri oklar kovaryansları (korelasyonları) sembolize etmek için kullanılır. Şekil 2 ve şekil 3’te yer alan eğri oklar, faktörler ( $\phi_{21}, \Psi_{12}$ ) arası kovaryansları ve göstergeler arasındaki hata kovaryanslarını göstermektedir. Kovaryanslar gibi belirlenmiş ilişkiler olduğunda, değişkenlerin (örneğin;  $\xi_1$  ve  $\xi_2$ ) ilişkili olduğu iddia edilmektedir. Bununla birlikte, ilişkinin (örneğin;  $\xi_1 \rightarrow \xi_2$ ) yönüne ilişkin bilginin eksikliği durumunda

ilişkinin doğası hakkında herhangi bir iddiada bulunulamaz. Şekil 1, 2 ve 3'te yer alan parametreler, ilgili matrisin spesifik elemanlarını göstermek için nümerik indislerle gösterilmektedir. Örneğin,  $\lambda_{11}^x$  (Şekil 1 ve 2) göstergesi,  $x_1$ 'in dışsal faktördeki ( $\xi_1$ ) yükünün ölçüsüdür. Bu nümerik gösterimle, göstergelerin  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$  olarak düzenlendiği ve girdi varyans-kovaryans matrisinde de bu düzende bulunduğu varsayılmaktadır. Eğer varyans-kovaryans matrisi bu gösterimle düzenlenmiş ise şekil 2 için  $\Lambda_x$  matrisi eşitlik 13'de verilmiştir;

$$\begin{bmatrix} \lambda_{11}^x & 0 \\ \lambda_{21}^x & 0 \\ \lambda_{31}^x & 0 \\ 0 & \lambda_{42}^x \\ 0 & \lambda_{52}^x \\ 0 & \lambda_{62}^x \end{bmatrix} \quad (13)$$

Benzer bir sistem, faktörler arasındaki ve gösterge hataları arasındaki varyans ve kovaryansları için kullanılır. Şekil 1'deki,  $\Phi_{m \times m}$  matrisi eşitlik 14'de verilmiştir,

$$\begin{bmatrix} \phi_{11} & \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \quad (14)$$

eşitlik 14'de  $\phi_{11}$  ve  $\phi_{21}$  faktör kovaryansları ve  $\phi_{21}$  ( $\phi_{12}$ ) faktör kovaryansıdır. Benzer biçimde şekil 2'de yer alan  $\Theta_\delta$  matrisi  $p \times p$  boyutlu simetrik bir matristir eşitlik 15'de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} \delta_{11} & & & & & \\ 0 & \delta_{22} & & & & \\ 0 & 0 & \delta_{33} & & & \\ 0 & 0 & 0 & \delta_{44} & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \delta_{55} & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \delta_{66} \end{bmatrix} \quad (15)$$

eşitlik 15'de  $\delta_{11}$ 'den  $\delta_{66}$ 'ya kadar hataların göstermektedir.

DFA'ya ilişkin tüm gösterimlerin kuramsal bir örnekle gösterilmesi için, üç göstergenin basit bir faktör modelini göz önünde bulundurarak modele ilişkin varyans-kovaryans matrisi eşitlik 16, 17, 18 ve 19'daki gibi elde edilir;

$$\begin{aligned}
 x_1 &= \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1 \\
 x_2 &= \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 \\
 x_3 &= \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3 \\
 E(\delta_i) &= 0 \\
 \text{cov}(\xi_i, \delta_i) &= 0, \quad i = 1, 2, 3 \\
 \text{cov}(\delta_i, \delta_j) &= 0, \quad i \neq j
 \end{aligned} \tag{16}$$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}, \quad \Lambda_x = \begin{bmatrix} \lambda_{11} \\ \lambda_{21} \\ \lambda_{31} \end{bmatrix}, \quad \xi = [\xi_1], \quad \Phi = [\phi_{11}] \tag{17}$$

$$\delta = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix}, \quad \Theta_\delta = \begin{bmatrix} \text{var}(\delta_1) & & \\ 0 & \text{var}(\delta_2) & \\ 0 & 0 & \text{var}(\delta_3) \end{bmatrix} \tag{18}$$

$$\begin{aligned}
 \Sigma(\theta) &= E(xx') = E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\xi' \Lambda_x' + \delta')] \\
 &= \Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_\delta
 \end{aligned} \tag{19}$$

olacaktır. Eşitlik 19'daki  $\Sigma(\theta)$ , model parametrelerine dayanan varyans-kovaryans matrisidir (implied covariance matrix) ve açılımı parametreler cinsinden eşitlik 20'deki gibi elde edilir;

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^2 \phi_{11} + \text{var}(\delta_1) & & \\ \lambda_{21} \lambda_{11} \phi_{11} & \lambda_{21}^2 \phi_{11} + \text{var}(\delta_2) & \\ \lambda_{31} \lambda_{11} \phi_{11} & \lambda_{31} \lambda_{21} \phi_{11} & \lambda_{31}^2 \phi_{11} + \text{var}(\delta_3) \end{bmatrix} \tag{20}$$

YEM'de değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olup olmaması, kullanılması gereken parametre tahmin yöntemini belirlemektedir. Bundan sonraki kısımda çok değişkenli normal ve normal dağılmayan değişkenlerden oluşan veri setleri için kullanılan parametre tahmin yöntemleri aktarılmıştır.

## BÖLÜM 4

### YEM'DE KULLANILAN TAHMİN YÖNTEMLERİ

#### 4.1 Parametre Tahmin Yönteminin Seçiminde Normallik Varsayımının Önemi

Son zamanlarda, önemli gelişmelerden bir tanesi de YEM analizlerindeki varsayımların ihlal edilmesinin sonuçları ve ihlal edilen durumlarda kullanıldığı bilinen robust tahmin yöntemlerinin gelişimidir. YEM'de parametrelerin tahmininde kullanılacak yöntemin belirleyicisi çok değişkenli normallik varsayımının sağlanıp sağlanamamasıdır. Uygulamalarda çoğu zaman değişkenlerin normal dağılıp dağılmadığı araştırılmadan, normallik varsayımının geçerli olduğu parametre tahmini yöntemleri kullanır (Curran P.J. et.al., (1996), Micceri T. (1989)). Yuan ve Bentler (2001), 15 yıldan fazla zamandır araştırmacılara bir YEM analizinden önce verilerin dağılımsal özelliklerine bakılması gerekliliğini önerilmesine rağmen normallik testinin nadiren yapıldığını ifade etmiştir (Breckler S.J. (1990), Andrew J. et.al., (2004)).

Model uyumunu test etmeden önce, verilerin istatistiksel dağılımının bilinmesi gerekir (Tukey J.W. (1980)). Burada önemli olan verilerin normal dağılıma sahip olup olmadığıdır. Normal dağılımdan sapmanın söz konusu olup olmadığı Mardia test istatistiği ile araştırılabilir (Bollen, K.A., (1989), Mardia K.V. (1970), Mardia K.V. (1974), Andrew J. et.al., (2004)). Ayrıca, model uyumunun değerlendirilmesinden önce, kovaryans yapısının verilerin etkisinde olup olmadığı bilinmelidir. Aykırılıklar az olsa bile, yanlış tahminlere yol açabilir. Verilerin kovaryans yapısına etkisinin ve aykırılıkların belirlenmesi için birçok yöntem vardır (Andrew J. et.al., (2004)). EQS yazılımı özellikle bu alanda çok güçlüdür.

ML ve genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) gibi tahmin yöntemleri, verilerin çok değişkenli normal dağıldığı varsayımına sahip yöntemlerdir. İstatistikçiler mümkün oldukça normallik varsayımı altında çalışmak isterler. Çünkü normallik varsayımı, asimptotik olarak yansız, etkin ve tutarlı tahmin ediciler elde edilmesini sağlar. Bu varsayım sağlanmadığında ise, istenen bu özellikteki tahmin ediciler elde edilemez.

Örneğin, ML yöntemiyle elde edilen test istatistiği 0,05 anlam düzeyinde reddedilme eğilimindedir (Curran P.J. et.al., (1996), Fouladi RT. (2000)). GLS tahmin edicisi için de benzer bulgular elde edilir.

Normal olmayan veriler başka istenmeyen etkilere de sahiptir. Örneğin, gizil değişkenli büyük modellerin analizinde sahte gizil sınıflar ortaya çıkabilir. Böyle durumlarda, normallik varsayımının gerektirdiği tahmin ediciler yerine alternatif tahmin ediciler kullanılabilir (Muth'en BO. (1993), Muth'en BO, Kaplan D. (1985), Muth'en BO, Kaplan D. (1992)). Bu sebeple normallik varsayımına ihtiyaç duyulmayan tahmin yöntemleri geliştirilmiştir.

Modelde tahmin edilmek istenen parametreler  $\Sigma(\theta)$  ile gösterilen türetilmiş (reduced) varyans-kovaryans matrisini üretirler.  $\Sigma(\theta)$  Matrisinden S: örneklem varyans-kovaryans matrisi çıkartılmasıyla elde edilen sonuç sıfıra eşitse, bu veriye mükemmel uyumun söz konusu olduğunu gösterir. Tahmin süreci  $\Sigma(\theta)$  ile S arasındaki farkı minimize etmeyi amaçlayan belli uyum fonksiyonlarının kullanımını içerir.

Model uyumunun değerlendirilmesinde dikkate alınması gereken bir diğer konu da parametre tahminlerinin incelenmesidir. Parametre tahminlerinin taşınması gereken üç önemli özellik vardır. Bunlardan ilki, bağımsız parametre değerlerinin sıfırdan önemli ölçüde farklı olması gerektiğidir. Parametre tahmini yapıldığı zaman parametre tahminlerinin standart hataları da elde edilir. Parametre tahminlerinin parametre standart hatalarına bölünmesiyle hesaplanan değere, kritik değer (critical value) denir. Eğer kritik değer, belirli bir anlam düzeyi için belirlenen sınırı aşarsa, parametre tahmini, sıfırdan önemli derecede farklılık gösterir. İkinci özellik, teorik modelden beklenenle tahmin edilen parametrenin işaretinin aynı olması gerektiğidir. Üçüncü özellik ise, parametre tahminlerinin mantıklı olması, yani beklenen sınırlar içerisinde olmasıdır. Örneğin, parametre tahminlerinin varyansı negatif bir değer alamayacağı gibi, korelasyonları da -1 ile +1 sınırları içerisinde olmalıdır. Özetlenecek olursa, elde edilen parametre tahminleri istatistiksel olarak sıfırdan farklı olmalı ve mantıklı bir değere sahip olmalıdır (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

Bu bölümde, YEM'de en çok kullanılan ve bu çalışmada da kullanılacak olan parametre tahmin yöntemleri incelenecektir.

## 4.2 En Çok Olabilirlik

En çok olabilirlik yöntemi (ML-Maximum Likelihood Estimation) en çok tercih edilen tahmin yöntemidir (Golob, T.F., (2003)). ML tahmin edicisinin uyum fonksiyonu eşitlik 21'deki gibidir,

$$F_{ML} = \log |\Sigma(\theta)| - \log |S| + tr \left[ S \Sigma(\theta)^{-1} \right] - p \quad (21)$$

Eşitlik 21'de  $F_{ML}$  ; tahmin için hesaplanan fark fonksiyonu,  $p$ ; gözlenen değişken sayısı,  $tr$ ; matrisin izidir (Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)). Aynı zamanda  $(N - 1)F_{ML}$  ,  $k$ ; bilinmeyen parametre sayısı olmak üzere  $\frac{1}{2(p(p+1))} - k$  serbestlik dereceli  $\chi^2$  dağılımına sahiptir (Bollen, K.A., (1989)).

Literatürdeki bir çok çalışmada ML tahmin edicileri, uygun olmayan çözümler, yakınsak olmama durumu, tahmin edicilerin yanlılığı, örneklem hacminin büyüklüğü ve değişkenlerin normal dağılıp dağılmadığına durumuna göre performansı incelenmiştir (Boomsma, A., (1982), Bollen, K.A., (1989), Finch, J.F., et.al., (1997), Hoogland, J.J. and Boomsma, A., (1998), Kline, R.B., (1998), Golob, T.F., (2003)).

ML, çok değişkenli normallik varsayımı gerektirir. ML tahmin edicisinin bir özelliği, gözlenen değişkenlerin birinci ve ikinci dereceden momentlerini (ortalama ve varyans) içeren bilginin uyum fonksiyonu hesaplamada yeterli olmasıdır. Yani, uyum fonksiyonunun hesaplanmasında üçüncü ve dördüncü dereceden momentlere (çarpıklık ve basıklık) ihtiyaç duyulmaz (Schumacher R.E., Lomax R.G., (2004)).

Daha önceki çalışmalarda, normalliğin, ML tahminleri ve standart hataları üzerinde anlamlı etkisinin olduğu belirlenmiştir. Robust ML için, ise bu etkinin zayıf olduğu gözlenmiştir. Aynı zamanda, Robust ML ile tahmin edilen parametrelerde örneklem hacminin etkisi de zayıftır. Örneklem hacmi arttıkça parametre tahmininin yanlılığı azalmaktadır.

Eğer gözlenen değişkenler aralıklı ölçekle ölçülmüş ve çok değişkenli normal dağılıma sahipse, ML tahminleri ve standart hataları  $\chi^2$  test istatistiğine uygundur.



Buna karşın, gözlenen değişkenler sıralı ölçekle ölçülmüş ve/veya çarpık veya basık (non-normal) ise, ML tahminleri ve standart hataları  $\chi^2$  test istatistiğine uygun değildir (Finch, J.F., et.al., (1997)).

NDSO değişkenler için robust (sağlam) ML tahmin edicisi geliştirilmiştir (Schermelele-Engel, K., et.al., (2003)). Fakat robust ML tahmin edicisi, oldukça geniş örneklem büyüklüğüne (en azından  $N \geq 400$  Boomsma, A. and Hoogland, J.J., (2001), hatta  $N \geq 2000$  Yang-Wallentin, F., & Jöreskog, K. G. (2001)) ihtiyaç duyar.

Bazı simülasyon çalışmalarında, NDSO durumlarında ML tahmin edicisinin tutarlı olduğu fakat yeteri kadar etkin olmadığı gösterilmiştir (Curran P.J. et.al., (1996), West, S., et.al., (1995)).

### 4.3 Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler

Eğer değişkenler sürekli fakat normal dağılımına sahip değilse parametre tahmin yöntemi olarak Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemi (AGLS-WLS-Weighted Least Square Estimation) kullanılır (Bollen, K.A., (1989), Schermellele-Engel, K., et.al., (2003)). Daha önce yapılan bir kaç simülasyon çalışmasında, NDSO değişkenler için ML yönteminin (ML ya da robust ML) daha iyi performans gösterdiği belirlenmiş olsa da WLS yönteminin kullanılması önerilmektedir (Schermelele-Engel, K., et.al., (2003)). WLS yöntemi, ML yönteminin aksine veri analizi için ham veriye ihtiyaç duyar.

Bu yöntem literatürde asimptotik olarak dağılımdan bağımsız yöntem (Asymptotically Distribution Free - ADF) olarak da isimlendirilmektedir. ADF yöntemi, LISREL'de WLS (Weighted Least Square), EQS'de AGLS (Arbitrary Distribution Generalized Least Square) olarak geçmektedir (Schermelele-Engel, K., et.al., (2003)).

Bu yöntem, gözlenen değişkenlerin kategorik olduğu ya da normal dağılımdan dikkate değer derecede sapmalar olduğunda tercih edilir. Ayrıca gözlenen değişkenlerin bir kısmı kesikli bir kısmı sürekli olduğu durumda da WLS yöntemi kullanılabilir (Hayduk, L.A., (1987), Bollen, K.A., (1989), Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Schermellele-Engel, K., et.al., (2003), Yılmaz, V., Çelik, H. E., (2009)).

WLS yönteminin minimize edilmiş uyum fonksiyonu eşitlik 22'de verildiği gibidir.

$$F_{WLS} = [S - \Sigma(\theta)]' W^{-1} [S - \Sigma(\theta)] \quad (22)$$

Eşitlik 'de,  $\theta$  parametre vektörünü,  $S$ : örneklem varyans-kovaryans matrisini,  $\Sigma(\theta)$ : türetilmiş (reproduce) kitle varyans-kovaryans matrisini;  $W^{-1}$ :  $W$  ağırlık matrisinin tersi olan  $k \times k$  ( $k = p(p + 1)/2$ ,  $p$ : gözlenen değişken sayısı) boyutlu pozitif tanımlı ağırlık matrisini gösterir (Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

WLS yönteminde ağırlık matrisi olan  $W$  varyans-kovaryans asimptotik varyans-kovaryans matrisinin tutarlı bir tahmin edicisidir (Browne, M. W., (1984), Kaplan D. (2000), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

$W^{-1}$  matrisi ise,  $W$  matrisinin tersinden meydana gelir ve elemanları, eşitlik 23'de verildiği gibidir.

$$w_{jgh} = \sigma_{ig} \sigma_{jh} + \sigma_{ih} \sigma_{jg} + \left( \frac{N-1}{N} \right) K_{ijgh} \quad (23)$$

Eşitlik 'de  $\sigma_{ig}, \sigma_{jh}, \sigma_{ih}$  ve  $\sigma_{jg}$  türetilmiş  $\sigma(\theta)$  varyans-kovaryans matrisinin elemanları,  $K_{ijgh}$ ; çok değişkenli basıklık ölçüsü (ağırlıklandırılmış 4. moment),  $N$ ; örneklem hacmidir.

WLS metodunun temel avantajı, gözlenen değişkenlerin dağılımları hakkında en az varsayımları içermesidir. Normal olmayan değişkenlerle yapılan simülasyon çalışmalarında WLS yönteminin dağılımın karakteristik özelliklerinden nispeten etkilenmediği gözlenmiştir (Hoogland, J.J. and Boomsma, A., (1998), West, S., et.al., (1995), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003), Schumacher R.E., Lomax R.G., (2004)).

WLS metodunun avantajlarının yanı sıra dezavantajları da vardır. Gözlenen değişken sayısının ( $p$ ) artmasıyla ( $k$ ) sayısı artacak, dolayısıyla ağırlık matrisi hızla büyüyecektir. Dolayısıyla büyüyen ağırlık matrisi ile tahmin denklemlerinin çözümü zorlaşacaktır (Bollen, K.A., (1989)).

WLS metodu tutarlı ve etkin bir tahmin elde etmek için ML metoduna göre daha büyük örneklem hacmine ihtiyaç duyar (Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003),Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

WLS tahminlerinin özel durumları olan Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares-GLS)ve En Küçük Kareler (Least Squares - LS) tahminlerinin uyum fonksiyonları eşitlik 24'deki uyum fonksiyonu özelleştirilmesiyle elde edilir.

$$F = \frac{1}{2} tr[(S - \Sigma(\theta))W^{-1}]^2 \quad (24)$$

$W^{-1}$  matrisi yerine örneklem varyans-kovaryans matrisi (S) seçilerek, GLS tahmin edicisi,  $W^{-1}$  matrisi yerine birim matris (I) seçilerek LS tahmin edicisi elde edilir.

#### 4.4 En Küçük Kareler

LS yönteminde, model uyumunun değerlendirilmesinde kullanılan ve bu amaçla minimize edilen uyum fonksiyonu eşitlik 25'deki gibidir.

$$F_{LS} = \frac{1}{2} tr[(S - \Sigma(\theta))]^2 \quad (25)$$

Eşitlik 'de  $F_{LS}$  ; tahmin için hesaplanan fark fonksiyonu,  $tr$ ; matrisin izidir (Mulaik, S.A., (2009), Bollen, K.A., (1989), Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

#### 4.5 Genelleştirilmiş En Küçük Kareler

GLS yönteminin, model uyumunun değerlendirilmesinde kullanılan ve bu amaçla minimize edilen uyum fonksiyonu eşitlik 26'daki gibidir.

$$F_{GLS} = \frac{1}{2} tr[(S - \Sigma(\theta))S^{-1}]^2 \quad (26)$$

Eşitlik 'de  $F_{GLS}$  ; tahmin için hesaplanan uyum fonksiyonunu,  $tr$ ; matrisin izini,  $S^{-1}$ ; hataların ( $p \times p$ ) boyutlu ağırlık matrisini gösterir (Mulaik, S.A., (2009), Bollen,

K.A., (1989), Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

Normallik varsayımı ihlal edildiğinde, parametre tahminleri ve standart hataları doğru olarak elde edilemeyebilir (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)). 1974'de Browne normallik varsayımı ihlal edildiği durumda tek alternatifin GLS kullanımı olduğunu söylemiştir. Ancak GLS yönteminde, çok değişkenli normallik varsayımı gerektirdiğinden Browne (1982) daha sonra GLS için ağırlık matrisi tanımlanmıştır. Bu matris, WLS tahminlerini, tahminlerin standart hatalarını ve test istatistiklerini hesaplamak için geliştirilmiştir. Bentler (1983) ve Shapiro (1983) ise WLS tahminlerini genelleştirmiştir (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

Son yıllarda, çeşitli şartlar altında çeşitli tahmin yöntemlerinin davranışları (özellikleri) önemli bir araştırma konusu olmuştur. Aynı zamanda veri setine en uygun ve en ideal tahmin yönteminin ne olduğunun belirlenmesine yönelik çalışmalar hala sürdürülmektedir. Sürdürülen teorik ve simülasyon çalışmalarından yola çıkarak, NDSO değişkenlerin kullanıldığı YEM parametre tahminlerinde dağılımdan bağımsız ya da ağırlıklandırılmış matris süreçlerinin kullanılması gerektiği söylenebilir (Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

Olsson et.al. (2000), Örneklem hacmi büyük olduğu (N=1000 ve N=2000) ve değişkenler normal dağıldığı durumlarda model az yanlı belirlenmiş olsa da, WLS yönteminin ML ve GLS yöntemiyle benzer sonuçlar verdiğini ifade etmiştir. Buna rağmen model yanlı belirlendiğinde WLS tahmin yönteminin gerçekçi sonuçlar vermediği görülmüştür. Değişkenler normal dağılmadığında ise, model doğru ya da az yanlı belirlendiğinde WLS yönteminin ML ve GLS yöntemlerinden farklı sonuçlar verdiği belirtilmiştir (Olsson, U.H., et.al., (2000)).

Normallik varsayımı sağlanamadığında WLS tahmin yöntemi tercih edilebilir. Ancak WLS tahmin yönteminin büyük hacimli örneklemelere ihtiyaç duyduğu unutulmamalıdır (Olsson, U.H., et.al., (2000), Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

Bundan sonraki kısımda yukarıda ifade edilen tahmin yöntemlerinin değerlendirilmesinde ve verilerin önerilen modele uygun olup olmadığının araştırılmasında kullanılan uyum ölçütleri aktarılacaktır.

## BÖLÜM 5

### UYUM İNDEKSLERİ

#### 5.1 Model Uyumunun Belirlenmesi

Teorik modelin anlamlılığının test edilmesi YEM'in kullanılmasının birinci amacıdır. Bu yüzden araştırmacılar bir teorik modelin istatistiksel anlamını belirlemek için bazı kriterleri dikkate alır (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004) Hu, L.-T., & Bentler, P. (1995)):

- i. Genelde ki-kare ve RMSEA değerleri dikkate alınır. İstatistiksel olarak anlamlı olan ki-kare değeri örneklem varyans-kovaryans matrisi ile türetilmiş varyans-kovaryans matrisinin benzer olduğunu gösterir.
- ii. Modeldeki yollar için yapılan tahminlerin ayrı ayrı anlamlılığına bakılır. Bunlar kritik değerlerdir. Her bir parametre tahmini( $\lambda$ ) kendi standart hatasına( $\sigma_i$ ) bölüldüğünde t değerleri elde edilir. t değerlerinin anlamlılığı t tablosuna bakılarak hesaplanabilir.
- iii. Bir başka kriter ise ölçekle ilgilenmektir. Bu durumda parametre tahmininin katsayısına ve işaretine dikkat edilir. Bu değerler ilişkinin gücünü ve yönünü gösterir (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

Ki-kare istatistiğinin model uyumu değerlendirmede yetersiz olması nedeniyle (Thompson, B. and Daniel, L. G. (1996)), uyumun değerlendirilmesi için çeşitli uyum ölçüleri geliştirilmiştir. İndekslerin farklı teorik altyapısı olmasına rağmen yüzeysel olarak çoğu ölçü birbirine benzerdir (Tanaka, J.S. (1993)). Bununla beraber uyum ölçülerinin sayısı ve çeşidi artmıştır (YEM'in uygulandığı paket programlardan bakılabilir). Farklı şartlar altında, uyum ölçülerinin kullanımına ve performanslarına ilişkin bazı öneriler ortaya atılmıştır (Gerbing DA, Anderson JC. (1992), Marsh, H.W. and Balla, J.R. (1994), Mulaik, S. A, vd. (1989)). Fakat hala uyum ölçülerinin kullanımına ilişkin karışıklıklar mevcuttur. Bu durumun sebebi uyum ölçülerinin farklı teorik altyapıya sahip oluşu ve beklentilerimizi karşılayan en uygun uyum ölçülerinin

tek olmayışdır. Buna rağmen ideal uyum ölçülerinin sahip olduğu özelliklerin ne olduğu hakkında görüşler vardır. Gerbing ve Anderson (1993) tarafından ortaya atılan bir görüş ideal uyum ölçülerinin en az 3 özelliği sağlaması gerektiğidir. Buna göre bir uyum ölçüsü 0 ile 1 arasında değerler almalı. 0 tam uyumsuzluğu ve 1 mükemmel uyumu göstermelidir. Örneklem büyüklüğünden etkilenmemelidir. Yorumlaması kolay olması için dağılımının bilinmesi gerekmektedir.

İstatistiksel olarak en popüler uyum ölçüleri birkaç başlık altında toplanmıştır (Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993), Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)). Bunlar Model Uyumu, Model Karşılaştırması ve Modelin Optimizasyonu olarak belirlenmiştir.

## 5.2 Model Uyumu

Marsh et. al.(2004), model uyumunun değerlendirilmesi konusunda, bazı pratik önerilerde bulunmuştur. Örneğin, örneklem hacmi 50'nin üzerindeyse  $\chi^2$  uyum istatistiği yerine  $\chi^2 / sd$  değerlendirilmeli, CFI 0,95'in ve SRMR 0,90'nın üzerinde değilse çok eleştirel olunmamalıdır (Iacobucci D. (2010)).

Eğer gözlenen değişkenlerin dağılımı normalden dikkate değer derecede sapmıyorsa, ML yöntemi kullanılır (Olsson, U.H., et.al., (2000)). Model karmaşık olduğunda ve örneklem hacmi küçük olduğunda WLS yöntemi tercih edilmez (Bakınız: Chou, C.P., vd. (1991),Muth'en BO, Kaplan D. (1985),Muth'en BO, Kaplan D. (1992),Chou, C.P., & Bentler, P. M. (1995), Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003)).

Model uyumu varyans-kovaryans matrisinin yapısal eşitlik modeline uyumunu belirler. Model uyumu için yaygın olarak ki-kare, GFI, AGFI ve RMR indeksleri kullanılır. Bu ölçüler temelde örneklem varyans-kovaryans matrisi (S) ile türetilmiş varyans-kovaryans matrisi( $\Sigma$ ) arasındaki farklılıkları kullanırlar.

Test edilen model: Varsayılan (önerilen - hedef) model olarak tanımlanır.

Doymuş model: Modelde tüm yolların olması, yani parametrelerin maksimum sayısı ile oluşturulan modeldir (Saturated Model).

Bağımsız model: Modelde yolların olmaması, yani gözlenen değişkenler arasında sıfır korelasyon olması durumudur (Null Model).

### 5.2.1. Ki-Kare

Ki-kare ( $\chi^2$ ) değeri gözlenen ve beklenen değerlerin kovaryans matrisleri arasındaki fark ile ilgilidir. Model uyumu örneklem büyüklüğü artarsa (genelde 200 üstü) ya da örneklem büyüklüğü düştüğünde (genelde 100 altı)  $\chi^2$  istatistiğinin değeri uyum sınırlarının dışına çıkmaya eğilimlidir. Bundan dolayı  $\chi^2$  istatistiği örneklem büyüklüğü tarafından etkilenir.  $\chi^2$  istatistiği aynı zamanda çok değişkenli normallik varsayımından da etkilenir (Schumacher R.E., Lomax R.G., (2004)).

Her bir tahmin yöntemi farklı şekilde hesaplanır ve farklı özelliklere sahiptir.

ML tahmini: tutarlıdır, yansızdır, etkindir, sabit ölçeğe sahiptir ve ölçekten bağımsızdır. ML'un Ki kare değeri  $\chi^2 = (n-1)F_{ML}$  şeklinde hesaplanır.

GLS tahmini: ML tahmini ile aynı özelliklere sahiptir. Sadece çok değişkenli normallik varsayımına daha az duyarlıdır.  $\chi^2 = (n-1)F_{GLS}$  şeklinde hesaplanabilir.

WLS tahmini: Diğer tahminlerle aynı özellikleri taşır fakat çok değişkenli normallik varsayımına duyarlı değildir ve tahmin ne etkindir ne de ölçekten bağımsız değildir.  $\chi^2 = (n-1)F_{WLS}$  şeklinde hesaplanır.

LS tahmini: Dağılımsal varsayımlar gerektirmediği ve tahmin denklemlerinin çözümünün kolay olması açısından diğer tahmin yöntemlerine göre avantajlıdır. Dezavantajı ise, veriler çok değişkenli normal dağılmadığında ve çözümlenen matris, varyans-kovaryans matrisi olmadığında, model uyumu hakkındaki olasılıksal çıkarımlar yeterli olmayabilir. Bunun yanı sıra bu yöntemde, model uyumu ölçü biriminden etkilenmektedir (Mulaik, S.A., (2009)).



### 5.2.2. RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation - Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü)

Steiger ve Lind (1980) tarafından, YEM’de, modelden elde edilen varyans-kovaryans matrisinin, örneklemeden elde edilen varyans-kovaryans matrisine uygunluk düzeyini ölçmek için geliştirilmiştir. RMSEA değeri eşitlik 27’de verildiği gibidir.

$$RMSEA = \sqrt{\frac{F}{sd} - \frac{1}{N-1}} \quad (27)$$

RMSEA değerinin 0,05’e eşit yada 0,05’den küçük olması iyi uyumun, 0,05 ile 0,08 arasında olması yeterli uyumun, 0,08 ile 1 arasında olması “kabul edilebilir” uyumun, 1’den büyük olması ise kabul edilemez uyumun bir göstergesidir (Kaplan, 2000; Schermelleh-Engel et. al., 2003).

### 5.2.3. GFI (Goodness-of-fit Index - Uyum İyiliği İndeksi) and AGFI (Adjusted Goodness-of-fit Index – Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi)

GFI örneklem varyans-kovaryans matrisi ile türetilmiş varyans-kovaryans matrisi farkının karesel toplamını temel alır. Bu yüzden ölçeklendirilebilir. GFI varyans miktarından ve örneklem hacminden etkilenir. Örneklem hacmi arttıkça GFI’de artar. GFI hesabı eşitlik 28’de verilmiştir.

$$GFI = 1 - \left( \frac{\chi_{bağımsız}^2}{\chi_{önerilen}^2} \right) \quad (28)$$

AGFI, GFI uyum indeksine ek olarak serbestlik derecesini de dikkate alır. AGFI değeri örneklem hacmi yükseldikçe artar. Jöreskog ve Sörbom (1989) tarafından ortaya atılmıştır. Eşitlik 29 yardımıyla hesaplanır. GFI ve AGFI bir modelde farklı verilerin uyumunun karşılaştırılmasında ya da aynı verilerin farklı iki modelde karşılaştırılmasında kullanılabilir.

$$AGFI = 1 - \left[ \left( \frac{k}{df} \right) - (1 - GFI) \right] \quad (29)$$

$$k = \frac{p(p+1)}{2}$$

#### 5.2.4. MFI (McDonald's Fit Index)

MFI, uyum indeksi, 1989 yılında McDonald tarafından (Bentler, 2006. MFI değeri eşitlik 30'de verildiği gibidir.

$$MFI = \exp\left[-1/2\left(\chi^2 - sd\right)/N\right] \quad (30)$$

MFI, 0 ile 1 arasında değerler alır. MFI'nın 1 olması mükemmel uyumun göstergesidir. Fakat bazı durumlarda, MFI değeri 1'i geçebilir (Bentler, 2006; Mulaik, 2009; Kline, 2012). MFI, gözlenen ve gizil değişken sayısına karşı duyarlıdır (Bakınız: Meade et. al., 2008, sy: 86, Kline, 2012 sy:255).

#### 5.2.5. RMR (Root Mean Square Residuals - Hata Kareler Ortalamasının Karekökü)

RMR modelden elde edilen varyans-kovaryans matrisiyle örneklemden elde edilen varyans-kovaryans matrisi arasındaki fark matrisinin elemanlarından oluşan hatalara dayanılarak hesaplanır. Eşitlik 31'de gösterildiği gibidir.

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (S_{ij} - \sigma_{ij})^2}{p(p+1)/2}} \quad (31)$$

RMR, 0 ile 1 aralığında değerler alır. RMR değerinin sıfıra yakın olması iyi uyumun göstergesidir (Schermelleh-Engel et. al., 2003; Kline, 2012). RMR ölçekten bağımsız bir uyum indeksi değildir. Bu sebeple, bu problemin çözülmesi için SRMR uyum indeksi geliştirilmiştir.

#### 5.2.6. SRMR (Standardized Root Mean Square Residual - Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü)

SRMR, hem örneklem varyans-kovaryans matrisinin hem de tahmin edilen model varyans-kovaryans matrisinin korelasyon matrisine dönüştürülmesine dayanır. SRMR,

gözlenen ve tahmin edilen korelasyon hatalarının bir ölçüsüdür (Kline, 2012). RMR'nin standartlaştırılmış halidir. SRMR değeri eşitlik 32'de verildiği gibidir.

$$SRMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i \left( \frac{S_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{S_i S_j} \right)^2}{p(p+1)/2}} \quad (32)$$

SRMR değeri de, 0 ile 1 aralığında değerler alır. SRMR değeri, 0,01'den küçük olduğunda iyi uyumun, 0,05'den küçük olduğunda ise kabul edilebilir uyumun göstergesidir (Schermelleh-Engel et. al., 2003; Brown, 2006; Yılmaz ve Çelik, 2009; Kline, 2005, 2012). SRMR, ölçekten bağımsız bir uyum ölçütüdür.

### 5.3 Model Karşılaştırma

Karşılaştırılmalı uyum indeksleri daha kısıtlı olan null modelle önerilen modeli karşılaştırarak uyumu hesaplar. Bağımsız model genellikle göstergeleri arasında ilişki olmadığı varsayılan modeldir.

#### 5.3.1. IFI (Incremental Fit Index – Artan Uyum İndeksi)

Bollen'in artan uyum indeksi IFI (1989), değeri eşitlik 33'de verildiği gibidir.

$$IFI = \frac{\chi_{bağımsız}^2 - \chi_{önerilen}^2}{\chi_{bağımsız}^2 - sd_{önerilen}} \quad (33)$$

IFI, 0 ile 1 arasında değerler alır. IFI değeri 1'e yaklaştıkça modelin uyumu artar. Bu indeksin değeri de 1'i aşabilir (Moss, 2009). Örneklem büyüklüğüne nispeten duyarsızdır. (Moss, 2009).

#### 5.3.2. NFI (Normed Fit Index - Normlaştırılmış Uyum İndeksi)

Bu uyum indeksi ilk defa Bentler ve Bonett tarafından 1980'de ortaya atılmıştır.  $\chi^2$ 'nin 0 ile 1 arasına tekrar ölçeklenmesi ile bulunur. Bu uyum indeksi null modeli kullanılarak hesaplanır. Hesap değeri eşitlik 34'de verilmiştir.

$$NFI = \frac{\chi_{bağımsız}^2 - \chi_{önerilen}^2}{\chi_{bağımsız}^2} \quad (34)$$

### 5.3.3. TLI (Turker-Lewis Index) - NNFI (Non-normed Fit Index - Normlaştırılmamış Uyum İndeksi)

Turker ve Lewis başlarda bunu faktör analizi için geliştirdi. Fakat sonraları bunu YEM için geliştirdi. Bu ölçüm alternatif modellerin karşılaştırılması ya da null model ile alternatif modeli ölçmek için kullanılabilir. Örneklem hacmi çok büyük olmadığında, mevcut model doğru olsa bile NFI değerinin 1'e yaklaşmadığı görülmektedir. Bu nedenle TLI modele serbestlik derecesini ilave ederek bu sorunu ortadan kaldırdı (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)). Bentler ve Bonnett (1980), Tucker ve Lewis (1973)'ün çalışmasını geliştirerek NNFI uyum indeksini geliştirmişlerdir (Schermelleh-Engel et. al., 2003). TLI ve NNFI eşitlik 35 ve 36'daki gibi hesaplanır.

$$TLI = \frac{\left[ \left( \frac{\chi_{bağımsız}^2}{df_{bağımsız}} \right) - \left( \frac{\chi_{önerilen}^2}{df_{önerilen}} \right) \right]}{\left[ \frac{\chi_{bağımsız}^2}{df_{bağımsız}} - 1 \right]} \quad (35)$$

$$NNFI = \frac{(\chi_{bağımsız}^2 / sd_{bağımsız}) - (\chi_{önerilen}^2 / sd_{önerilen})}{\chi_{bağımsız}^2 / sd_{bağımsız}} \quad (36)$$

### 5.3.4. CFI (Comperative Fit Index –Karşılaştırmalı Uyum İndeksi)

Bentler tarafından 1990 yılında ortaya atılmıştır. Bağımsız modele dayanan uyum indeksleri içerisinde CFI en çok kullanılan uyum indeksidir. Eşitlik 37 yardımıyla hesaplanabilir.

$$CFI = 1 - \left[ \frac{\chi_{önerilen}^2 - sd_{önerilen}}{\chi_{bağımsız}^2 - sd_{bağımsız}} \right] \quad (37)$$

## 5.4 Model Optimizasyonu

Bu uyum indeksleri daha ayrıntılı modelleri belirlemek için özel olarak belli kurallar belirleyerek modeli ele alır. Daha özel olarak bu uyum indeksleri model uyumunun ve modelin belirlenmesi için gerekli serbestlik derecelerinin her ikisini de dikkate alır. Ayrıca istatistiksel olarak daha iyi uyum her zaman modeldeki parametre sayısı fazla olduğu zaman sağlanır. Farklı karmaşık modellerin karşılaştırılmasında kullanılır (Fan, X., Thompson, B, & Wang, L. (1999)).

### 5.4.1. NC (Normed Chi-Square – Normlaştırılmış Ki kare)

Joreskog, model uyumunu değerlendirirken serbestlik derecesi tarafından düzeltilebileceğini önerdi. NC ile iki farklı modelin benzerlikleri ölçülebilir. NC ölçümü örneklem büyüklüğünden etkilenir. Eşitlik 38 yardımıyla ölçülür (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

$$NC = \frac{\chi_m^2}{df_m} \quad (38)$$

### 5.4.2. PFI (Porsimonious Fit Index)

PFI ölçütü NFI'nın değiştirilmiş halidir. PFI farklı serbestlik derecelerindeki modelleri karşılaştırmak için kullanılır. Eşitlik 39 ile hesaplanır (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

$$PFI = \frac{df_m}{df_{bağımsız}} \quad (39)$$

### 5.4.3. AIC (Akaike Bilgi Kriteri)

AIC farklı sayıda latent değişken içeren modelleri karşılaştırır ve AIC sadece serbestlik derecesini hesaplamaya dâhil eder, örneklem hacmini dikkate almaz. Eşitlik 40 ile hesaplanır (Schumacher R.E., Lomax R.G.,(2004)).

$$AIC = \left[ \chi_m^2 + k(k+1) + 2sd \right] \quad (40)$$

#### 5.4.4. CAIC (Consistent Akaike Information Criterion)

AIC'nin aksine direkt olarak örneklem hacmini hesaplamaya dâhil eder. Küçük değerlere daha iyi uyum gösterir (Bozdogan, H. (1987)). Eşitlik 41 yardımıyla hesaplanır.

$$CAIC = \chi_m^2 + \left[ \frac{k(k-1)}{2-sd} \right] [\ln(N+1)] \quad (41)$$

Tezin bundan sonraki kısmında YEM kullanacak arařtırmacıların alıřacağı verilerin sahip olduėu bazı özelliklerin (örneklem hacmi sayısı ve çok deėişkenli normallik varsayımı) model uyum ölçütlerine etkileri, çeřitli örneklem hacimlerinde normallik varsayımının sağlanıp sağlanmadığı duruma göre farklı parametre tahmin yöntemleriyle simülasyon yapılarak incelenmiştir.

## BÖLÜM 6

### MONTE CARLO SİMÜLASYONU

Monte Carlo (MC) yöntemi rassal olarak üretilen sayıları kullanarak değişkenlerin dağılımlarının özelliklerini belirleyebilmektedir (Gentle, J.E., (1985)). Genelde bir tahmin edicinin asimptotik özellikleri bilinir, fakat bunun sonlu örneklem özellikleri bilinmez. MC simülasyonu araştırmacılara, sonsuz örneklemelerde tahmin edicilerin performanslarının belirlenmesine olanak sağlar. Örneklem dağılımının bilinmesi ise istatistiki yönden davranışın bilinmesinin en önemli varsayımdır (Paxton P., et.al., (2001)).

MC simülasyonu YEM için de istatistiksel kestirimleri değerlendirmede oldukça yaygın bir yöntem olmuştur. Bu yöntem, örneklem büyüklüğü, normal dağılımlı olmama, model karmaşıklığı ve modelin yanlış belirlenmesi gibi çeşitli koşullar altında tahminler ve uyum iyiliği istatistiklerini değerlendirmede üstün bir yöntemdir (Paxton P., et.al., (2001)).

MC yöntemi birçok avantajı olmasına rağmen uygulaması zordur. Bu sebepten dolayı çalışmada MC simülasyonu Paxton ve arkadaşlarının (2001) yaptığı gibi 9 adımda oluşturulacaktır. Bu adımları şöyle özetlenirse;

- i. İlgilenilen araştırma sorusunun teorik olarak geliştirilmesi,
- ii. Soruya uygun modelin oluşturulması,
- iii. Çalışmaya uygun deneysel koşulların seçilmesi,
- iv. Kitle parametre değerlerinin seçilmesi,
- v. Uygun yazılım programının seçimi,
- vi. Simülasyonun yürütülmesi,
- vii. Simülasyon çıktılarının uygun şekilde depolanması,
- viii. Sorun giderme ve doğrulama,
- ix. Sonuçların özetlenmesi.

MC simülasyonu belirtildiği gibi adım adım bir çalışma olmasına rağmen her bir adım birbiriyle bağlantılıdır. Bu yüzden simülasyonun bir bütün halinde oluşturulması araştırmacılara avantaj sağlamaktadır.

### **6.1 İlgilenilen Araştırma Sorusunun Teorik Olarak Geliştirilmesi**

Bir simülasyon çalışmasının geçerliliği ve yararı belirlenecek sorunun kalitesi kadar güçlüdür.

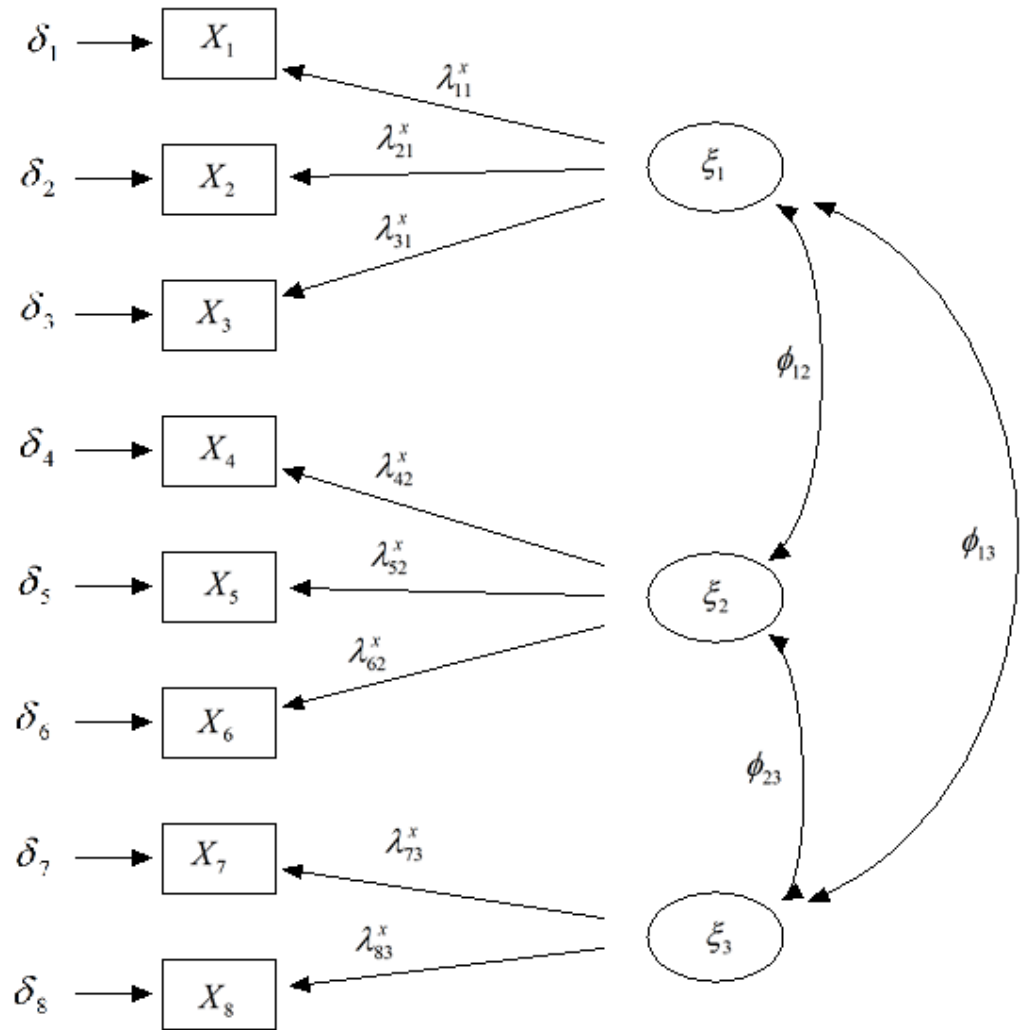
Bu tez çalışmasında araştırma sorusu DFA modelinde, değişkenlerin çok değişkenli normallik varsayımı sağladığı ve sağlanmadığı (az derecede normal olmayan – orta derecede normal olmayan) durumda MLE, LS, GLS ve AGLS tahmin yöntemlerinin farklı örneklem büyüklüklerinde (50, 100, 200, 400, 800, 1600, 4000), EQS’de kullanılan uyum ölçütleri yardımıyla karşılaştırılması olarak belirlenmiştir.

### **6.2 Geçerli Modelin Oluşturulması**

Bir modeli kurarken ele alınması gereken bazı durumlar vardır. Öncelikle simülasyon çalışması için DFA modeli mi daha uygundur yoksa YEM modelimi daha uygun olacaktır konusu belirlenmelidir. Bu belirlendikten sonra modelin büyüklüğü belirlenmelidir yani modeldeki gizil değişken sayısı ve gizil değişkenleri oluşturan gözlenen değişken sayısı belirlenmelidir. Daha sonra model karmaşıklığına karar verilmelidir. Son olarak da modelin dışsal geçerliliği belirlenmelidir. Yani araştırma sorusuyla paralel olan ve literatürde kullanılan her bir model incelenmeli yaygın olarak kullanılan araştırma modelleri ile en yüksek derecede benzerlik göstermelidir.

Çalışmanın araştırma modeli Raykov ve Marcoulides’den (2006) tarafından oluşturulan DFA modeli kullanılmıştır. Kullanılan DFA modeli şekil 4’de verilmiştir.





Şekil 4. DFA Modeli

### 6.3 Uygun Deneysel Koşulların Seçilmesi

Simülasyon çalışmalarında önemli adımlardan biride örneklem hacimleridir. Bunun sebebi uyum indekslerini küçük örneklem seçimlerinden büyük örneklem seçimlerine doğru gidildikçe farklı şekillerde tepki vermesidir. Bu yüzden çalışmalarda farklı bir çok sayıda örneklem hacmi tercih edilir.

Örneklem hacmi birçok potansiyel YEM kullanıcısı için çekince olmuştur bunun sebebi doğru sonuçlara ulaşabilmek için büyük örneklem hacimlerine ihtiyaç duyulduğu düşüncesidir. Bu düşüncede özellikle beklenen etkiler hafifse, ölçek net veya güvenilir

değilse, YEM yapıları tam bir şekilde açıklamaz. Aksine model güvenilir, etkiler kuvvetli ve model aşırı derecede karmaşık değilse küçük örneklerde yeterli olabilir (Bollen, K. A. (1990), Iacobucci D. (2010), Bearden, W., vd. (1982)).

Jakson (2003) her bir faktördeki değişken sayısının uyum indekslerine iyileştirme etkisi örneklem büyüklüğünün etkisi ile karşılaştırıldığında oldukça küçük kaldığını iddia etmiştir. Parametre tahminindeki yanın azalması ve modelin testi açısından her bir faktör için 3 veya daha çok değişken ve 100 birimlik örneklem hacmi yeterli olacağını söylemiştir. 150 örneklem hacminin ise yakınsaklığın ve en ideal çözümün bulunması için uygun olacağını söylemiştir (Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1984), Iacobucci D. (2010)).

Çalışmada küçük örneklem hacimlerini de incelemek için 50 ve 100 birimlik örneklemeler alınmıştır. Aynı zamanda büyük örneklem hacimlerinin temsili için 1600 ve 4000 birimlik örneklemeler seçilmiştir. Sonuç olarak çalışmada 50, 100, 200, 400, 800, 1600 ve 4000 olmak üzere 7 boyut ele alınmıştır.

Çalışmada model yanlışlığı ele alınmamıştır. Bunun sebebi model yanlışlığı ve çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı yada sağlanmadığı durumlar beraber incelendiğinde simülasyon çalışmasının katlanarak artmasıdır. Bu kısıtı kullanarak simülasyon çalışmasını makul boyutlara getirilmiştir.

Çalışma özetlenirse üç gizil değişken söz konusudur. Değişkenler için çok değişkenli normal, az derecede normal olmayan ve orta derecede normal olmayan olarak 3 boyut kullanılacaktır. Örneklem büyüklüğü 7 boyutta 50, 100, 200, 400, 800, 1600, 4000 birim olarak belirlenmiştir. Model doğru model olarak seçilmiş model bozukluğu ele alınmamıştır. Tahmin yöntemi 4 boyutta incelenmiştir ve ML, GLS, LS, AGLS tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Sonuçta  $84(3*7*4)$  deneysel durum ortaya çıkmıştır.

#### **6.4 Kitle Parametre Değerlerinin Seçilmesi**

Bu adımda yapılması gereken elde edilen modeli ve deneysel koşulları dikkate alarak parametreleri belirlemektir. Parametreler belirlenirken öncelikli olarak çalışmalarda sıklıkla karşılaşılan değerler seçilmelidir. Daha sonra model parametreleri

istatistiksel olarak anlamlı olmalıdır. Yani simülasyonun en uç değerlerinde bile parametre tahminleri anlamsız olmamalıdır.

Çalışmada kullanılan parametreler eşitlik 42, 43 ve 44'de verilmiştir.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & & \\ .636 & 1 & \\ .276 & .681 & 1 \end{bmatrix} \quad (42)$$

$$\Lambda_x^T = \begin{bmatrix} .519 & .615 & .521 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & .511 & .594 & .595 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & .614 & .635 \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$\theta_s(diag) = [.181 \ .182 \ .178 \ .288 \ .308 \ .256 \ .203 \ .217] \quad (44)$$

## 6.5 Uygun Yazılım Programının Seçimi

Hangi yazılım programının seçileceğine karar verebilmek için iyi bir şekilde literatür taraması yapılmış olması gerekmektedir. Programların farklı güçte ve zayıflıkta olması araştırma sorusuna bağlıdır. Bu yüzden seçilen yazılımın araştırma sorusuyla en uygun uyumu göstermelidir. Çalışmada MC simülasyonu için EQS (versiyon 6.2, geliştirme 104) (Bentler (2013)) kullanılmaya karar verilmiştir. Bunun sebebi öncelikle Türkiye’de yapılan çalışmaların tekrarından kaçınmak ve bu yazılımın kullanımı konusunda bir bakış açısı yaratmak istemektir. Daha sonra ise EQS programının önceki simülasyon çalışmalarında başarılı sonuçlar vermesi (Schermelleh-Engel, K., et.al., (2003), Bentler, P.M., (1990), Paxton P., et.al., (2001)), normal olmayan dağılımdan veri üretmede başarılı olması, tek bir adımda modele uygun veri üretme yeteneğidir. EQS’in sınırlığı ise tek başına yeterli olamamasıdır. Bu yüzden çıktı verilerinin düzenlenmesi ve bazı istatistiklerin elde edilmesi için Excel 2010 yazılımı ve sonuçlar arasındaki ilişkilerin açığa çıkartılması için de SPSS 21 programı kullanılacaktır.

## 6.6 Simülasyonun Yürütülmesi

EQS paket programında veri türetilmesi için iki yol vardır. Birinci yol model parametreleri kullanılarak yapılan veri türetilmesi, ikinci yol ise model parametreleri ile

kitle kovaryans matrislerinin aynı anda kullanılmasıyla yapılan veri türetilmesidir. Çalışmada ikinci yol kullanılacaktır ve daha önceden de belirtildiği gibi değişkenlerin dağılımları ile ilgili üç boyut aldığı için üç tane kitle varyans-kovaryans matrisine ihtiyaç vardır.

Çalışmada belirtilen 84 durum için her biri 200 kez tekrar edilmek üzere 16800 farklı veri seti elde edilecektir. Buradaki tekrar sayısı literatüre göre belirlenmiştir (Fan, Xitao and Fan, Xiaotao (2005), Bentler, P.M., (1990)) ve bu tekrarın yeterli olduğu düşünülmüştür.

Çalışmadan görüldüğü üzere tekrar sayısı arttıkça veri seti sayısı ve simülasyonu yapmak için geçen süre katlanarak artacaktır. Bu sürenin karmaşıklığından ve uzunluğundan dolayı araştırmacılar kendine bir çalışma sırası belirlemedir ve bu sırayı her bir durum (84 durum) için tekrarlamalıdır. Bu hem zaman kazandıracaktır hem de verilerin benzer olmasını engelleyecektir. Ayrıca simülasyon sırasında kişisel hataları da en aza indirecektir. Burada belirtilecek olan bu adımlar kişiye özeldir ve her bir çalışmaya göre değişiklik gösterebilir.

Çalışmada kullanılan yol:

EQS için her bir durumun başlamasından önce yapılacaklar,

- i. Örneklem hacmini kontrol et gerekiyorsa değiştir
- ii. Tahmin tekniğini kontrol et gerekiyorsa değiştir
- iii. Kitle varyans-kovaryans matrisini kontrol et gerekiyorsa değiştir
- iv. Program text çıktısının adını değiştir
- v. Program veri çıktısının adını değiştir
- vi. Seed(Tohum) değerini değiştir
- vii. Farklı bir program olarak kaydet

EQS'de her bir durumun bitmesinden sonra,

- i. Programın otomatik oluşturduğu çıktı dosyasını sil
- ii. Veri çıktısını veri klasörüne taşı
- iii. Program çıktısını uyum klasörüne taşı.

### 6.6.1. Kovaryans Matrislerinin Özellikleri

Hedef modelin kitle tasarımı ve kitle parametre değerlerinin belirlenmesiyle araştırmacı artık kitle varyans-kovaryans matrisini oluşturur. Kovaryans matrisleri belirlenirken çok değişkenli normallik varsayımının sağlanması ve sağlanmaması durumları dikkate alınmalıdır. Varyans-kovaryans matrisinin çok değişkenli normalliği ve normal olmama seviyesi çarpıklık ve basıklık değerleriyle belirlenir. Çalışmada oluşturulan araştırma problemi gereğince üç farklı varyans-kovaryans matrisine ihtiyaç vardır. Bu matrislerin özellikleri sırasıyla şöyle tanımlanmıştır. Birinci matris Raykov ve Marcoulides (2006) çalışmasından alınmıştır ve çarpıklık katsayısı 0 basıklık katsayısı 0'dır. Diğer iki duruma göre yani normallik olmamasına göre elde edilecek kovaryans matrisleri için sağlaması gerektiği iki durumdan ilki normal olmama seviyesi ve ikincisi ise bu seviyenin çok değişkenli durumda kullanılmasıdır. Bu şartları sağlayabilmek için "Fleishman yöntemi" kullanılmıştır. Bunun için gereken öncelikle Fleishman katsayıları kullanılarak tek boyutlu istenilen çarpıklık ve basıklık katsayısına sahip 8 değişken üretmek daha sonra bunları kullanarak istenilen varyans-kovaryans matrisi elde etmektir (Fan, Xitao and Fan, Xiaotao (2005), Fleishman, A. I. (1978), Curran P.J. et.al., (1996)). Az seviyeli normal olmayan varyans-kovaryans matrisi için öncelikle çarpıklık değeri 0,75 basıklık değeri 2 olan Fleishman katsayıları kullanılarak elde edilmiştir. Daha sonra orta seviyeli normal olmayan varyans-kovaryans matrisi için ise çarpıklık katsayısı 2 basıklık katsayısı 7 olan Fleishman katsayıları kullanılmıştır (Fleishman, A. I. (1978)). Önceki yayınlanan çalışmalarda bu şekilde veri üretilerek son derece başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Fan, Xitao and Fan, Xiaotao (2005), Fleishman, A. I. (1978), Curran P.J. et.al., (1996), Chou, C.P., vd. (1991), Hu, L., vd. (1992)).

### 6.6.2. Simülasyon Sırasında Karşılaşılan Problemler

Veriler hangi paket programla üretilirse üretilsin YEM'de bazı sorunlar ortaya çıkar. Bunlardan en sık karşılaşılanları yakınsama problemi ve doğru olmayan çözümlerdir.

Yakınsama problemi, YEM tahmin tekniği süresince belirtilen iterasyon sayısına ulaşıldığında örneklem için herhangi bir çözüme ulaşamama durumudur (Fan, X.,

Thompson, B, & Wang, L. (1999)). Teknik süreç boyunca çözüme yakınsamadığında bazı sonuçlar verir şüphesiz ki bu sonuçlar araştırmacıyı yanıltır. Yakınsama problemi, örneklem hacmi ve popülasyon yapısına bağlı olarak ortaya çıkmaktadır. EQS'de bu problemi düzeltmek için seed değeri değiştirilmelidir ya da çözüme yakınsama için deneme sayısı (iterasyon) artırılmalıdır. Ayrıca örneklem hacmi arttıkça yakınsama problemiyle karşılaşma oranı da düşer (Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1984)).

Doğru olmayan çözümler ise istatistiksel olarak mümkün olmayan veya tahmin sonucunda mantıksız değerlerin elde edilmesini kapsar (Fan, X., Thompson, B, & Wang, L. (1999)).

Çalışmada yineleme (iterasyon) sayısı 25 olarak belirlenmiştir. EQS uyum çıktı dosyalarında yakınsama sorunu olan çözümleri ve doğru olmayan çözümleri vermektedir buda EQS kullanmanın bir avantajıdır.

### **6.6.3. Seed (Tohum) Seçiminin Önemi**

Simülasyonda dikkat edilmesi gereken önemli adımlardan bir tanesi de tohum (seed) değeridir. Tohum programda rassal çekimleri kontrol etmek için başlangıç değeri olarak verilebilir. Eğer aynı analizde aynı başlangıç (seed) noktası seçilirse aynı veriler üretilecektir. Her bir analiz adımında tohum değeri değiştirilerek rassal sayı üretiminin rassallığı kontrol edilebilir. Güçlü bir başlangıç değerine sahip bir başlangıç değeri üretmek için bazı rassal sayılar kitapları kullanılabilir (Bkz: Beyer, W. H. (1984), Research and Education Association (1984), Paxton P., et.al., (2001), Öztürk, F., Özbek, L., (2004)).

## **6.7 Dosya Depolama**

Dosya depolama simülasyonda karşılaşılabilecek yâda ilerde ortaya çıkacak sorunlar için çok önemlidir. Bu adımla bir algoritma oluşturulup her bir simülasyon adımı için farklı isimlerde veri çıktısı ve uyum çıktıları düzenli bir şekilde saklanmalıdır.

## **6.8 Sorun Giderme ve Doğrulama**

Simülasyon tamamlandıktan sonra, veriler saklanır. Simülasyonu doğru yapıp yapmadığını anlamak için bazı ufak kontroller vardır. Bu kontrollerden bir kaçı

şöyledir. Büyük örneklem hacimlerinin veri çıktıları daha büyük alan kaplar, aynı zamanda bu örneklemelerin uyum çıktıları aynı olmak zorundadır. Bunun yanı sıra tekrar sayısı aynı olduğu için elde edilen text dosyalarının satır sayıları aynı olmalıdır. Diğer bir kontrol şeklide sonuçlara bakmaktır. Örneğin bazı uyum indeksler değişen durumlarda birden büyük çıkabilirken bazıları kesinlikle biri geçmez. Başka bir kontrolde 1000 ve üstü örneklemelerde parametre tahminlerinin 0,01 içinde yer alması gerekliliğidir (Paxton P., et.al., (2001)).

### **6.9 Sonuçların Özetlenmesi**

Sonuçları özetlemek için EQS işlemleri tamamlandıktan sonra veri klasörü daha sonra kullanılmak üzere saklanmalı ve uyum klasörü daha özet veriler elde etmek amacıyla düzenlenmelidir. Bunun için kullanılan Excel yazılımında makro kodları yazılmalıdır (Bkz, Jelen B., Syrstad T., (2010), Kulaksız H., (2012)). Yazılan kodlar ile her bir durumun (84 durum) çıktısı sütunlar halinde Excel programına alınıp ek istatistikler oluşturulmalı ve istenilen tablolar düzenlenmelidir. Yine Excel programında uygun olmayan(yakınsayamama durumu, yanlış çözümler, uygun olmayan uyum ölçütleri) çözümler çıkarılmalıdır. Buradan çıktıların sunulması için üç yol belirlendi: betimleyici istatistikler, grafiksel istatistikler ve son olarak da çıkarsamalı istatistiklerdir. Çalışmada istatistikleri elde etmek için Excel'de düzenlenmiş veriler SPSS programına alınmıştır ve özetleyici sonuçlar elde edilmiştir.

## BÖLÜM 7

### BULGULAR

Bu tez çalışmasında simülasyon çalışması çok değişkenli normallik varsayımı, az derecede normal olmayan ve orta derecede normal olmayan değişkenlerle çalışılarak farklı örneklem hacimleri ve tahmin yöntemleri kullanılması sonucunda elde edilen çıktılarına göre  $\chi^2$ , GFI, AGFI, IFI, MFI, NFI, NNFI, CFI, RMR, SRMR ve RMSEA sonuçları değerlendirilmiştir. Simülasyon çalışması sonucunda ortaya çıkan 1758 yanlış (yakınsayamayan ve düzgün olmayan) çözüm çalışmadan çıkarılarak 15042 çözümün sonucu değerlendirilmiştir.

Simülasyon sonuçlarında NOR Çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı, SNN az derecede normal olmayan ve MNN orta derecede normal olmayan durumu göstermiştir. LS en küçük kareler, GLS genelleştirilmiş en küçük kareler, ML en çok olabilirlik ve AGLS ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemini temsil etmektedir. Son olarak da uyum indeksleri de kendi adına uygun literatürde geçen İngilizce adlarıyla kullanılmıştır.

Simülasyon çalışmasında doğru modelle çalışıldığında uyum ölçüleri özelliklerine göre  $\chi^2$ , RMSEA, RMR ve SRMR'nin 0'a yaklaşması, GFI, AGFI, IFI, MFI, NFI, NNFI ve CFI'nın 1'e yaklaşması beklenmektedir. Bu durum değerlendirildiğinde tablo 1, 2 ve 3'ye göre IFI ve NNFI uyum indeksleri tutarsız sonuçlar verdiği için SNN ve MNN durumları için değerlendirilmelerden çıkarılmıştır.



Tablo 1. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamaları

	Model Ki Kare					GFI					AGFI					IFI				
	LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS	
50	22,277	18,250	22,323	33,763		0,987	0,907	0,907	0,832		0,972	0,803	0,803	0,645		0,969	0,985	0,968	0,896	
100	26,037	23,571	26,115	31,414		0,992	0,940	0,942	0,923		0,984	0,874	0,877	0,836		0,973	0,927	0,972	0,908	
200	34,308	33,212	34,340	38,740		0,995	0,958	0,961	0,952		0,990	0,912	0,918	0,899		0,973	0,908	0,973	0,904	
NOR 400	50,405	51,426	50,464	55,265		0,997	0,968	0,971	0,966		0,993	0,932	0,939	0,927		0,974	0,902	0,974	0,902	
800	83,094	87,277	83,161	90,859		0,998	0,973	0,976	0,972		0,995	0,942	0,950	0,940		0,974	0,899	0,974	0,900	
1600	150,188	160,642	150,230	164,439		0,998	0,975	0,979	0,974		0,996	0,947	0,955	0,946		0,974	0,897	0,974	0,898	
4000	343,136	370,741	343,214	374,657		0,998	0,977	0,981	0,977		0,996	0,951	0,959	0,951		0,975	0,898	0,975	0,899	
50	14,968	13,532	15,916	23,652		0,947	0,931	0,931	0,882		0,888	0,854	0,853	0,751		1,593	5,269	1,637	0,937	
100	13,718	14,555	15,305	18,497		0,971	0,963	0,964	0,954		0,938	0,922	0,924	0,902		1,495	2,509	1,344	1,072	
200	14,319	14,993	15,480	16,608		0,983	0,981	0,981	0,979		0,964	0,960	0,960	0,956		1,597	0,683	1,598	1,218	
SNN 400	15,523	16,050	16,528	17,155		0,990	0,990	0,990	0,989		0,979	0,979	0,978	0,977		1,402	1,362	1,276	1,146	
800	17,000	18,291	18,896	19,156		0,994	0,994	0,994	0,994		0,988	0,988	0,988	0,987		1,109	1,088	1,009	1,016	
1600	20,774	23,241	23,672	24,135		0,996	0,996	0,996	0,996		0,993	0,992	0,992	0,992		0,958	0,879	0,857	0,907	
4000	31,270	35,979	36,208	37,147		0,998	0,998	0,998	0,998		0,995	0,995	0,995	0,995		0,786	0,715	0,703	0,698	
50	14,596	13,232	15,728	23,181		0,949	0,932	0,931	0,884		0,892	0,857	0,855	0,754		1,393	0,948	1,266	0,955	
100	13,606	13,823	15,118	18,062		0,971	0,965	0,964	0,955		0,940	0,926	0,925	0,905		1,348	3,149	1,372	1,043	
200	14,458	14,786	15,056	16,256		0,983	0,981	0,982	0,979		0,964	0,961	0,961	0,956		1,321	1,209	1,396	1,438	
MNN 400	14,312	15,555	15,866	16,265		0,991	0,990	0,990	0,990		0,981	0,979	0,979	0,979		3,206	0,448	2,879	0,797	
800	15,940	17,269	17,494	18,181		0,995	0,995	0,995	0,994		0,989	0,989	0,989	0,988		1,288	1,194	1,181	1,080	
1600	19,936	21,998	22,478	22,471		0,997	0,997	0,997	0,996		0,993	0,993	0,993	0,993		0,980	0,915	0,890	0,891	
4000	33,654	36,129	36,893	35,993		0,998	0,998	0,998	0,998		0,995	0,995	0,995	0,995		0,717	0,676	0,668	0,675	

Tablo 2. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamalar (Devamı)

	MFI					NFI					NNFI					CFI					
	LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS		LS	GLS	ML	AGLS		
NOR	50	0,951	0,989	0,951	0,852	0,878	0,681	0,878	0,804	0,944	0,944	0,983	0,944	0,815	0,960	0,918	0,961	0,887			
	100	0,957	0,968	0,956	0,932	0,924	0,768	0,924	0,812	0,953	0,953	0,864	0,953	0,836	0,971	0,909	0,970	0,899			
	200	0,958	0,961	0,958	0,948	0,948	0,825	0,948	0,839	0,955	0,955	0,838	0,955	0,834	0,972	0,901	0,972	0,899			
	400	0,959	0,958	0,959	0,953	0,961	0,859	0,961	0,864	0,957	0,957	0,833	0,957	0,835	0,974	0,898	0,974	0,900			
	800	0,960	0,957	0,960	0,955	0,968	0,878	0,968	0,880	0,958	0,958	0,831	0,958	0,833	0,974	0,897	0,974	0,899			
SNN	1600	0,959	0,956	0,959	0,955	0,971	0,886	0,971	0,887	0,957	0,957	0,829	0,957	0,830	0,974	0,896	0,974	0,897			
	4000	0,960	0,957	0,960	0,956	0,973	0,894	0,973	0,894	0,958	0,958	0,832	0,958	0,832	0,975	0,898	0,975	0,898			
	50	1,022	1,037	1,013	0,940	0,521	0,497	0,482	0,714	84,652	-2,109	-0,425	0,885	0,376	0,465	0,412	0,881				
	100	1,017	1,013	1,009	0,993	0,551	0,494	0,501	0,600	1,294	1,109	0,993	0,807	0,564	0,564	0,519	0,828				
	200	1,007	1,005	1,004	1,001	0,542	0,505	0,504	0,559	0,392	1,347	-0,243	0,168	0,564	0,564	0,553	0,724				
MNN	400	1,002	1,001	1,001	1,000	0,538	0,517	0,506	0,532	4,760	-1,221	0,768	3,124	0,560	0,560	0,533	0,634				
	800	1,000	0,999	0,999	0,999	0,561	0,525	0,508	0,527	0,982	0,904	0,697	0,548	0,741	0,698	0,663	0,679				
	1600	0,999	0,998	0,998	0,998	0,582	0,532	0,521	0,534	0,160	0,408	-0,072	0,635	0,786	0,700	0,682	0,700				
	4000	0,998	0,998	0,998	0,997	0,607	0,554	0,542	0,542	0,570	0,425	0,398	0,392	0,651	0,735	0,635	0,630				
	50	1,026	1,040	1,015	0,944	0,526	0,500	0,484	0,718	0,274	-0,709	-1,688	0,452	0,501	0,334	0,469	0,885				
MNN	100	1,017	1,016	1,010	0,995	0,546	0,514	0,498	0,602	-0,123	1,218	-0,039	12,016	0,563	0,520	0,499	0,824				
	200	1,006	1,006	1,005	1,002	0,534	0,501	0,508	0,558	-2,569	11,247	-3,254	0,079	0,581	0,558	0,559	0,706				
	400	1,003	1,002	1,001	1,001	0,556	0,513	0,515	0,542	6,154	0,762	6,446	0,295	0,584	0,531	0,551	0,697				
	800	1,001	1,000	1,000	0,999	0,565	0,520	0,516	0,526	-0,089	0,995	-0,838	0,547	0,732	0,667	0,665	0,666				
	1600	0,999	0,998	0,998	0,998	0,568	0,524	0,518	0,521	0,732	1,105	0,345	0,516	0,760	0,675	0,648	0,668				
4000	0,998	0,998	0,998	0,998	0,538	0,509	0,504	0,509	0,415	0,328	0,315	0,327	0,642	0,589	0,582	0,589					

Tablo 3. Simülasyon Çalışması Sonucunda Uyum ölçülerinin Ortalamaları (Devamı)

	RMR				SRMR				RMSEA			
	LS	GLS	ML	AGLS	LS	GLS	ML	AGLS	LS	GLS	ML	AGLS
NOR	50	0,031	0,057	0,034	0,099	0,103	0,063	0,176	0,068	0,040	0,068	0,131
	100	0,024	0,035	0,025	0,052	0,063	0,046	0,092	0,065	0,055	0,065	0,085
	200	0,019	0,025	0,020	0,032	0,045	0,036	0,058	0,068	0,065	0,068	0,076
	400	0,015	0,020	0,016	0,024	0,035	0,029	0,042	0,069	0,070	0,069	0,074
	800	0,014	0,016	0,014	0,018	0,029	0,025	0,032	0,069	0,071	0,069	0,073
	1600	0,013	0,015	0,013	0,016	0,026	0,023	0,028	0,070	0,072	0,070	0,073
4000	0,012	0,014	0,012	0,014	0,024	0,021	0,025	0,069	0,072	0,069	0,072	
SNN	50	0,083	0,119	0,087	0,140	0,116	0,087	0,139	0,023	0,014	0,029	0,074
	100	0,059	0,076	0,063	0,083	0,076	0,062	0,082	0,008	0,011	0,016	0,028
	200	0,044	0,051	0,045	0,053	0,050	0,045	0,053	0,007	0,009	0,010	0,014
	400	0,033	0,035	0,033	0,037	0,035	0,033	0,036	0,009	0,009	0,011	0,012
	800	0,025	0,026	0,025	0,026	0,026	0,025	0,026	0,008	0,010	0,011	0,012
	1600	0,020	0,020	0,020	0,021	0,020	0,020	0,020	0,010	0,013	0,013	0,014
4000	0,016	0,016	0,016	0,016	0,016	0,016	0,016	0,013	0,016	0,016	0,016	
MNN	50	0,081	0,116	0,086	0,138	0,115	0,086	0,138	0,022	0,012	0,028	0,072
	100	0,058	0,073	0,061	0,081	0,073	0,061	0,081	0,008	0,008	0,015	0,028
	200	0,044	0,050	0,044	0,052	0,050	0,044	0,052	0,008	0,007	0,009	0,013
	400	0,031	0,034	0,032	0,035	0,034	0,032	0,035	0,006	0,008	0,009	0,009
	800	0,024	0,025	0,024	0,025	0,025	0,024	0,025	0,006	0,008	0,009	0,010
	1600	0,019	0,020	0,019	0,020	0,020	0,019	0,020	0,009	0,012	0,013	0,013
4000	0,015	0,016	0,016	0,016	0,016	0,016	0,016	0,015	0,016	0,016	0,016	

Ki kare uyum ölçütü tablo 1'e göre değerlendirildiğinde LS ve ML tahmin yöntemleri tüm örneklem hacimlerinde ve tüm dağılım koşullarında benzer sonuçlar vermiştir. Ki kare tüm tahmin yöntemlerinde NOR durumunda 400, 800 ve 1600 örneklem hacminde büyük değerler verirken 4000 örneklem hacminde modelin uyumunu reddetmiştir. Ki kare tüm tahmin yöntemlerine göre ve tüm örneklem hacimlerinde SNN ve MNN'de daha iyi uyum sonuç vermiştir.

GFI uyum indeksi tüm dağılımsal koşullarda ve tüm örneklem hacimlerinde LS tahmin yönteminde daha iyi sonuç vermiştir. Tüm dağılımsal koşullarda örneklem hacmi arttıkça uyum seviyesi artmıştır. Tüm dağılımsal koşullarda 50 birimlik örneklem hacmi için AGLS uygun sonuçlar vermemiştir.

AGFI uyum indeksi LS için daha iyi sonuçlar vermişken normallik varsayımı altında 200 ve altı örneklem hacimlerinde model uyumsuz çıkmıştır. Normallik varsayımında GLS ve ML tahmin yöntemi 50 ve 100 birimde modelde uyumsuz sonuçlar çıkmıştır. SNN ve MNN'de ise sadece 50 birim örneklem hacminde uyumsuz sonuçlar çıkmıştır.

MFI uyum indeksi sadece AGLS tahmin yönteminde ve normallik varsayımı altında 50 birimlik hacimde uyumsuzluk çıkmışken diğer tüm durumlarda yüksek uyum göstermiştir. MFI uyum indeks doğru model altında 1'den büyük değerler alabileceği görülmüştür.

NFI uyum indeksi SNN ve MNN dağılımsal koşullarında ve tüm örneklem hacminde modelin uyumsuzluğunu ortaya koymuştur. NOR koşulunda ise ML ve LS tahmin yönteminde örneklem hacmi arttıkça uyumun arttığı gözlenmiş ve 50 birim örneklem hacminde uyumsuz sonuçlar ortaya çıkmıştır. NOR koşulunda GLS ve AGLS tahmin yönteminde tüm örneklem hacimlerinde model uyumsuz olarak bulunmuştur.

CFI uyum indeksi SNN ve MNN dağılımsal koşullarında ve tüm örneklem hacminde modelin uyumsuzluğunu ortaya koymuştur. NOR koşulunda GLS ve AGLS tahmin yönteminde tüm örneklem hacimlerinde model uyumsuz çıkmıştır.

RMR indeksi tüm durumlar göz önüne alındığında benzer sonuçlar vermiştir. Ayrıca tüm dağılımsal koşullarda tüm tahmin yöntemlerine göre örneklem hacmi arttıkça RMR değeri sıfıra yaklaşmış ve uyumun arttığını göstermiştir.

SRMR uyum indeksi SNN ve MNN için RMR ile çok yakın sonuçlar elde edilmiştir. NOR durumunda RMR göre daha yüksek sonuçlar vermiştir.

RMSEA uyum indeksi incelendiğinde LS ve ML yakın sonuçlar vermiştir. SNN ve MNN'de daha iyi uyum çıkmışken en uygun sonuçların 200 ve 400 birim örneklem hacimlerinde ortaya çıktığı görülmüştür.

Simülasyon sonuçlarında çıkan farklılıkların anlamlılığını değerlendirebilmek için Faktöriyel ANOVA yapılmıştır. Analiz sonucunda çıkan p olasılık (significance) değerleri tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 4'deki Kikare, MFI, NFI, CFI, RMR SRMR ve RMSEA uyum ölçütleri ana etkiler ve etkileşimin yer aldığı tüm koşullarda anlamlı çıkmıştır. Dağılım koşulları ve hacim etkileşimi dikkate alındığında GFI ve AGFI'da anlamlı farklılık bulunamamıştır.

**Tablo 4. p Değerleri Tablosu**

	ModelKiKare	GFI	AGFI	MFI	NFI
DağılımK	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
Hacim	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
DağılımK * Hacim	<0,001	0,977	0,976	<0,001	<0,001
DağılımK * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
Hacim * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
DağılımK * Hacim * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	CFI	RMR	SRMR	RMSEA	
DağılımK	<0,001	<0,001	0,002	<0,001	
Hacim	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	
TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	
DağılımK * Hacim	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	
DağılımK * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	
Hacim * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	
DağılımK * Hacim * TahminTeknigi	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

Dağılımsal koşulların ikili olarak karşılaştırılma sonuçları tablo 5'de verilmiştir. Tablo 5 incelendiğinde NOR-SNN ve NOR-MNN karşılaştırmaları tüm uyum ölçütlerinde anlamlı bulunmuştur. SNN-MNN karşılaştırmaları %5 anlam düzeyinde Ki kare, GFI, AGFI, MFI CFI anlamlı bulunmamıştır. NFI, RMR, SRMR ve RMSEA ise anlamlı bulunmuştur.

**Tablo 5. Dağılımsal Koşulların İkili Karşılaştırmaları**

	ModelKiKare	GFI	AGFI	MFI	NFI	CFI	RMR	SRMR	RMSEA
NOR-SNN	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
NOR-MNN	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
SNN-MNN	0,067	0,062	0,063	0,091	0,001	0,145	<0,001	0,031	0,013

Tablo 6’da örneklem hacimleri ikili olarak karşılaştırılmıştır. Ki kare istatistiği sadece 50 ile 100 birim örneklem hacimlerinin karşılaştırıldığı durum anlamlı bulunamamıştır. GFI, AGFI, RMR ve SRMR için tüm ikili karşılaştırmalar arasındaki farklar anlamlı çıkmıştır. MFI için 200-400, 400-800, 800-1600, 800-4000 ve 1600-4000, NFI için 50-100, 100-200, ve 1600-4000, CFI indeksi incelendiğinde 100-200, 200-400 ve 800-1600, RMSEA ölçüsü için 100-1600, 100-4000, 200-400, 200-800 ve 400-800 örneklem hacimleri arasındaki farklar anlamlı değildir.

**Tablo 6. Hacimlerin İkili Karşılaştırmaları**

		ModelKıKare	GFI	AGFI	MFI	NFI	CFI	RMR	SRMR	RMSEA
50	100	,743	<0,001	<0,001	<0,001	,103	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	200	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,006	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	400	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,001	<0,001	<0,001	<0,001
	800	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	1600	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	4000	<0,001	<0,001	<0,001	,002	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
100	50	,743	<0,001	<0,001	<0,001	,103	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	200	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,248	,520	<0,001	<0,001	<0,001
	400	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,044	<0,001	<0,001	<0,001
	800	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	1600	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,245
	4000	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,028	<0,001	<0,001	,100
200	50	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,006	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	100	<0,001	<0,001	<0,001	,040	,248	,520	<0,001	<0,001	<0,001
	400	<0,001	<0,001	<0,001	,095	,002	,175	<0,001	<0,001	,943
	800	<0,001	<0,001	<0,001	,004	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,699
	1600	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,002
	4000	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,005	<0,001	<0,001	<0,001
400	50	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,001	<0,001	<0,001	<0,001
	100	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,044	<0,001	<0,001	<0,001
	200	<0,001	<0,001	<0,001	,095	,002	,175	<0,001	<0,001	,943
	800	<0,001	<0,001	<0,001	,229	,014	<0,001	<0,001	<0,001	,753
	1600	<0,001	<0,001	<0,001	,032	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,002
	4000	<0,001	<0,001	<0,001	,023	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
800	50	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	100	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	200	<0,001	<0,001	<0,001	,004	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,699
	400	<0,001	<0,001	<0,001	,229	,014	<0,001	<0,001	<0,001	,753
	1600	<0,001	<0,001	<0,001	,337	,019	,311	<0,001	<0,001	,005
	4000	<0,001	<0,001	<0,001	,275	,002	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
1600	50	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	100	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,245
	200	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,002
	400	<0,001	<0,001	<0,001	,032	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,002
	800	<0,001	<0,001	<0,001	,337	,019	,311	<0,001	<0,001	,005
	4000	<0,001	,002	,002	,895	,451	<0,001	<0,001	<0,001	,006
4000	50	<0,001	<0,001	<0,001	,002	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	100	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,028	<0,001	<0,001	,100
	200	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,005	<0,001	<0,001	<0,001
	400	<0,001	<0,001	<0,001	,023	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	800	<0,001	<0,001	<0,001	,275	,002	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	1600	<0,001	,002	,002	,895	,451	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

Tablo 7’de normallik koşulu ve örneklem hacmi dikkate alınmadığında tahmin yöntemleri tüm uyum ölçütleri göre ikili karşılaştırıldığında (LS-GLS, LS-ML, LS-AGLS, GLS-ML, GLS-AGLS, ML-AGLS) anlamlı fark bulunmuştur.

**Tablo 7. Tahmin Yöntemlerinin İkili Karşılaştırmaları**

		ModelKiKare	GFI	AGFI	MFI	NFI	CFI	RMR	SRMR	RMSEA
LS	GLS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,010
	ML	<0,001	<0,001	<0,001	,001	<0,001	<0,001	<0,001	,001	<0,001
	AGLS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
GLS	LS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,010
	ML	<0,001	,009	,008	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	AGLS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ML	LS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	,001	<0,001
	GLS	<0,001	,009	,008	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	AGLS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
AGLS	LS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	GLS	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
	ML	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

Faktöriyel ANOVA sonuçlarına göre tablo 8 incelendiğinde dağılımsal koşullardan en çok etkilenen ölçü Ki kare olmuştur bunu NFI ve RMSEA izlemiştir. Örneklem hacminden En çok Ki kare etkilenirken ikinci sırada RMR ve SRMR aynı derecede etkilenmiştir. Tahmin yönteminden en çok GFI, AGFI, RMR ve SRMR aynı derecede etkilenmiştir. Dağılımsal koşul ve hacim beraber değerlendirildiğinde bu durumda Ki kare en çok etkilenmiştir ve ikinci sırada RMR etkilenirken diğer ölçüler üzerinde etki az olmuştur. Dağılımsal koşul, Tahmin yöntemiyle değerlendirildiğinde GFI ve AGFI üzerinde etkili olduğu görülmüştür. Hacim tahmin yöntemiyle beraber değerlendirildiğinde bu durumdan GFI, AGFI, RMR ve SRMR etkilendiği ortaya çıkmıştır. Üçlü etki değerlendirildiğinde tüm ölçüler üzerindeki etkilerin zayıf olduğu görülmüştür.

**Tablo 8. Kısmi Eta Kare**

	ModelKiKare	GFI	AGFI	MFI	NFI	CFI	RMR	SRMR	RMSEA
DağılımsalK	,905	,196	,196	,368	,807	,235	,405	,001	,566
Hacim	,902	,751	,751	,007	,016	,017	,811	,804	,066
TahminYöntemi	,032	,294	,294	,070	,070	,021	,211	,239	,062
DağılımsalK * Hacim	,934	<0.001	<0.001	,024	,078	,010	,299	,033	,017
DağılımsalK * TahminYöntemi	,018	,216	,216	,004	,112	,023	,009	,063	,004
Hacim * TahminYöntemi	,022	,371	,371	,183	,085	,035	,324	,348	,130
DağılımsalK * Hacim * TahminYöntemi	,027	,072	,072	,007	,035	,020	,010	,072	,006

Bundan sonraki kısımda bulunan sonuçlar literatür ile karşılaştırılacak ve elde edilen önemli bulgular yorumlanacaktır.



## BÖLÜM 8

### SONUÇ, TARTIŞMA ve ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında öncelikle konuyla ilgili genel bilgiler anlatılmıştır. İkinci ve üçüncü bölümde ise YEM ve DFA ile ilgili teorik bilgiler anlatılmıştır. Dördüncü bölümde kullanılan tahmin yöntemleriyle ilgili teorik bilgiler verilerek YEM'e geçişi hakkında bahsedilmiştir. Beşinci bölümde YEM'i değerlendirmek için kullanılan uyum ölçülerinden bahsedilerek teorik bilgiler verilmiştir. Altıncı bölümde bu çalışma için yapılan simülasyon çalışmasının adımları anlatılarak yedinci bölümde elde edilen sonuçlar verilmiştir. Bu bölümde ise elde edilen sonuçlar verilerek literatürle karşılaştırılacak, tez çalışmasının öneri ve kısıtları ortaya koyulacaktır.

Bu tez çalışmasının sonucunda örneklem hacmi 200'den küçük olduğunda, AGLS yönteminin kullanılmasının uygun olmadığı belirlenmiştir. Boomsma ve Hoogland (2001), yaptıkları çalışmada benzer sonuçları gözlemlemiştir. Olsson ve arkadaşlarının (2000) yaptığı simülasyon çalışmada farklı basıklık ölçülerinde, 1000 ve daha büyük örneklem hacimlerinde AGLS yönteminin ML ve GLS yöntemine göre tercih edilebilir olduğunu iddia etmişlerdir. Bu çalışmada ise 400 birim ve üstü örneklem hacimlerinde ve çok değişkenli normallikten sapma durumlarında dört tahmin tekniği yakın sonuçlar vermiştir.

Ki kare uyum ölçüsü çok değişkenli normallik varsayımı altında örneklem hacmi arttıkça büyük değerler alarak gerçekçi olmayan sonuçlar verirken, normallik varsayımının olmadığı durumlarda ise örneklem hacminin büyümesinden çok fazla etkilenmemektedir. IFI ve NNFI normallik varsayımının sağlanmadığı az derecede ve orta derecede normal olmayan durumlarda tutarsız sonuçlar verdiği için kullanılmaması tavsiye edilebilir. NFI ve CFI uyum indeksleri ML ve LS tahmin yönteminde ve sadece normallik varsayımının sağlandığı durumlarda iyi sonuç vermektedir dolayısıyla sadece bu şartlar altında kullanılması önerilebilir.

Bu tez çalışması yurtdışında kullanılan EQS yazılımının Türkiye'de YEM üzerine ilk olarak bir simülasyon çalışmasında kullanılmıştır. Bu durumun YEM kullanan araştırmacılar için farklı bir bakış açısı olacağı değerlendirilmektedir. Çalışmada normallik varsayımının

bozulduđu iki durum ele alınmıřtı. İlerleyen alıřmalarda daha ayrıntılı sonular elde edebilmek iin normal olmayan farklı dađılımsal kořullar ele alınarak ve normallikten sapma derecesi arttırılarak alıřmanın kapsamı arttırılabilir. Ayrıca normallik varsayımının sađlanmadıđı durumlarda 4000'den byk rneklem hacimlerinin daha iyi sonu verebileceđi dřnldđnden rneklem hacmi daha byk boyutlarda (5000, 7500, 10000, ...vb.) ele alınarak incelenebilir. Son olarak EQS yazılımının literatr alıřmalarında iyi sonular verdiđi gzlenmiř olsa da benzer durumlar farklı simlasyon yapabilen yazılımlarla uygulanarak ortaya ıkan sonular karřılařtırılabilir.

## KAYNAKLAR DİZİNİ

- Akıncı., E.D., (2007). Yapısal Eşitlik Modellerinde Bilgi Kriterleri. Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi. Doktora Tezi.
- Andrew J., Waller T., Waller N.G., (2004). Structural Equation modeling: Strengths, Limitations, And Misconceptions. *Annu. Rev. Clin. Psychol* 1:31–65
- Bearden, W., O., Sharma, S., & Teel, J. E. (1982). Sample size effects on chi square and other statistics used in evaluating causal models. *Journal of Marketing Research*, 19(Nov.), 425–430.
- Bentler, P.M., (1990), Comparative fit index in structural models, *Psychological Bulletin*, 10, 2, 238-246.
- Bentler, P. M. (1994). Forward. In B. M. Byrne, *Structural equation modeling with EQS and EQS/Windows*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Bentler, P. M., & Dudgeon, P. (1996). Covariance structure analysis: Statistical practice, theory, and directions. *Annual Review of Psychology*, 47, 563-592.
- Beyer, W. H. (1984). *CRC standard mathematical tables (27th ed.)*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Bollen, K.A., (1989), *Structural Equations with Latent Variables*, Wiley, New York, 514p.
- Bollen, K. A. (1990). Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects. *Psychological Bulletin*, 107, 256–259
- Boomsma, A. (1982), "The Robustness of LISREL Against Small Sample Sizes in Factor Analysis Models." in *Systems Under Indirect Observation: Causality, Structure. Prediction*, K. G. Joreskog and H. Wold. eds. Amsterdam: North-Holland, in press,
- Boomsma, A. and Hoogland, J.J., (2001), The robustness of LISREL modeling revisited, *Structural equation models: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog* (pp. 139–168), Cudeck, S. du Toit, & D. Sörbom (Eds.),. Chicago: Scientific Software International
- Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52, 345370.

### **KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)**

- Breckler SJ. (1990). Applications of covariance structure modeling in psychology: cause for concern? *Psychol. Bull.* 107:260–73
- Brown T.A., (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*, The Guilford Press, New York, 475p
- Browne, M. W., (1984), Asymptotic distribution free methods in the analysis of covariance structures, *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 62–83.
- Byrne, B.M., Shalvelson R.J. and Muthen B., 1989, Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issue of partial measurement invariance, *Psychological Bulletin*, 105, 456-466.
- Chou, C.P., Bentler, P. M., & Satorra, A. (1991). Scaled test statistics and robust standard errors for non-normal data in covariance structure analysis: A Monte Carlo study. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 44, 347–357.
- Chou, C.P., & Bentler, P. M. (1995). Estimation and tests in structural equation modeling In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 37–55). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Curran PJ, West SG, Finch JF. 1996. The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in Confirmatory factor analysis. *Psychol. Methods* 1:16–29
- Çelik, H. E., (2009) Yapısal Eşitlik Modellemesi ve Bir Uygulama: Genişletilmiş Online Alışveriş Kabul Modeli. Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi.
- Fan, X., Thompson, B, & Wang, L. (1999). The effects of sample size, estimation methods, and model specification on SEM fit indices. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6, 56-83.
- Fan, Xitao and Fan, Xiaotao(2005) 'Teacher's Corner: Using SAS for Monte Carlo Simulation Research in SEM', *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 12: 2, 299 — 333
- Finch, J.F., S.G. West and D. MacKinnon, 1997. Effects of sample size and nonnormality on the estimation of mediated effect in latent variables models. *Structural Equation Modelling* 4, 87-107.

### KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Fleishman, A. I. (1978). A method for simulating non-normal distributions. *Psychometrika*, 43, 521–531.
- Fouladi RT. (2000). Performance of modified test statistics in covariance and correlation structure analysis under conditions of multivariate nonnormality. *Struct. Equ. Model.* 7(3):356–410
- Gentle, J.E., (1985), Monte Carlo methods, in *The encyclopedia of statistical sciences*, Eds. Kotz, S., Johnson, N.L., Vol.5, pp. 612-617, New York: Wiley
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, 49: 155-173.
- Gerbing DA, Anderson JC. (1992). Monte Carlo evaluations of goodness of fit indices for structural equation models. *Sociological Methods and Research* 21(2): 132–160.
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993). Monte Carlo evaluations of goodness-of-fit indices for structural equation models. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models*(pp.40–65). Newbury Park, CA: Sage.
- Golob, T.F., (2003), Structural equation modeling for travel behavior research, *Transportation Research Part B: Methodological*, 37, 1-25.
- Hayduk, L.A. (1987). *Structural equations modeling with lisrel*. John Hopkins, Baltimore, 396p.
- Hoogland, J.J. and Boomsma, A., (1998), Robustness studies in covariance structure modeling: An overview and a meta-analysis, *Sociological Methods & Research*, 26, 329–367.
- Hu, L., Bentler, P. M., Kano, Y., (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? *Psychological Bulletin*, 112, 351-362.
- Hu, L.-T., & Bentler, P. (1995). Evaluating model fit. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural Equation Modeling. Concepts, Issues, and Applications* (pp. 76-99). London: Sage.
- Iacobucci D. (2010). Structural equations modeling: Fit Indices, sample size, and advanced topics. *Journal of Consumer Psychology* 20, 90–98

### **KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)**

- Jackson, D. L. (2003). Revisiting sample size and number of parameter estimates: Some support for the N:q hypothesis. *Structural Equation Modeling*, 10(1), 128–141.
- Jelen B., Syrstad T., (2010). *VBA and Macros: Microsoft® Excel® 2010*. Que, 656p.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1989). *LISREL 7: A guide to the program and applications*. Chicago: SPSS
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2001). *LISREL 8: User's Reference (2nd ed.)*. Scientific Software International, Lincolnwood, USA. 378p.
- Kaplan D. (2000). *Evaluating and Modifying Structural Equation Models. Structural Equation Modeling: Foundations and Extensions*. 1st ed. Thousand Oaks, CA: Sage Publications. p.107.
- Kenny David A., (2010), *Measuring Model Fit*, <http://davidakenny.net/cm/fit.htm>. (19.04.2013 tarihinde erişim sağlandı).
- Kline, R.B., (1998). Software programs for structure equation modelling: AMOS, EQS, and LISREL. *Journal of Psychoeducational Assessment* 16, 302-323.
- Kline, B.R., (2005), *Principles and Practice of Structural Equation Modeling, Second Edition*, The Guilford Press, New York London, 385p.
- Kulaksız H., (2012), *Görsel eğitim seti*, <http://www.excel.web.tr/>. (22.05.2013 tarihinde erişim sağlandı).
- Lee SY. A, (2007). Bayesian Approach. Some Basic Structural Equation Models. *Structural Equation Modeling*. 1st ed. England: John Wiley&Sons Ltd.; 2007. p.1,18.
- Mardia KV. (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika* 57:519–30
- Mardia KV. (1974). Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies. *Sankhya B* 36:115–28
- Marsh, H.W. and Balla, J.R. (1994). Goodness-of-fit indices in confirmatory factor analysis: The effect of sample size and model complexity. *Quality and Quantity*, 28, 185-217.

### KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Marsh, H.W., Hau, K.T. and Wen, Z. (2004), In search of golden rules: Comment on hypothesis-testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralizing Hu and Bentler's (1999) findings, *Structural Equation Modeling*, 11, 320-341.
- Micceri T. (1989). The unicorn, the normal curve, and other improbable creatures. *Psychol. Bull.* 105:156–66
- Mulaik, S. A., L. R. James, J. Van Alstine, N. Bennett, S. Lind, and C. D. Stilwell (1989). "Evaluation of Goodness-of-Fit Indices for Structural Equation Models." *Psychological Bulletin* 105: 430-445.
- Mulaik, S.A., (2009), *Linear casual modeling with structural equations*, Chapman Hall/CRC, Boca Raton-London-New York, 428 p.
- Muth'en BO, Kaplan D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables. *Br. J. Math. Stat. Psychol.* 38:171–89
- Muth'en BO, Kaplan D. (1992). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables: a note on the size of the model. *Br. J. Math. Stat. Psychol* 45:19–30
- Muth'en BO. (1993). Goodness of fit with categorical and other nonnormal variables. See Bollen & Long 1993, pp. 205–34
- Olsson, U.H., Foss, T., Troye S.V. and Howell, R.D., (2000), The performance of ML, GLS, and WLS estimation in structural equation modeling under conditions of misspecification and nonnormality, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 7, 4, 557-595.
- Öztürk, F., Özbek, L., (2004). *Matematiksel Modelleme ve Simülasyon*. Ankara, Gazi Kitabevi, 356s.
- Paxton P., , Patrick J. Curran , Kenneth A. Bollen , Jim Kirby & Feinian Chen (2001): Monte Carlo Experiments: Design and Implementation, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 8:2, 287-312
- Raykov, T. and Marcoulides, G.A., (2006), *A first course in structural equation modeling-2nd ed.*, Lawrence Erlbaum Associates, Mahlah-New Jersey-London, 238 p.

### KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Research and Education Association (staff, with M. Fogiel, Director). (1984). Handbook of mathematical, scientific, and engineering formulas, tables, functions, graphs, transforms. New York: Author.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H. And Müller, H., (2003), Evaluating the fit of structural equation models: tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures, *Methods of Psychological Research Online*, 8, 2, 23-74.7
- Schumacher R.E., Lomax R.G., (2004). A Beginner's Guide to SEM, 2nd ed, Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, New Jersey.
- Tanaka, J.S. (1993). Multifaceted conceptions of fit in structural equation models. In K.A. Bollen, & J.S. Long (eds.), *Testing structural equation models*. Newbury Park, CA: Sage.
- Thompson, B. and Daniel, L. G. (1996) Factor Analytic Evidence for the Construct Validity of Scores: A Historical Overview and Some Guidelines. *Educational and Psychological Measurement*, 56, 2, 197 – 208.
- Tukey JW. (1980). We need both exploratory and confirmatory. *Am. Stat.* 34:23–25
- West, S. G, Finch, J. F., & Curran, P. J. (1995). Structural equation models with nonnormal variables: Problems and remedies. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 56–75). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Yang-Wallentin, F., & Jöreskog, K. G. (2001). Robust standard errors and chi-squares for interaction models. In G. A. Marcoulides and R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 159-171). Mahwah NJ: Lawrence Erlbaum.
- Yılmaz, V., Çelik, E. H., (2009). *Lisrel ile Yapısal Eşitlik Modellemesi*. Pegem Akademi, Ankara 2009.
- Yılmaz, V., Aktaş, C., Arslan, M.S.T., (2009). “Müşterilerin Kredi Kartına Olan Tutumlarının Çoklu Regresyon Ve Faktör Analizi İle İncelenmesi”, *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi Cilt 12 Sayı 22 Aralık 2009 ss.127-139*.
- Yuan K-H, Bentler PM. (2001). Effect of outliers on estimators and tests in covariance structure analysis. *Br. J. Math. Stat. psychol.* 54:161–75