T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI

FARKLI VERİ YAPISI VE ÖRNEKLEM BÜYÜKLÜKLERİNDE YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNİN GEÇERLİĞİ VE GÜVENİRLİĞİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

İlkay DOĞAN

DANIŞMAN
Prof. Dr. Kazım ÖZDAMAR

2015

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI

FARKLI VERİ YAPISI VE ÖRNEKLEM BÜYÜKLÜKLERİNDE YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNİN GEÇERLİĞİ VE GÜVENİRLİĞİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

İlkay DOĞAN

DANIŞMAN
Prof. Dr. Kazım ÖZDAMAR

KABUL VE ONAY SAYFASI

İlkay DOĞAN'ın Doktora Tezi olarak hazırladığı "Farklı Veri Yapısı ve Örneklem Büyüklüklerinde Yapısal Eşitlik Modellerinin Geçerliği ve Güvenirliğinin Değerlendirilmesi" başlıklı bu çalışma Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin ilgili maddesi uyarınca değerlendirilerek **"KABUL"** edilmiştir.

26/10/2015

Üye: Prof. Dr. Kazım ÖZDAMAR (Danışman)

Üye: Prof. Dr. İsmet DOĞAN

Üye: Prof. Dr. K. Setenay ÖNER

Üye: Doç. Dr. Uğur BİLGE

Üye: Doç. Dr. Ertuğrul ÇOLAK

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 02 / 11. /2015 tarih ve 1065 /4991 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Hasan Veysi GÜNEŞ
Enstitü Müdürü

Bu çalışma Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK)-Bilim İnsanı Destekleme Daire Başkanlığı (BİDEB) tarafından desteklenmiştir.

Özet

FARKLI VERİ YAPISI VE ÖRNEKLEM BÜYÜKLÜKLERİNDE YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNİN GEÇERLİĞİ VE GÜVENİRLİĞİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Bu tez çalışmasında, farklı veri yapısının ve farklı örneklem büyüklüklerinin yapısal eşitlik modellemesi üzerindeki değişimleri ve bu faktörlerin model uyum ölçütleri üzerindeki etkisini ortaya koymak amaçlanmıştır. Bu amaç çerçevesinde farklı veri yapısı ve örneklem büyüklüklerinde yapısal eşitlik modellemesinin geçerlik ve güvenirliği değerlendirilmiştir. Farklı veri yapısı ve farklı örneklem büyüklükleri altında oluşturulan yapısal eşitlik modellemesinin incelenmesi, model uyum ölçütlerinin değerlendirilmesi simülasyon çalışması yardımıyla yapılmıştır. Simülasyon çalışmasında, 4 gizli değişkenli ve her bir gizli değişkeni açıkladığı düşünülen 4 gözlenen değişkenli model kullanılmıştır. Çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı veri setleri için ML parametre tahmin yöntemi kullanılarak 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000 ve 5000 birimlik örneklem büyüklüklerinde oluşturulan yapısal eşitlik modellemesine ilişkin model uyum ölçütleri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Yapılan tez çalışmasında AGFI, GFI, CFI, NFI, NNFI, IFI, RMSEA ve RMR uyum ölçütleri dikkate alınmıştır. Ayrıca, yapılan simülasyon çalışmasında replikasyon sayısı 1000 ve iterasyon sayısı ise 50 olarak belirlenmiştir. Simülasyon çalışması sonucunda, örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişimine bağlı optimizasyon ve negatif varyans tahmini problemleri ile karşılaşılmıştır. Bu problemlerin örneklem büyüklüğünün veya faktör içindeki değişkenler arası korelasyonun artmasıyla birlikte ortadan kalktığı gözlenmiştir. Örneklem büyüklüğü sabit tutulduğunda AGFI ve GFI uyum ölçütü değerlerinin korelasyon değişiminden etkilenmediği, fakat AGFI ve GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğünden etkilendiği ve örneklem büyüklüğü arttıkça uyum ölçütü değerlerinin ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı tespit edilmiştir. CFI, NFI, NNFI ve RMR uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüğünden ve korelasyon değişiminden etkilendiği belirlenmiştir. Çalışmada dikkate alınan diğer uyum ölçütlerinin aksine, RMSEA ve IFI uyum ölçütlerinin ise örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişiminden etkilenmediği tespit edilmiştir. Sonuç olarak, bundan sonraki çalışmalarda çok değişkenli normal dağılım varsayımının gerçekleştiği veri setleri için bütün örneklem büyüklüklerinde ve korelasyon değerlerinde RMSEA ve IFI model uyum ölçütlerinin tercih edilmesi önerilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapısal Eşitlik Modellemesi, Model Uyum Ölçütleri, Parametre Tahmin Yöntemleri, Simülasyon Çalışması

Summary

EVALUATING THE VALIDITY AND RELIABILITY OF THE STRUCTURAL EQUATION MODELING IN DIFFERENT DATA STRUCTURE AND SAMPLE SIZES

In this thesis study, our aim was to investigate the changes on the structural equation modeling of different data structures and different sample sizes and the influence of these factors on the model fit measures. In the scope of this purpose the validity and reliability of structural equation modeling in different data structure and sample sizes were evaluated. Examining the created structural equation modeling under different data structures and sample sizes, the evaluation of model fit measures were performed with simulation study. In the simulation study, model with 4 latent variables and 4 observed variables were used to explain each latent variable. Model fit measures which were related to 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000 and 5000 units of sample size for structural equation modeling were evaluated by comparatively using ML parameter estimation method for data sets that ensure the multivariate normality assumption. In the thesis study AGFI, GFI, CFI, NFI, NNF, IFI, RMSEA and RMR model fit measures were taken into account. In addition, the number of replication and the number of iterations are determined as 1000 and 50, respectively to carry simulation studies. As a result of simulation study, depending on the sample size and changing the correlations have been encountered with optimization and negative variance estimation problems. It has been observed that these problems were disappeared either by increasing the sample size or correlations between the variables in factor. It was found that AGFI and GFI values were not affected by the changing of correlation when sample size was held constant. However, AGFI and GFI values were affected by the sample size and the value of the fit measures is going to get in ideal fit boundaries with the increasing sample size. It was determined that CFI, NFI, NNF and RMR fit measures were influenced by the sample size and the changing of correlation. In contrast to other model fit measures considered in the study, it has been found the RMSEA and IFI fit measures were not affected by the sample size and changes in correlation. As a result, for the upcoming studies the choice of RMSEA and IFI model fit measures can be suggested in all the sample size and the correlation value for data sets are ensured the multivariate normal distribution assumption.

Keywords: Structural Equation Modeling, Model Fit Measures, Parameter Estimation Methods, Simulation Study

Teşekkür

Bu tezin hazırlanması sürecinde destek sağlayan Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) - Bilim İnsanı Destekleme Daire Başkanlığı'na (BİDEB) teşekkürlerimi sunarım.

İçindekiler

Özet..... iii
Summary..... iv
Teşekkür..... v
Tablo Dizini..... ix
Şekil Dizini..... xi
Simge ve Kısaltmalar Dizini..... xiv
1- GİRİŞ VE AMAÇ..... 1
2- GENEL BİLGİLER..... 3
2.1- Yapısal Eşitlik Modellerinin Tarihsel Gelişimi ve Kullanılan Paket Programlar..... 3
2.2- Yapısal Eşitlik Modellerine İlişkin Temel Kavramalar..... 4
2.3- Regresyon Modelleri..... 6
2.4- Path Modelleri..... 7
2.5- Doğrulayıcı Faktör Analizi Modelleri..... 7
2.6- Yapısal Eşitlik Modellemesi..... 8
2.6.1- Yapısal Eşitlik Modellemesinin Varsayımları ve Aşamaları..... 10
2.6.2- Model Belirleme..... 12
2.6.3- Model Tanımlama..... 13
2.6.4- Model Tahmini..... 15
2.6.4.1- En Çok Olabilirlik Yöntemi..... 16
2.6.4.2- Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler..... 17
2.6.4.3- Genelleştirilmiş En Küçük Kareler..... 18
2.6.4.4- Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem..... 18
2.6.4.5- Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler..... 19
2.6.5- Modelin Testi..... 19
2.6.5.1- Ki-Kare Test İstatistiği..... 21
2.6.5.2- Uyum İyiliği İndeksi..... 22
2.6.5.3- Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi..... 22

2.6.5.4- Hata Kareler Ortalamasının Karekökü..... 23
2.6.5.5-Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü 23
2.6.5.6- Normlaştırılmış Uyum İndeksi..... 24
2.6.5.7- Artan Uyum İndeksi..... 24
2.6.5.8- Normlaştırılmamış Uyum İndeksi..... 25
2.6.5.9- Karşılaştırmalı Uyum İndeksi..... 25
2.6.5.10- Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü..... 26
2.6.5.11- McDonald's Uyum İndeksi..... 26
2.6.5.12- Akaike Bilgi Kriteri..... 26
2.6.5.13- Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri..... 27
2.6.5.14- Bayesian Bilgi Kriteri..... 27
2.6.5.15- Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi..... 27
2.6.5.16- Tutarlı Uyum İndeksi..... 28
2.6.5.17- Tutarlı Standart Uyum İndeksi..... 28
2.6.6- Modelin Modifikasyonu..... 29
2.7- Gizli Büyüme Eğrileri Modelleri..... 30
2.8- Yapılan Çalışmalar..... 30
3- GEREÇ VE YÖNTEMLER..... 35
3.1- Araştırmanın Amacı..... 35
3.2- Simülasyon Çalışması..... 35
3.2.1- Kullanılan Model..... 35
3.2.2- Kullanılan Program..... 36
3.2.3- Dağılım Koşulu..... 36
3.2.4- Kullanılan Parametre Tahmin Yöntemi..... 36
3.2.5- Örneklem Büyüklükleri..... 37
3.2.6- Karşılaştırmada Kullanılan Model Uyum Ölçütleri..... 37
3.2.7- Simülasyon Aşamaları..... 37
4- BULGULAR..... 38
4.1- Başlangıç Model İçin Elde Edilen Bulgular..... 38

4.2- 0.10≤r<0.40 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular……. 43
4.3- 0.40≤r<0.70 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular……. 48
4.4- 0.70≤r≤0.90 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular……. 54
5- TARTIŞMA……. 60
6- SONUÇ VE ÖNERİLER…… 67
KAYNAKLAR DİZİNİ…….. 68
EKLER DİZİNİ…… 77
EK-1……. 77
EK-2……. 79
EK-3……. 82
Özgeçmiş…… 87

Tablo Dizini

Tablo 2.1: Bazı uyum iyiliği ölçütlerinin değerlendirilmesi……. 29
Tablo 4.1: İterasyon sayısı 50 ve başlangıç model için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları…….. 38
Tablo 4.2: Başlangıç model için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri…… 38
Tablo 4.3: İterasyon sayısı 50 ve 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığında simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları……. 43
Tablo 4.4: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri……. 44
Tablo 4.5: İterasyon sayısı 50 ve 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları……. 49
Tablo 4.6: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri……. 49
Tablo 4.7: İterasyon sayısı 50 ve 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları……. 54
Tablo 4.8: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri……. 55
Tablo 5.1: Korelasyon değişimi ve örneklem büyüklüklerine göre optimizasyon problemi oranları…….. 60
Tablo 5.2: Korelasyon değişimi ve örneklem büyüklüklerine göre negatif varyans tahmini problemi oranları…… 60
Tablo 5.3: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin AGFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi…… 61
Tablo 5.4: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin GFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi…….. 61
Tablo 5.5: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin CFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi……..…….. 62

Tablo 5.6: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin NFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi..... 63
Tablo 5.7: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin NNFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi..... 64
Tablo 5.8: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin IFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi..... 64
Tablo 5.9: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin RMSEA uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi..... 65
Tablo 5.10: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin RMR uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi..... 66

Şekil Dizini

Şekil 3.1: Simülasyon çalışmasında kullanılan model..... 35
Şekil 4.1: Başlangıç model için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 39
Şekil 4.2: Başlangıç model için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 40
Şekil 4.3: Başlangıç model için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 40
Şekil 4.4: Başlangıç model için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 41
Şekil 4.5: Başlangıç model için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 41
Şekil 4.6: Başlangıç model için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 42
Şekil 4.7: Başlangıç model için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 42
Şekil 4.8: Başlangıç model için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 43
Şekil 4.9: $0.10 \leq r < 0.40$ korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 44
Şekil 4.10: $0.10 \leq r < 0.40$ korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 45
Şekil 4.11: $0.10 \leq r < 0.40$ korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 45
Şekil 4.12: $0.10 \leq r < 0.40$ korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 46
Şekil 4.13: $0.10 \leq r < 0.40$ korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 46

Şekil 4.14: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 47
Şekil 4.15: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 47
Şekil 4.16: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 48
Şekil 4.17: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 50
Şekil 4.18: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 50
Şekil 4.19: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 51
Şekil 4.20: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 51
Şekil 4.21: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 52
Şekil 4.22: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 52
Şekil 4.23: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 53
Şekil 4.24: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 53
Şekil 4.25: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 55
Şekil 4.26: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 56
Şekil 4.27: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 56

Şekil 4.28: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 57
Şekil 4.29: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 57
Şekil 4.30: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 58
Şekil 4.31: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 58
Şekil 4.32: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi..... 59

Simge ve Kısaltmalar Dizini

Simgeler

S	Örneklem kovaryans matrisi
μ	Ortalama vektörü
Σ	Gözlenen değişkenlerin toplum kovaryans matrisi
θ	Model parametrelerini içeren vektör
Σ(θ)	θ'nın fonksiyonu olarak yazılan kovaryans matrisi
tr	Bir matrisin izi (trace)
F_{min}	Kullanılan tahmin yöntemine ilişkin fark fonksiyonunun minimum değeri
F_s	Temel modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonu
F_h	Hedef modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonu
sd	Serbestlik derecesi
sd_h	Hedef modelin serbestlik derecesi
sd_s	Temel modelin serbestlik derecesi
χ^2	Ki-kare değeri
χ_h^2	Hedef modelin ki-kare değeri
χ_s^2	Temel modelin ki-kare değeri
W^{-1}	Artık matrisinin ağırlık matrisi
S_{ij}	S örneklem kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı
σ_{ij}	Model kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı
p	Gözlenen değişken sayısı
q	Tahmin edilecek parametre sayısı
SB_χ^2	Satorra-Bentler Ölçekli Ki-Kare

Kısaltmalar

YEM	Yapısal Eşitlik Modellemesi
SEM	Structural Equation Modeling
CFA	Confirmatory Factor Analysis
DFA	Doğrulayıcı Faktör Analizi
EFA	Exploratory Factor Analysis
AFA	Açıklayıcı Faktör Analizi
CN	Kritik Örneklem Büyüklüğü (Critical N)
MIMIC	Çoklu göstergeler çoklu nedenler kuralı (Multiple Indicators Multiple Causes)
ML	Maximum Likelihood (En Çok Olabilirlik)
ULS-OLS	Unweighted Least Squares- Ordinary Least Squares (Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler)
GLS	Generalized Least Squares (Genelleştirilmiş En Küçük Kareler)
ADF-WLS	Asymptotically Distribution Free Method-Weighted Least Squares (Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem)
DWLS	Diagonally Weighted Least Squares (Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi)
GFI	Goodness of Fit Index (Uyum İyiliği İndeksi)
AGFI	Adjusted Goodness of Fit Index (Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi)
RMR	Root Mean Square Residuals (Hata Kareler Ortalamasının Karekökü)
SRMR	Standardized Root Mean Square Residuals (Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü)
NFI	Normed Fit Index (Normlaştırılmış Uyum İndeksi)
IFI	Incremental Fit Index (Artan Uyum İndeksi)
NNFI -TLI	Non-Normed Fit Index -Tucker-Lewis Index (Normlaştırılmamış Uyum İndeksi)

CFI	Comparative Fit Index (Karşılaştırmalı Uyum İndeksi)
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation (Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü)
MFI	McDonald’s Fit Index (McDonald’s Uyum İndeksi)
AIC	Akaike Information Criterion (Akaike Bilgi Kriteri)
CAIC	Consistent Akaike Information Criterion (Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri)
BIC	Bayesian Information Criterion (Bayesyan Bilgi Kriteri)
ECVI	Expected Cross Validation Index (Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi)
PGFI	Parsimonuos Goodness of Fit Index (Tutarlı Uyum İndeksi)
PNFI	Parsimony Normed Fit Index (Tutarlı Standart Uyum İndeksi)
LGCM	Latent Growth Curve Model

1- GİRİŞ VE AMAÇ

Yapısal eşitlik modelleri, değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin modellenmesinde sıklıkla kullanılan istatistiksel yöntemlerdir. Özellikle sağlık bilimlerinde (tıp, hemşirelik, psikiyatri), ekonomi, sosyal, davranış bilimlerinde (sosyoloji, psikoloji, eğitim, yönetim, pazarlama vb.) ve spor bilimlerinde değişkenler arasındaki ilişkilerin değerlendirilmesinde ve teorik modellerin test edilmesinde nedenselliğin analizinde kullanılmaktadır (Golob, 2003). Yapısal eşitlik modelleri, bazı olaylara (fenomenlere) ilişkin yapısal teorinin analizinde doğrulayıcı (hipotez testleri) bir yaklaşım sunan istatistiksel yöntemlerdir. Genellikle bu teori çok değişkenli gözlemlerden oluşan "nedensel" süreçleri temsil etmektedir (Byrne, 2010).

Yapısal eşitlik modelleri gözlenen-gözlenen, gözlenen-gizli ve gizli-gizli değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamak için birçok farklı model kullanır ve varsayılan teorik modelin nicel testlerinin yapılmasını sağlar. Yani, değişken setlerinin nasıl bir yapıyı tanımladığı ve bu yapıların birbirleriyle nasıl ilişkili olduğu gibi hipotezleri içeren yapısal eşitlik modellerinde çeşitli teorik modeller test edilebilir (Schumacker & Lomax, 2004).

Yapısal eşitlik modelleri veya ilişkisel modeller; regresyon modelleri, path modelleri, doğrulayıcı faktör analizi modelleri ve yapısal eşitlik modellemesi olarak tarihsel bir düzen içinde gelişmiş olup regresyon modellerinin, path modellerinin, doğrulayıcı faktör analizi modellerinin anlaşılması Yapısal Eşitlik Modellemesinin (YEM-Structural Equation Modeling-SEM) anlaşılmasında önemlidir (Schumacker & Lomax, 2004).

Yapısal eşitlik modellemesi birkaç özellik bakımından diğer çok değişkenli analiz yöntemlerine göre farklı ve tercih edilebilirdir. Bu özelliklerden birincisi, veri analizinde açıklayıcı yaklaşımdan çok doğrulayıcı bir yaklaşım sergiler. Yani, YEM değişkenler arası ilişki modelinin belirlenmesini varsayarak, çıkarımsal sonuçlar için veri analizine uygundur. Buna karşılık diğer birçok çok değişkenli analizler doğası gereği açıklayıcıdır, böylece hipotez testleri imkansız olmasa bile zordur. İkinci olarak, geleneksel çok değişkenli işlemler ölçüm hatasının değerlendirilmesinde ya da düzeltilmesinde zayıf kalırken, YEM ölçüm hata varyans parametrelerinin doğru tahmin edilmesini sağlamaktadır. Nitekim alternatif yöntemler (regresyon, genel doğrusal modeller) bağımsız değişkenlerde ölçüm hatalarının olmadığını varsaymaktadır. Üçüncüsü; regresyon modelleri, path modelleri, doğrulayıcı faktör analizi modelleri kullanılarak yapılan veri analizleri sadece gözlenebilen değişkenlere dayanırken, YEM hem gizli değişkenleri hem de gözlenebilen değişkenleri hesaba katmaktadır. Son olarak, çok değişkenli ilişkileri modellemek, dolaylı etkilerin nokta ya da aralık tahminini elde etmek için alternatif yöntemleri uygulamak kolay

değildir. Fakat bu önemli özellikler YEM yöntemi kullanılarak elde edilebilmektedir (Byrne, 2010).

Literatür bilgileri çerçevesinde bu tez çalışmasında farklı veri yapısının ve farklı örneklem büyüklüklerinin yapısal eşitlik modellemesi üzerindeki değişimleri ve söz konusu bu faktörlerin model uyum ölçütleri üzerindeki etkisini ortaya koymak amaçlanmıştır. Bu amaç çerçevesinde simülasyon çalışması yapılarak çok değişkenli normal dağılım gösteren veriler için farklı örneklem büyüklükleri altında oluşturulan yapısal eşitlik modellemesinin incelenmesi, uyum ölçütlerinin değerlendirilmesi YEM alanındaki literatüre katkı sunacağı değerlendirilmektedir. Çalışma sırasında simülasyon çalışmasını ve diğer analizleri yapabilmek için SAS/PROC CALIS ve Microsoft Excel paket programlarından yararlanılmıştır.

Çalışmada, öncelikle yapısal eşitlik modellerine ilişkin geniş bir literatür taraması yapılmıştır. Bu kapsamda literatür bilgileri, genel bilgiler başlığı altında yapısal eşitlik modellerinin tarihsel gelişiminden, yapısal eşitlik modellerinde sıklıkla kullanılan temel terimlerden, regresyon modellerinden, path modellerinden ve doğrulayıcı faktör analizi modellerinden kısaca bahsedilmiş ve yapısal eşitlik modellemesinin özellikleri, aşamaları (modelin belirlenmesi, modelin tanımlanması, model parametrelerinin tahmini, model uyumunun değerlendirilmesi ve modelin modifikasyonu) tanıtılmıştır. Bununla birlikte, ilerleyen bölümlerde gereç ve yöntemler, verilerin analizi sonucunda elde edilen bulgular, tartışma, sonuç ve öneriler bölümleri yer almaktadır.

2- GENEL BİLGİLER

Yapısal eşitlik modelleri ile ilgili literatür bilgilerini içeren bu bölümde, yapısal eşitlik modellerinin tarihsel gelişiminden, yapısal eşitlik modellerinde sıklıkla kullanılan temel terimlerden, regresyon modellerinden, path modellerinden ve doğrulayıcı faktör analizi modellerinden kısaca bahsedilmiş ve yapısal eşitlik modellemesinin özellikleri ile aşamaları (modelin belirlenmesi, modelin tanımlanması, model parametrelerinin tahmini, model uyumunun değerlendirilmesi ve modelin modifikasyonu) kısaca tanıtılmıştır.

2.1 – Yapısal Eşitlik Modellerinin Tarihsel Gelişimi ve Kullanılan Paket Programlar

Yapısal eşitlik modelleri veya ilişkisel modeller; regresyon modelleri, path modelleri, doğrulayıcı faktör analizi modelleri ve yapısal eşitlik modellemesi olarak tarihsel bir düzen içinde gelişmiştir.

Regresyon modelleri, Karl Pearson'ın 1896 yılında iki değişken arasındaki korelasyon katsayısı formülünü geliştirmesiyle ve en küçük kareler kriteriyle doğrusal regresyon modellerinin regresyon ağırlıklarının hesaplanmasına dayanmaktadır (Pearson, 1938).

Path modelleri ilk olarak genetikçi olan Sewall Wright (1921) tarafından geliştirilmiştir ve modern YEM, hala path diyagramlarına dayanmaktadır. Path modelleri, gözlenen değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri modellemek için korelasyon katsayısını ve regresyon modellerini kullanır. Wright'ın path modelleri ile ilgili uygulamaları gerçekten etkileyici olmasına rağmen sosyologlar ve istatistikçiler bu çalışmalara gereken önemi göstermemişlerdir. Hatta Goldberger (1972) yılında yaptığı bir çalışmada birkaç istisna dışında (Fox 1958; Tukey 1954; Moran 1961; Dempster 1971) ekonometristlerin ve istatistikçilerin bu çalışmayı göz ardı ettiğini vurgulamıştır. 1960'lara kadar path modelleri sosyolojide de görmezden gelinmiş olup Simon (1954), Tukey (1954), ve Turner & Stevens (1959) tarafından kısmen çalışılan path modelleri, Blalock (1961, 1963, 1964), Boudon (1965) ve Duncan (1966) gibi sosyologlar tarafından path modellerinin potansiyelinin keşfedilmesi ve daha önceden bilinen kısmi korelasyon metotlarıyla ilişkilendirilmesiyle önem kazanmış, Bentler (1986) çalışması ile psikometri path modelleri ile tanışmıştır (Bollen, 1989a; Golob, 2003; Schumacker & Lomax, 2004).

Yapısal eşitlik modellerinin bir diğer parçası olan doğrulayıcı faktör analizi modelleri, Charles Spearman (1904, 1927)'ın korelasyon katsayısını kullanarak birbirleriyle ilişkili olan değişkenleri bir araya getirerek faktör modelleri oluşturmaya karar vermesiyle başlamaktadır. Bugün kullanılan

doğrulayıcı faktör analizi (DFA) terimi Howe (1955), Anderson & Rubin (1956) ve Lawley (1958) çalışmalarına dayanmaktadır. Fakat DFA yöntemi tamamen 1960'lı yıllarda Karl Jöreskog tarafından geliştirilmiştir (Bollen, 1989a; Schumacker & Lomax, 2004).

YEM modelleri path modelleri ve doğrulayıcı faktör analizi modellerinin birleşmesinden oluşmaktadır. İlk genel YEM, Karl Jöreskog (1970, 1973), Ward Keesling (1972) ve David Wiley (1973) tarafından geliştirilmiş ve ilk zamanlarda bu yaklaşım JKW modelleri olarak bilinmekteydi. Fakat 1973 yılında ilk bilgisayar programının geliştirilmesiyle doğrusal yapısal ilişkiler modeli (LISREL) olarak adlandırıldı (Bollen, 1989a; Golob, 2003; Schumacker & Lomax, 2004).

1973 yılında ilk bilgisayar programı LISREL geliştirilmiş olup Jöreskog ve van Thillo "Educational Testing Service-ETS" te LISREL hazır yazılımını matris komut dili kullanarak geliştirmiş ve ilk kullanılabilir sürümü, LISREL III 1976'da yayınlanmıştır (Schumacker & Lomax, 2004). 1980'lerden itibaren Amos (Arbuckle, 1994, 1997), EQS (Bentler, 1995), SAS PROC CALIS (SAS Institute, 1989), CALIS (Hartmann, 1992), LISCOMP (Muthén, 1988), SEPATH (Statistica), Mx (Neale, 1997), MPLUS (Muthén and Muthén, 1998), TETRAD (Scheines, Spirtes, Glymour & Meek, 1994) gibi YEM'le ilgili yazılım programlarının sayısında artış olmuştur (Raykov & Marcoulides, 2006; Arslan, 2011). YEM'in tercih edilmesi sebeplerinden biri de yazılım programlarıyla kolay uygulanabilir olmasıdır. YEM uygulamaları için özellikle aşağıdaki programlar yaygın olarak tercih edilmektedir.

- AMOS (Analysis of MOment Structure, Arbuckle)
- EQS (EQuations of Structure, Bentler)
- LISREL (LInear Structural RELations, Jöreskog)
- MATLAB (MATrix LABoratory, MatSoft)
- Mx plus (Muthén & Muthén)
- SAS/CALIS/TCALIS (Statistal Analysis System, Hartmann)
- STATA 12 (Stata Corp.)
- STATISTICA/SEPATH (Steiger)
- SYSTAT/RAMONA (Browne, Mels and Coward)
- R (Free open source software, R Team)

2.2 – Yapısal Eşitlik Modellerine İlişkin Temel Kavramlar

Yapısal eşitlik modellerini daha iyi anlayabilmek için birkaç terimi tanımlamak gerekmektedir. Çünkü genellikle sosyal ve davranış bilimlerinde, araştırmacılar doğrudan gözlenemeyen teorik yapılarla ilgilenmektedirler (Byrne, 2010). Bu kapsamda yapısal eşitlik modellerinde sıklıkla kullanılan bazı kavramlara aşağıda yer verilmiştir.

Gözlenen (Observed, Manifest) Değişkenler: Doğrudan gözlenebilen, ölçülebilen değişkenlerdir. Bu değişkenlerin değerleri örneklemden doğrudan gözlenmekte veya toplumda doğrudan gözlenebilme olanağına sahiptir.

Gizli (Latent) Değişkenler: Direkt olarak gözlenemeyen veya ölçülemeyen değişkenlere gizli değişkenler adı verilmektedir. Gizli değişkenler direkt gözlenemediği için doğrudan ölçülememektedir. Bu nedenle gizli değişken gözlenen bir değişkene bağlanarak ölçülmektedir.

Gözlenen veya ölçülen değişkenler genellikle bir gizli değişkenin göstergeleri olabilir.

Yapısal eşitlik modellerinde değişkenler gözlenen veya gizli değişken olarak tanımlanabileceği gibi bağımlı veya bağımsız değişken olarak da tanımlanmaktadır.

Bağımlı Değişken: Değeri başka değişkenlerin etkileri ile oluşan/etkilenen ve gözlenebilen değişkenlerdir.

Bağımsız Değişken: Değeri rasgele koşullar altında oluşan ve bağımlı değişkenin değerinin oluşmasında etkili olan, gözlenebilen değişkenlerdir (Schumacker & Lomax, 2004; Bayram, 2013).

Yapısal eşitlik modellerinde gizli değişkenlerin içsel (eksojen) ya da dışsal (endojen) olarak ayrılması önemlidir.

İçsel (Endojen, Endogenous) Değişkenler: Modeldeki dışsal değişkenler tarafından doğrudan ya da dolaylı olarak etkilenen ve bağımlı değişkenler gibi algılanabilecek gizli değişkenlerdir. Diğer değişkenler üzerine bağımlı olarak modellenirler. İçsel değişkenlerin değerlerinin değişimi model ile açıklanamaz. Bunun yerine modeldeki diğer dış faktörlerden etkilendiği kabul edilmektedir.

Dışsal (Eksojen, Exogenous) Değişkenler: Modelde yer alan diğer değişkenlerin değerlerini etkileyen ve bağımsız değişkenler gibi algılanabilecek gizli değişkenlerdir. Dışsal değişkenlerdeki değerlerin dalgalanması model ile açıklanabilir. Çünkü bütün gizli değişkenler model belirlenmesinde yer almaktadır (Byrne, 2010).

Arabulucu (Mediator) Değişken: İki değişken arasındaki önemli nedensel ilişkinin modelde dikkate alınmayan başka bir değişkenden kaynaklandığında bu değişkene arabulucu değişken denir (Bayram, 2013).

Model: Bir problemin çözümünde ya da bir olayın açıklanmasında yararlanılan matematiksel ya da benzetimsel sembolik yaklaşımlardır. Genelde bir matematiksel eşitlik ya da eşitsizlik biçiminde belirlenir.

Tekrarlanan (Recursive) Model: Değişkenler arasında kovaryans (korelasyon) yapılarının olması, hata terimlerinin korelasyonsuz olması ve tüm nedensel etkilerin tek yönlü olması gibi temel özelliklere sahiptir.

Tekrarlanmayan (Nonrecursive) Model: Yapısal modellerde dışsal ve içsel değişkenlerin korelasyon içerdiği ve değişkenler arasındaki bazı etkileşimlerin iki yönlü olduğu modellerdir (Bollen, 1989a; Schumacker & Lomax, 2004).

2.3 – Regresyon Modelleri

Regresyon modelleri; sadece gözlenen değişkenlerden oluşan, aynı zamanda bir ve birden fazla bağımsız değişken tarafından açıklanan, tahmin edilen tek bir bağımlı değişken içeren modellerdir (Schumacker & Lomax, 2004).

Y bağımlı ve X_i i=1,2,…,k bağımsız değişken(ler) olmak üzere, Y ile X_i arasındaki nedenselliği (neden-sonuç, faktör-cevap) matematiksel model (matematiksel eşitlik) olarak ortaya koyan ve Y ile X_i arasındaki bağıntının önemliliğini belirleyen yönteme regresyon analizi adı verilmektedir.

Regresyon analizinin uygulanması için değişkenlerin bağımlı değişken (cevap değişken, dependent/response variable) ve bağımsız değişken (Açıklayıcı değişken, Faktör, Independent/Predictor Variable) olarak tanımlanması gerekmektedir. Bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki matematiksel eşitliğe (bağıntıya) regresyon modeli adı verilmektedir (Özdamar, 2013).

Verilere regresyon analizi uygulamak için gerekli genel varsayımlar aşağıda verilmiştir (Özdamar, 2013);

1- n birimden Y ve X değişken çiftleri için veriler toplanır. (X_i,Y_i). Veriler aralıklı ya da orantılı ölçekli olmalıdır.

2- Y değişkeni Normal dağılım göstermelidir. $(Y\sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2))$

3- X değerleri (bağımsız değişkenler) hatasız ölçülmelidir.

4- Verilerin xy ilişki grafiği (scatterplot) çizildiğinde, grafikteki xy noktaları bir elips ya da elipse yakın bir çember içine alınabilir görünümde olmalıdır.

5- Gözlenen ve tahmin edilen Y değerleri (Y, $\hat{Y}$) ($\hat{Y}$=a+bX) arasındaki farklar (artık değerler, residuals), e=Y-(a+bX) sıfır ortalamalı ve σ_Y^2 varyanslı Normal dağılım göstermelidir (e~N(0, σ_Y^2)).

2.4 – Path Modelleri

Path modelleri sadece gözlenen değişkenlerin olduğu durumlarda kullanılmaktadır (Raykov & Marcoulides, 2006). Path modelleri, korelasyon katsayılarını ve regresyon analizini kullanarak gözlenen değişkenlere ait daha karmaşık ilişkilerin modellenmesinde kullanılır. Fakat modelde birden fazla bağımsız gözlenen değişken ve birden fazla bağımlı gözlenen değişken içerebilir. Bu yüzden path modelleri regresyon modellerinden daha karmaşık yapıları test edebilir. Path analizi teorik olarak path modeli içinde yer alan gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiye dayanan eş zamanlı regresyon eşitliklerinin çözümünü içermektedir (Schumacker & Lomax, 2004).

Path analizi çoklu regresyon analizine benzeyen iki veya daha fazla değişken arasındaki nedensel ilişkileri test etmede ve karşılaştırılmada kullanılan istatistiksel bir tekniktir. Path analizi (1) path diyagramı, (2) modeldeki parametrelere göre kovaryansların ve korelasyonların ayrıştırılması ve (3) bir değişkendeki başka bir değişkenin doğrudan, dolaylı ve toplam etkilerinin ayrıştırılması şeklinde üç bileşenden oluşmaktadır (Bollen,1989a). Path analizi çok sayıda bağımsız ve bağımlı değişkenler ve birçok eşitlik içeren modelleri kullanır. Path modelleri gözlenen değişkenleri kullanan farklı çoklu regresyon eşitliklerinin analizini gerektirmektedir (Schumacker & Lomax, 2004). Daha açık bir biçimde, path analizi gözlenen değişkenler arasındaki açıklayıcı ilişkilerin modellenmesi için kullanılan bir yaklaşımdır (Raykov & Marcoulides, 2006).

Path analizinde model belirlenirken dışsal değişkenlerin içsel değişkenler üzerindeki etkilerinin yönü belirlenerek analiz yapılır. Path katsayılarının belirlenmesi için modelde yer alan değişkenler arasındaki korelasyonlar hesaplanmalıdır. Hesaplanan path katsayıları, dışsal değişkendeki bir birimlik bir değişime bağlı olarak içsel değişkende beklenen değişim miktarını göstermektedir. Path katsayıları standartlaştırılmış regresyon katsayıları olarak da adlandırılmaktadır (Loehlin, 2004).

2.5 – Doğrulayıcı Faktör Analizi Modelleri

Doğrulayıcı faktör analizi modelleri, regresyon ve path modelleri gibi gözlenen değişkenlerden oluşmaktadır. Fakat bu modellerde diğer modellerden farklı olarak gözlenen değişkenlerin bir veya daha çok gizli değişkeni (faktörü) açıkladığı hipotezi test edilmektedir (Schumacker &

Lomax, 2004). DFA modelleri genellikle çeşitli gizli yapılar arasındaki ilişkileri açıklamak amacıyla kullanılır. Modelde yer alan her bir faktör (yapı) gözlenen değişkenlerin bir kümesi ile ölçülmektedir. Bu yüzden DFA modellerinde belirli yöne ait ilişkiler değil faktörler (yapılar) arasındaki ilişkiler ve sadece birbirleriyle korelasyonlu olan ilişkiler ele alınmaktadır (Bayram, 2013).

Önemli bir, çok değişkenli istatistiksel teknik olan faktör analizinin temel amacı ortak varyans-kovaryans özelliklerini paylaşan, daha az sayıdaki gizli değişkeni (teorik yapıyı - faktörü) açıklayan daha çok sayıdaki gözlenen değişkenleri ve kaç faktörün veriye en iyi uyumu göstereceğini belirlemektir. Bu amaçla araştırmacılar faktör analizi tekniklerini bazen değişkenler setinin faktörü (yapıyı) tanımladığını doğrulamak için bazen de hangi değişkenlerin faktörle ilişkili olduğunu açıklamak için kullanmaktadır. Açıklayıcı faktör analizinde (AFA- Exploratory Factor Analysis-EFA) veri setiyle uyumlu en iyi modeli bulmak için birçok alternatif model test edilmektedir. Doğrulayıcı faktör analizinde (Confirmatory Factor Analysis-CFA) ise kuramsal faktör modelinin istatistiksel anlamlılığı, yani örneklem verisinin modeli doğrulayıp doğrulamadığı test edilmektedir. Bu aşamalar birlikte analiz edilebileceği gibi, AFA ve DFA olmak üzere iki farklı yöntem olarak da gerçekleştirilmektedir (Schumacker & Lomax, 2004; Akıncı, 2007).

DFA'da gözlenen değişkenlerce ölçülen ve birbirleriyle ilişkili olan kesin bir faktör sayısı belirlenmektedir. AFA'da hangi gözlenen değişkenlerin hangi faktörü ölçtüğü, faktörlerin ilişkili olup olmadığı ve kaç tane faktörün olduğu belirlenmektedir. DFA'da hakkında önceden bilgi sahibi olunan teorik bir model kullanılmakta iken AFA'da böyle bir model yoktur (Schumacker & Lomax, 2004).

2.6 – Yapısal Eşitlik Modellemesi

Yapısal eşitlik modellemesi, 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 kuramsal yapılar arasındaki etkileşimleri, yapılara ölçme hatalarını ve hatalar arasındaki ilişkileri modelleyen çok değişkenli istatistiksel bir yaklaşımdır. YEM, eş zamanlı eşitlik modelleri veya çok değişkenli regresyon modelleri olarak da tanımlanmaktadır (Bollen, 1989a; Schumacker & Lomax, 2004; Kline, 2011).

Yapısal eşitlik modelleri gözlenemeyen, gizli (latent) olarak adlandırılan değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin de sınanmasında kullanılan kapsamlı bir istatistiksel tekniktir. Modelde yer alan değişkenler doğrudan

gözlenen değişkenler ve gözlenen değişkenlerle ilişkili olan gözlenemeyen değişkenlerdir. Bu model gözlenemeyen değişkenler arasında bir nedensellik yapısının var olduğunu ve bu değişkenlerin gözlenen değişkenler aracığıyla ölçülebildiğini varsayar (Çerezci, 2010).

YEM'in amacı, bir veya daha fazla gözlenen (manifest-observed) değişkenle ölçülen gizli (latent, gözlenemeyen) yapılar arasında eş zamanlı olarak birbiriyle ilgili bağımlı ilişkiler sistemini açıklamaktır. Aynı zamanda, teorik modeli örneklem verileriyle uyum gösterdiği ölçüde belirlemek, yani ilgili modelin temel yapılar arasındaki ilişkilerini tahmin etmektir. Örneklem verileri teorik modele uygunsa, daha karmaşık teorik modeller kurulup test edilebilir. Örneklem verileri teorik modele uygun değilse, ya orijinal model modifiye edilebilir ya da başka teorik modellerin geliştirilmesine gereksinim duyulabilir. Sonuç olarak YEM yapılar arasındaki karmaşık ilişkileri daha iyi açıklamak için hipotez testlerinden bilimsel yöntemleri kullanarak teorik modelleri test etmektedir. YEM sonucunda elde edilen teorik modelin uygunluğunun değerlendirilmesinde kabul edilebilir tek bir kriter olmadığından, çok sayıda uyum indeksi geliştirilmiştir (Schumacker & Lomax, 2004).

Karmaşık analiz süreçlerinde yapısal eşitlik modellemesi, geleneksel istatistiksel yöntemlere göre tercih edilebilir. YEM bazı yönleriyle, bilinen diğer çok değişkenli analizlerden farklıdır. Çok değişkenli analizlerin çoğu, ölçüm hatasının değerini doğru bulma özelliğine sahip değil iken YEM, bu parametrelerin doğru tahminlerini sağlamaktadır. Aynı şekilde veri analizinde kullanılan diğer yöntemler sadece gözlenen değişkenlere dayandırılırken, YEM'in kullanılmasıyla hem gözlenen hem de gizli değişkenlerin analize dahil edilmesi mümkün olmaktadır (Byrne, 2010).

Birçok araştırmacı uygulamalı istatistiği ayrı gözlemlerin modellenmesi açısından düşünmektedir. Artık analizleri, örneklemin her bir elemanı için gözlenen değerler ile uyumlu değerler (fitted values) arasındaki farkı (zıtlığı-discrepancy) göstermektedir. Örneğin, çoklu regresyon veya ANOVA'da regresyon katsayı veya hata varyans tahminleri bağımlı değişkenin her bir gözlemi için tahmin edilen ve gözlenen değerleri arasındaki farkın kareler toplamının minimize edilmesinden elde edilmektedir. Aynı şekilde, yapısal eşitlik modellemesinde gözlenen ve tahmin edilen değerlerin fonksiyonunu minimize etmek yerine, örneklem kovaryansı ve teorik modelden elde edilen kovaryans arasındaki fark minimize edilmektedir. Artıklar, örneklem kovaryans matrisinden tahmin edilen kovaryans matrisinin çıkarılması ile elde edilmektedir. Bu durumda yapısal eşitlik modellemesinin temel hipotezi; "Gözlenen değişkenlerin toplum kovaryans matrisi parametreler setinin bir fonksiyonudur" şeklindedir. Bu temel hipotezin formülasyonu;

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

şeklindedir. Burada Σ: gözlenen değişkenlerin toplum kovaryans matrisi; θ: model parametrelerini içeren vektör; Σ(θ): θ'nın fonksiyonu olarak yazılan kovaryans matrisidir. Ancak uygulamada toplum varyans-kovaryansları ve parametreler bilinmediği için bilinmeyen parametrelerin tahmininde örneklem kovaryans matrisi (S) kullanılmaktadır (Bollen, 1989a).

Regresyon analizi, eş zamanlı eşitlik sistemleri, doğrulayıcı faktör analizi, kanonik korelasyon, panel veri analizi, ANOVA, ANCOVA bu hipotezin özel durumlarıdır (Bollen, 1989a). Hem yapısal eşitlik modellemesi, hem çoklu regresyon analizi benzer yapısal modelleri test etmek için kullanılır, fakat yapısal eşitlik modellemesi ölçüm hatalarını belirlemek için ölçüm modelini kullanır. Ayrıca faktör analizi modelleri ile yapısal eşitlik modellemesi arasında önemli bir fark vardır. Faktör analizinde gözlenen değişkenler herhangi bir faktör ya da tüm faktörler üzerine yüklenebilirken YEM, doğrulayıcı faktör analizini kullandığından gözlenen değişkenler gizli değişkenler üzerine yüklenir (Cangür, 2012).

2.6.1 – Yapısal Eşitlik Modellemesinin Varsayımları ve Aşamaları

YEM, gözlenen-gözlenen, gözlenen-gizli ve gizli-gizli değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin bir arada bulunduğu modellerin test edilmesi için kullanılan istatistiksel bir yaklaşımdır. YEM, bir konu ile ilgili yapısal kuramın çok değişkenli analizine hipotez testi yaklaşımı getiren istatistiksel yöntemler dizisidir. Bu yapısal kuram, birçok değişken üzerinde gözlemlenen nedensel süreçleri göstermektedir (Raykov & Marcoulides, 2006).

Yapısal eşitlik modellemesi, ölçüm modeli ve yapısal model olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır (Yılmaz & Çelik, 2009; Bayram, 2013).

Ölçüm Modeli: Gizli değişkenlerin veya varsayımsal yapıların gözlenen değişkenler tarafından nasıl tanımlandığını göstermektedir ve gözlenen değişkenlerin ölçüm özellikleri (güvenirlik ve geçerlik) tanımlanmaktadır. Diğer bir ifade ile gözlenen ve gizli değişkenler arasındaki bağlantıları gösteren yapısal eşitlikler kümesi ölçüm modelidir.

Yapısal Model: Gizli değişkenler arasında nedensel (direkt ve dolaylı) ilişkileri belirler, nedensel etkileri tanımlar ve açıklanan varyansı gösterir. Diğer bir ifade ile gizli değişkenler arasındaki ilişkileri özetleyen yapısal eşitlikleri içeren bölüm yapısal model olarak tanımlanmaktadır.

Yapısal eşitlik modellerinin bazı varsayımları aşağıda açıklanmaktadır. Ancak uygulamada, bu koşulların tamamının sağlanması pek mümkün olmamaktadır. Bu nedenle araştırmacılar, geleneksel YEM yerine farklı YEM işlemleri (parametrik olmayan YEM) geliştirmişlerdir (Bollen 1989a; Schumaker & Lomax, 2004; Kline, 2011; Cangür, 2012; Bayram, 2013);

1) *Gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olması:* Bu varsayımın ihlali, ki-kare değerinin yüksek çıkmasına ve sonucun anlamlı çıkmasına neden olmaktadır. Yapısal eşitlik modellemesinde çok fazla kullanılan en çok olabilirlik (ML) tahmin edicisi bu varsayıma ihtiyaç duymaktadır. Bu varsayımın ihlali durumunda ise Pearson korelasyon yerine tetrakorik, polikorik korelasyonların kullanımı ile tahmin tekniği olarak dağılımdan bağımsız veya ağırlıklı yöntemler (ADF, WLS, GLS gibi) önerilmektedir.

2) *Doğrusallık:* Yapısal eşitlik modellemesinde gizli değişkenler arasında ve gözlenen değişkenler arasında doğrusal ilişkilerin olduğu varsayılmaktadır. Bu varsayımın ihlalinde model uyum tahminleri ve standart hataları yanlı olur.

3) *Aykırı Değerler:* Diğer analizlerde olduğu gibi aykırı değerlerin varlığı modelin anlamlılığını etkileyebilmektedir.

4) *Çoklu Göstergeler:* Modelde her bir gizli değişkeni ölçmek için üç veya daha fazla gözlenen değişken kullanılmalıdır. Her bir gizli değişken için bir gözlenen değişken kullanıldığında regresyon analizi yapısal eşitlik modellemesinin özel bir durumu olarak ele alınmaktadır.

5) *Korelasyonsuz Hata Terimleri:* Regresyonda olduğu gibi hata terimlerinin korelasyonsuz olduğu varsayılmaktadır. Eğer modelde varsa ve araştırmacı tarafından açıkça belirtilmiş ise, yapısal eşitlik modellemesinde hata terimleri arasına korelasyon konulabilir.

6) *Çoklu Doğrusal Bağlantı (multicollinearity):* Yapısal eşitlik modellemesinde çoklu doğrusal bağlantı probleminin olmadığı varsayılmaktadır.

Literatürde örneklem büyüklüğü konusunda pek fazla netlik yoktur. Schumaker & Lomax (2004) pek çok araştırmada 250-500 örneklem büyüklüğünün kullanıldığını belirtmiştir. Örneklem büyüklüğü için literatürde çeşitli pratik kurallar bulunmaktadır. Bunlardan biri, örneklem büyüklüğünün modeldeki değişkenlerin sayısından en az 8 kat daha fazla olmasıdır. Diğer bir pratik kural ise (Stevens'tan aktaran Bayram, 2013) her bir gözlenen değişkenin en az 15 birime sahip olmasıdır. Bunların yanı sıra, asimptotik

kovaryans matrisinin hesaplanması için p değişken sayısı olmak üzere p(p+1)/2 gözleme ihtiyaç duyulması gerektiği dikkate alınmalıdır. Ayrıca Hoelter (1983) örneklem büyüklüğü için kritik N formülünü önermiştir.

$$CN = \frac{\chi^2_{cri}}{F_{ML,GLS,\dots}} + 1 \qquad (2.2)$$

Burada χ^2_{cri}: önerilen modelin serbestlik derecesi ve belirli bir α anlamlılık seviyesinde ki-kare dağılımının kritik değeridir. F kullanılan tahmin yöntemine ilişkin fark (uyum) fonksiyonunu gösterir.

Yapısal eşitlik modellemesinin kurulmasında amaç, veriye en iyi uyan modeli bulmaktır. Bu modeli belirlemek için yapısal eşitlik modellemesinde beş temel adım söz konusudur (Schumaker & Lomax, 2004; Bayram, 2013).

1. Model belirleme (Specification)
2. Model tanımlama (Identification)
3. Model tahmini (Estimation)
4. Model testi (Testing)
5. Model modifikasyonu (Modification)

2.6.2 – Model Belirleme

Model belirleme aşaması genel olarak uygun teorik araştırmaları, bilgileri ve geliştirilen teorik modelleri içermektedir (Arslan, 2011). Model belirleme, çalışılacak olan sözel hipotezin ilk önce deneysel diyagramlarla veya path diyagramları ile önceki deneyimlere ve teorik temellere göre tanımlanması aşamasıdır (Çerezci, 2010). Uygun bilgileri kullanabilmek için teorik modelin hangi değişkenleri içerdiği hangi değişkenlerin modelde yer almaması gerektiğini ve hangi değişkenlerin nasıl ilişkili olduğunu bilmek gerekir. Model belirlemesinde araştırmacı model içindeki tüm ilişki ve parametrelerle ilgilenir (Arslan, 2011). Araştırmacı daha önceki çalışmaları ve teorik bilgileri dikkate alarak mantıklı açıklamalar yapıp modeli belirlemelidir (Schumacker & Lomax, 2004).

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

YEM'de modelin belirlenmesi, mevcut ve gerekli teorik bilgiye dayanmaktadır. Bu yüzden, herhangi bir veri seti toplanmadan ve analiz edilmeden önce, veri setinin kovaryans matrisiyle uyumlu olan doğru model belirlenir. Yani, mevcut bilgiyle, doğru modelde yer alacak değişkenler ve bu değişkenlerin ilişkileri belirlenir (Schumacker & Lomax, 2004). Bu yüzden mevcut teorik bilgi ve araştırma konusu hakkındaki önsel deneyimler, modelin belirlenmesine rehberlik etmektedir (Golob, 2003).

Model belirlenmesindeki amaç, değişkenlerin kovaryans yapısına en uygun modeli bulmaktır. Eğer doğru model test edilen teorik modelle tutarlı değilse, teorik model yanlış belirlenmiş demektir. Doğru modelle test edilecek teorik model arasındaki fark, herhangi bir parametrenin ya da değişkenin modelden çıkartılması ve/veya modele dahil edilmesinden kaynaklanır. Örneğin, önemli bir parametre ve/veya değişken modelden çıkartılabilir. Benzer şekilde, önemsiz bir parametre ve/veya değişken modele dâhil edilebilir. Bu gibi durumlar, test edilecek modelin yanlış belirlenmesine sebep olmaktadır. Modelin yanlış belirlenmesi, parametre tahminlerinin yanlı olmasına sebep olmaktadır (Schumacker & Lomax, 2004). Doğru belirlenen modellerde parametre tahminlerinin yansız olması, yanlış belirlenen modellerde ise parametre tahminlerinin yanlı olması beklenmektedir (Şen, 2013). Bu yanlılık, model belirleme hatası olarak da adlandırılmaktadır. Bu hatanın varlığında, veri setinin test edilecek teorik modele uymama ihtimali vardır. (Schumacker & Lomax, 2004).

2.6.3 – Model Tanımlama

Model tanımlaması, model parametrelerinin örneklem kovaryans matrisinden türetilip türetilemeyeceğini kontrol etmeyi içermektedir (Çerezci, 2010). Model tanımlamasındaki amaç, örneklem kovaryans matrisi ve uygulanan teorik modele ilişkin toplum kovaryans matrisinin (Σ) parametre tahmininde tek olup olmadığının belirlenmesidir (Schumacker & Lomax, 2004). Yani model tanımlama, parametre tahmininin tek bir kümesinin bulunup bulunamayacağının belirlenmesi aşamasıdır.

Model tanımlamanın matematiksel ifadesi ise "$\theta_1=\theta_2$ olmadıkça $\Sigma(\theta_1)=\Sigma(\theta_2)$ eşitliğini sağlayan θ_1 ve θ_2 parametreler vektörü yoksa, θ'daki parametreler global olarak tanımlıdır" şeklinde yapılmaktadır. Bu durum, θ'daki her bir parametrenin, tanımlı olduğu bilinen teorik modele ilişkin toplum kovaryans matrisinin bir ya da daha çok elemanına göre çözülmesini gerektirmektedir. Sonuç olarak "eğer θ'daki bütün parametreler tanımlı ise model de tanımlıdır" şeklinde yorumlanmaktadır (Bollen, 1989a).

Model tanımlaması parametrelerin belirlenmesi şekline bağlı olmakla birlikte modeldeki parametreler belirlenirken farklı yöntemler

uygulanmaktadır (Arslan, 2011). Modelde yer alan her parametre, serbest (bağımsız - free), sabit (fixed) ya da kısıtlı (constrained) parametre olarak belirlenmektedir. Serbest parametreler, bilinmeyen ve tahmin edilmek istenen parametrelerdir. Sabit parametreler, bağımsız olmayan fakat belirlenen bir değere sabitlenmiş (genellikle 0 ya da 1'dir) parametrelerdir. Kısıtlı parametreler ise, bilinmeyen fakat birden fazla parametreye eşitlenerek elde edilen parametrelerdir (Schumacker & Lomax, 2004, Raykov & Marcoulides, 2006). Test edilecek teorik model doğru model olarak belirlendiğinde, parametreler yeni üretilmiş bir kovaryans matrisi oluşturmak üzere toplanırlar. Bu durumda eğer iki ya da daha fazla sayıda parametre vektörü elde ediliyorsa, bunlar ya eşittir ya da eşit modellerin elde edilmesini sağlamaktadırlar. Bir parametre tüm eşitlik vektörlerinde aynı değere sahipse, parametre tanımlanmıştır. Eğer bir modelin tüm parametreleri tanımlanmışsa, modele tanımlanmış model denir (Bollen,1989a; Schumacker & Lomax, 2004).

YEM'de modelin tanımlanmasında kullanılan ilk ölçü, modelin serbestlik derecesidir (Şen, 2013). Serbestlik derecesi, modeldeki serbest parametre sayısından kovaryans matrisindeki bağımsız elemanların sayısının çıkartılmasıyla elde edilir. Model tanımlamasının, tam tanımlanmış veya doymuş (just-identified), aşırı tanımlanmış (over-identified) ya da eksik tanımlanmış (tanımlanmamış, under-identified) olarak üç farklı seviyesi vardır. *Tanımlanmamış model,* örneklem kovaryans matrisinde yetersiz bilgi olmasından dolayı bazı parametrelerin tek çözümünün olmadığı modeldir ya da serbestlik derecesinin negatif olduğu modeldir. *Doymuş model*, örneklem kovaryans matrisinde yeterli bilgi olduğundan bazı parametrelerin tek çözümünün olduğu ve serbestlik derecesinin sıfır olduğu modeldir. *Aşırı tanımlanmış model*, örneklem kovaryans matrisinde gereğinden fazla bilgi olmasından dolayı bazı parametrelerin tahmininde birden fazla seçeneğin olduğu ve serbestlik derecesinin pozitif olduğu modeldir. Model, aşırı tanımlanmış ya da doymuş ise tanımlanmış model olarak adlandırılır. Eğer model eksik tanımlanmış ise o zaman parametre tahminlerine güvenilmez, çünkü modelin serbestlik derecesi negatiftir (Byrne, 2010; Bollen,1989a; Schumacker & Lomax, 2004; Raykov & Marcoulides, 2006; Bayram, 2013).

$\Sigma=\Sigma(\theta)$ eşitliği modelin tanımlı olmasını açıklamasına rağmen modelin karmaşıklığı arttığında pratikliği azalmaktadır (Bollen, 1989a). Bu nedenle, yapısal eşitlik modellemesi analizinde model tanımlaması için farklı kurallar bulunmaktadır (Bollen, 1989a; Akıncı, 2007; Arslan, 2011; Bayram, 2013);

- t – kuralı
- İki adım kuralı
- Çoklu göstergeler çoklu nedenler kuralı (Multiple Indicators Multiple Causes – MIMIC)

t-kuralı; model tanımlamasının gerekli ama yeterli olmayan ve en kolay kuralıdır. t kuralı; gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisindeki artıksız (nonredundant) elemanların sayısının, θ'daki bilinmeyen parametrelerin sayısına eşit veya daha büyük olmasıdır.

$$t \leq \frac{1}{2}(p+q)(p+q+1) \tag{2.3}$$

Burada (p+q) gözlenen değişkenlerin t ise θ'daki serbest parametrelerin sayısını göstermektedir. t-kuralı, modelin eksik tanımlı olduğunu daha çabuk ortaya çıkardığı için oldukça kullanışlıdır fakat bu kural modelin tanımlı olmasını garanti etmemektedir. Bu nedenle farklı kurallar geliştirilmiştir.

İki adım kuralı, iki adımdan oluşmaktadır. İlk adımda model doğrusal faktör modeli olarak değerlendirilir ve eğer tanımlı olduğuna karar verilirse ikinci adıma geçilir. İkinci adımda ise gizli değişken modeli incelenir. Her bir gizli değişken hatasız ölçülmüş bir gözlenen değişken gibi ele alınır. İki adımdan da tanımlı sonucu çıkarsa modelin tanımlı olduğu söylenir.

MIMIC kuralı, bu modeller tek bir gizli değişkeni olan gözlenen değişkenleri içerir. Bu kuralda p (bağımlı değişkenin sayısı)≥2 ve q (bağımsız değişkenin sayısı)≥1 ise model tanımlıdır denir.

2.6.4 – Model Tahmini

Daha öncede belirtildiği gibi yapısal eşitlik modellemesinde temel hipotez, gözlenen değişkenlerin toplum kovaryans matrisinin (Σ), model parametrelerini içeren kovaryans matrisine (Σ(θ)) eşit olması beklenmektedir (Bollen, 1989a).

$$H_0: \Sigma = \Sigma(\theta) \tag{2.4}$$

Tahmin sürecinde amaç, modelden elde edilen kovaryans matrisi (Σ(θ)) ile örneklem kovaryans matrisi arasındaki farkı minimum yapan fark (uyum) fonksiyonunu bulmaktır (Bollen, 1989a). Modeldeki değişkenlerin farklı dağılımsal varsayımlarına göre farklı tahmin yöntemleri, farklı fark fonksiyonları bulunmaktadır. (Raykov & Marcoulides, 2006).

Aslında, YEM yazılım programları yardımıyla veriye model uydurma süreci, Σ(θ) matrisindeki parametrelerin, S örneklem kovaryans matrisindeki parametrelere en yakın olana kadar devam eden yakınsama süreci olarak düşünülebilir (Raykov & Marcoulides, 2006).

Yapısal eşitlik modellemesinde en yaygın kullanılan parametre tahmin teknikleri aşağıda verilmiştir (Özdamar, 2015; Bollen, 1989a; Raykov & Marcoulides, 2006; Mulaik, 2009).

1. Maksimum Olabilirlik- En Çok Olabilirlik (Maximum Likelihood-ML)
2. Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler (Unweighted Least Squares-Ordinary Least Squares-ULS-OLS)
3. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares- GLS)
4. Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem (Asymptotically Distribution Free Method-Weighted Least Squares-ADF-WLS)
5. Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi (Diagonally Weighted Least Squares- DWLS)

2.6.4.1 – En Çok Olabilirlik Yöntemi

En çok olabilirlik yöntemi YEM'de en yaygın olarak kullanılan yöntemdir. Bu yöntem ünlü İngiliz istatistikçi Fisher tarafından 1920'li yıllarda geliştirilmiştir. ML yöntemi, θ parametre vektörü için "L" olabilirlik fonksiyonunun maksimize edilmesine dayanmaktadır (Bollen,1989a; Şen, 2013).

$X_1, X_2, \ldots, X_n$ bağımsız ve aynı dağılıma sahip, ortak olasılık fonksiyonu $f(x;\theta)$ olan rasgele değişkenler olmak üzere θ parametre vektörü için "L" olabilirlik fonksiyonu

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta) \qquad (2.5)$$

şeklinde yazılmaktadır.

S ve Σ(θ) matrisleri pozitif tanımlı ve (p+q) gözlenen değişken sayısı olmak üzere en çok olabilirlik yönteminin fark fonksiyonu eşitlik 2.6'da verilmiştir (Mulaik, 2009; Bollen, 1989a).

$$\mathrm{F_{ML}} = \log|\Sigma(\theta)| + \mathrm{tr}\left(\mathrm{S}\Sigma^{-1}(\theta)\right) - \log(\mathrm{S}) - (\mathrm{p}+\mathrm{q}) \qquad (2.6)$$

Yapısal eşitlik modellemesinin ML tahminlerinde aşağıdaki istatistiksel varsayımlar söz konusudur (Cangür, 2012).

1. x_i, p sayıda gözlenen değişkenlerin rasgele vektörü olduğunda x_1, x_2,..., x_n örneklem gözlemlerinin dağılımı bağımsızdır (i = 1,…, n).

2. Her bir x_i vektörü, çok değişkenli normal dağılıma sahiptir ($x_i \sim Np(\mu,\Sigma)$).

3. θ, t sayıda model parametrelerinin bir vektörü iken Σ(θ) yaklaşık olarak doğrudur.

4. Analizde örneklem kovaryans matrisi kullanılır.

5. Parametrelerin asimptotik özellikleri, standart hata ve model uyum kestiricilerinin istenilen özellikleri sağlaması için örneklem büyüklüğünün yüksek olması gerekir.

ML tahminleri küçük örneklem büyüklüklerinde yanlı olabilmektedir. Fakat genel olarak ML tahminleri asimptotik olarak yansız, tutarlı ve en küçük varyanslıdır. Ayrıca ML tahminleri, tahmin edilecek parametrenin standart hatasının bilinmesi durumunda, tahmin edilecek parametrenin standart hatasına oranının, fazla örneklem büyüklükleri için standart normal dağılıma yaklaşmaktadır (Bollen, 1989a).

ML tahmin yöntemi çok değişkenli normallik varsayımı altında geliştirildiğinden, uygulamada bu varsayımın ihlali ML yönteminin yeterli olmamasına neden olabilir. Normallikten sapma, en çok olabilirlik testinin ki-kare istatistiğini, parametre standart hatalarını ve parametre tahminlerini etkileyebilir (Cangür, 2012).

2.6.4.2 – Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler

Bu parametre tahmin yöntemi örneklem kovaryans matrisinden modelden elde edilen kovaryans matrisinin (Σ(θ)) çıkarılmasından elde edilen artık matrisinin (S-Σ(θ)) karelerinin toplamının minimize edilmesine dayanmakta olup fark fonksiyonu aşağıda verilmiştir (Bollen, 1989a; Mulaik, 2009).

$$F_{ULS} = \frac{1}{2} tr[(S - \Sigma(\theta))^2] \qquad (2.7)$$

Bu tahmin yönteminin temel avantajı dağılımsal varsayım gerektirmemesi ve tahmin denklemlerinin çözümünün kolay olmasıdır. Bu yöntemin temel dezavantajı ise veri seti çok değişkenli normal dağılıma sahip olmadığında ve kovaryans matrisi analiz sürecinde kullanılmadığında model uyumu ile ilgili olasılıksal çıkarsamaların yeterli olmamasıdır (Mulaik, 2009). Analiz sırasında kovaryans matrisi yerine korelasyon matrisi kullanılırsa F_{ULS} değerleri değişir. Daha genel bir biçimde ölçek değiştiği zaman sonuçlar da değişmektedir (Bollen, 1989a). Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler yöntemi, genellikle analizde kullanılan değişkenler aynı ölçü birimiyle ölçüldüğü zaman kullanılır (Raykov & Marcoulides, 2006).

2.6.4.3 – Genelleştirilmiş En Küçük Kareler

Genelleştirilmiş En Küçük Kareler yöntemi, Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler yönteminin geliştirilmiş halidir. ULS'deki temel problem S-Σ(θ) artık matrisinin bütün elemanlarının aynı varyans-kovaryanslara sahipmiş gibi ağırlıklandırılmasıdır (Akıncı, 2007). Bu durumun ortadan kaldırılması için GLS yönteminde, artık matrisinin elamanlarının kareler toplamı minimize edilmeden önce artık matrisinin elemanları varyans ve kovaryanslara göre ağırlıklandırılır (Mulaik, 2009). Bu yönteme ilişkin fark fonksiyonu ise eşitlik 2.8'de verilmiştir (Bollen, 1989a; Mulaik, 2009).

$$F_{GLS} = \frac{1}{2} tr\{\left[\left(S - \Sigma(\theta)\right)W^{-1}\right]^2\} \quad (2.8)$$

Bu eşitlikte W^{-1}: artık matrisinin ağırlık matrisidir. Özel olarak $W^{-1} = I$ alınırsa ULS fark fonksiyonu elde edilmektedir.

Bu tahmin yönteminin dağılımsal varsayımı hakkında Raykov & Marcoulides (2006) ve Schumacker & Lomax (2004) gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım varsayımını yerine getirmesi gerektiğini belirtirken, Cangür (2012) bu yöntemin en çok olabilirlik tahmin yöntemine göre çok değişkenli normal dağılım varsayımını esnekleştirdiğini belirtmiştir. Bununla birlikte Mulaik (2009) ise bu yöntemin herhangi bir dağılımsal varsayım gerektirmediğini ifade etmektedir.

2.6.4.4 – Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem

YEM'de çok değişkenli normal dağılım varsayımının ihlali söz konusu olduğunda Browne (1974, 1977, 1984) tarafından geliştirilen bu yöntem genelleştirilmiş en küçük kareler tahmin yöntemine dayanmaktadır. Bu tahmin yöntemi, çok değişkenli normal dağılım varsayımını gerektirmemektedir. Bu tahmin yönteminin fark fonksiyonu ise eşitlik 2.9'da verilmiştir (Raykov & Marcoulides, 2006; Mulaik, 2009).

$$F_{ADF} = \frac{1}{2}[vecs(S) - vecs(\Sigma(\theta))]' U^{-1}[vecs(S) - vecs(\Sigma(\theta))] \quad (2.9)$$

Eşitlik 2.9'da $vecs(M)$ bir M simetrik matrisine uygulanabilir. M simetrik matrisindeki artıksız (nonredundant) elemanların matristen çıkarılıp sırayla p gözlenen değişken sayısı olmak üzere $\frac{p(p+1)}{2} x\, 1$ boyutlu sütun vektörüne yazılması anlamına gelmektedir. Örneğin;

$M = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 2 & 3 & 5 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix}$ ise $vecs(M) = vecs\left(\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 2 & 3 & 5 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix}\right) = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \end{bmatrix}$'dır.

2.6.4.5 – Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler

Bu yöntem, kategorik veriler için parametre tahmininde sıklıkla kullanılmaktadır. Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemi, robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi (WLSMV) olarak da adlandırılmaktadır. Bu yöntem kategorik verileri içeren YEM'de parametreleri sağlam ve doğru bir biçimde tahmin edebilmek için polikorik korelasyonları kullanmaktadır (Arslan, 2011).

DWLS yöntemi, diyagonal ağırlık matrisi (W) ve robust standart hatalar, ortalama ve varyansla ayarlanmış χ^2 test istatistiklerini kullanarak ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametrelerinin tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Kesim noktalarında (thresholds) kısıtlamaların olmadığı durumlarda tek başına polikorik korelasyonlara dayanır. ρ(θ)'nin toplum polikorik korelasyon matrisini gösterdiği varsayılırsa en küçük kareler fonksiyonu eşitlik 2.10'da verilmiştir (Muthén, 1978; Arslan, 2011).

$$F_{DWLS} = (\hat{\rho} - \rho(\theta))'\widehat{W}(\hat{\rho} - \rho(\theta)) \qquad (2.10)$$

Eşitlik 2.10'da tahmin edilen polikorik korelasyonların ($\hat{\rho}$) asimptotik kovaryans matrisinin bir tahmini $\hat{\Gamma}$ olsun. $\widehat{W} = \hat{\Gamma}$ alındığında bu yöntem ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS), $\widehat{W} = (diag(\hat{\Gamma}))^{-1/2}$ alındığında ise bu yöntem diyagonal ağırlıklandırılmış en küçük kareler (DWLS) olarak adlandırılmaktadır. İkinci durumda ağırlık matrisinde tahmin edilen polikorik korelasyonların sadece varyansları kullanılmaktadır (Muthén, 1978; Arslan, 2011).

2.6.5 – Modelin Testi

Belirlenen yapısal eşitlik modellemesi için uygun yöntem ile parametre tahmini yapıldıktan sonraki aşama modelin test edilmesidir. Bu aşamada verinin önerilen modele uyumu belirlenir. Bir başka deyişle, "teorik (önerilen, kurulan) model örneklem verisi ile ne ölçüde uyumlu" sorusuna bu aşamada yanıt aranmaktadır (Schumacker & Lomax, 2004). Uyum ise, bir modelin veriyi yani varyans kovaryans matrisi yeniden üretebilme kabiliyeti olarak adlandırılır (Erkorkmaz, Etikan, Demir, Özdamar & Sanisoğlu, 2013).

Yapısal eşitlik modellemesinin temel hipotezi gereği, tahmin edilen parametreler yardımıyla üretilen kovaryans matrisinin ($\Sigma(\theta)$), örneklem kovaryans matrisine çok benzer olması istenmekte ve örneklem kovaryans matrisi ile üretilen kovaryans matrisi arasındaki farkın sıfır olması ($S-\Sigma(\theta)=0$) χ^2 değerinin sıfır çıkmasına neden olmaktadır. Bu durum, modelin verilerle mükemmel bir uyum göstermesine karşılık gelmektedir. YEM'de model uyumunun değerlendirilmesi için birçok uyum ölçütü bulunmaktadır. Bu uyum ölçütlerinin çoğu, teorik olarak önerilen modelin kovaryans matrisi ile örneklem kovaryans matrisinin karşılaştırılmasına dayanmaktadır. Bu iki matrisin birbirine benzememesi, yani matrisler arasındaki farkın çok olması verinin teorik modele uyum sağlamadığını, bu iki matris arasındaki farkın çok az olması ise verinin teorik modelle iyi uyum sağladığını göstermektedir (Bollen, 1989a; Schumacker & Lomax, 2004; Kline, 2011).

Modelin uyumunun test edilmesinde uyum ölçütlerinin kullanılmasının yanı sıra tahmin edilen parametrelerin özellikleri de dikkate alınmalıdır. Modeldeki tahmin edilen parametreler tek tek incelenerek, parametrelerin istatistiksel olarak anlamlılığına bakılır. Parametre tahmini sırasında hesaplanan parametreye ait standart hatalar kullanılarak, parametre tahmin değerinin standart hatasına oranlanması ile kritik değer (t) hesaplanabilir. Hesaplanan kritik değer belirlenen α değerine karşılık gelen değerle karşılaştırılarak (örneğin 0.05 için iki yönlü test istatistiği 1.96) parametre değerinin istatistiksel anlamlılık sınaması yapılabilir. Ayrıca kestirilen parametreye ilişkin işaretin (+ ya da -) çalışma ile ilgili alanda da anlamlılık taşıması gerekmektedir (örneğin eğitim düzeyi arttıkça gelirin de artması gerekirse parametre işareti + olmalıdır). Bu özelliklere ek olarak, tahmin edilen varyanslarının negatif olmamasına ve korelasyonlarının 1'den büyük olmamasına dikkat edilmelidir (Schumacker and Lomax, 2004).

YEM literatüründe çok sayıda uyum ölçütü vardır ve sürekli olarak yenileri geliştirilmektedir. Uyum ölçütlerindeki çeşitlilikten dolayı, çalışmalarda hangi uyum ölçütlerinin kullanımının uygun olacağına karar vermek araştırmacı için önem taşımaktadır. Tek bir ölçüt uyumun belirli bir yönünü yansıttığından, bu ölçütün iyi olması tek başına modelin iyi olduğunu göstermez (Erkorkmaz vd., 2013).

YEM'de model uygunluğunun değerlendirmesinde kullanılan uyum ölçütleri, mutlak (absolute), artan (incremental) ve tutarlı (parsimonious) uyum ölçütleri olarak üç gruba ayrılmaktadır. Bu nedenle en çok kullanılan uyum ölçütleri, bu sınıflandırma dikkate alınarak verilmiştir (Hu & Bentler, 1995). Mutlak uyum kriterleri, test edilen modelin örneklem verisini tekrar ne derece iyi ürettiğini değerlendirmektedir. Model uyumundaki artış miktarını değerlendirmek için hiçbir referans model kullanılmamaktadır. Ancak kesin ve net bir karşılaştırma örneklem kovaryans matrisini yeniden tam olarak üreten

doymuş bir model ile yapılabilmektedir. Özetle, mutlak uyum kriterleri örneklem kovaryans matrisi ile test edilen modelden elde edilen kovaryans matrisi arasındaki benzerliği dikkate almaktadır. Mutlak uyum kriterleri arasında Ki-kare test istatistiği, Uyum İyiliği İndeksi (GFI), Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (AGFI), Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (RMR) ve Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (SRMR) gibi ölçütler verilebilir. Artan uyum kriterleri, test edilen model ile daha kısıtlı, iç içe olan temel modeli uyum gelişim oranlarını ölçerek karşılaştırmaktadır (Hu & Bentler, 1999). Bütün gözlenen değişkenlerin ilişkisiz olduğu sıfır modeli en çok kullanılan temel modeldir (Bentler & Bonett, 1980). Artan uyum kriterleri kısaca temel model ile test edilen modelin karşılaştırılmasında kullanılmaktadır. Artan uyum kriterleri arasında Normlaştırılmış Uyum İndeksi (NFI), Artan Uyum İndeksi (IFI), Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (NNFI) ve Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI) gibi ölçütler verilebilir (Hu & Bentler, 1999). Tutarlı uyum kriterlerinde, karşılaştırılan modeller içinde daha az serbest parametreye (ya da daha çok serbestlik derecesine) sahip olan modeller seçilmektedir. Tutarlı uyum kriterleri arasında Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (RMSEA), McDonald's Uyum İndeksi (MFI), Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC), Bayesyan Bilgi Kriteri (BIC), Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi (ECVI), Tutarlı Uyum İndeksi (PGFI), Tutarlı Standart Uyum İndeksi (PNFI) gibi ölçütler yer almaktadır (Hu & Bentler, 1995; Akıncı, 2007).

2.6.5.1 – Ki-kare test istatistiği

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

$$\chi^2 = (N-1)F_{min} \qquad (2.11)$$

Bu eşitlikte N örneklem büyüklüğünü, F_{min} kullanılan tahmin yöntemine (ML, ULS, GLS, ADF, DWLS) ilişkin fark fonksiyonunun minimum değerini göstermektedir (Schumacker & Lomax, 2004; Raykov & Marcoulides, 2006; Kline, 2011).

Ki-kare değerinin sıfır değerini alması mükemmel uyumu ya da örneklem kovaryans matrisi ile teorik modele ilişkin kovaryans matrisinin (Σ(θ)) arasında farkın olmadığını gösterir (Schumacker & Lomax, 2004). Serbestlik derecesi ki-kare testinde önemli bir ölçüt olmakla birlikte, bunun ki-kare değerine oranı uyum ölçütü olarak kullanılabilmektedir. Bu oranın 5'ten

küçük olması iyi uyum göstergesi olarak kabul edilebilmektedir (Erkorkmaz vd., 2013).

χ^2 test istatistiği örneklem büyüklüğünden etkilenmekte ve örnek büyüklüğü arttıkça artmaktadır (Kline,2011). χ^2 test istatistiği örneklem büyüklüğüne duyarlı olduğu için çeşitli uyum ölçütlerinin geliştirilmesine neden olmuştur (Weng & Cheng, 1997).

2.6.5.2 – Uyum İyiliği İndeksi (Goodness of Fit Index-GFI)

GFI, χ^2 testine alternatif olarak Jöreskog ve Sörbom (1984) tarafından geliştirilen ilk uyum indeksidir. GFI, önerilen model tarafından açıklanan varyans ve kovaryansın miktarının bir indeksidir. Bu nedenle regresyondaki R^2 gibi düşünülebilir (Raykov & Marcoulides, 2006; Erkorkmaz vd., 2013).

$$GFI = 1 - \frac{F_s}{F_h} = 1 - \frac{\chi_s^2}{\chi_h^2} \tag{2.12}$$

Eşitlik 2.12'de χ_s^2, temel modelin (sıfır model-null model- baseline model) ki-kare değerini, χ_h^2, test edilen (hedef) modelin ki-kare değerini, F, ise tahmin yöntemlerine göre belirlenen minimum fark fonksiyonudur.

GFI değeri 0 ile 1 arasında değişir ve GFI değeri 1'e ne kadar yakın olursa uyum o kadar iyi demektir. 0.90'nın üstündeki değerler kabul edilebilir uyumu, 0.95'in üstündeki değerler ise iyi uyumu gösterir (Raykov & Marcoulides, 2006; Byrne, 2010; Erkorkmaz vd., 2013). GFI değeri örneklem büyüklüğü arttıkça yükselir. Bu durum doğru sonuç alınmasını önleyebilir (Byrne, 2010; Bayram, 2013).

2.6.5.3 – Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (Adjusted Goodness of Fit Index-AGFI)

Modelde değişken sayısı fazla iken ve karmaşık modellerde iyi sonuç vermediği ifade edilen GFI uyum ölçütü yerine model karmaşıklığından kaynaklanan yanlılığı düzeltmek için AGFI uyum ölçütü geliştirilmiştir (Çerezci, 2010). AGFI, gözlenen değişken sayısı ve modelin serbestlik derecesine göre düzeltilmiş bir GFI değeridir. Eğer hedef modelin serbestlik derecesi, temel modelin serbestlik derecesine yaklaşırsa AGFI, GFI'ya yaklaşır. GFI'da olduğu gibi AGFI değeri de regresyondaki düzeltilmiş R^2 gibi düşünülebilir (Raykov & Marcoulides, 2006; Erkorkmaz vd., 2013)

$$AGFI = 1 - \frac{sd_s}{sd_h}(1 - GFI) \tag{2.13}$$

Eşitlik 2.13'te sd_s, sıfır modelin serbestlik derecesini, sd_h , hedef modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

AGFI 0 ile1 arasında değerler almakla birlikte 1'e yakın değerler uyumun iyi olduğunu göstermektedir. Bu değer 0.90'dan büyük olduğunda modelin iyi uyum gösterdiği, 0.85 den büyük olduğunda ise modelin uygunluğunun kabul edilebilir olduğu söylenebilir (Raykov & Marcoulides, 2006). AGFI değeri de GFI gibi örneklem büyüklüğünden etkilenmekte ve örneklem büyüklüğü arttığında artmaktadır (Raykov & Marcoulides, 2006; Bayram, 2013).

2.6.5.4 – Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Residuals-RMR)

Örnek kovaryans matrisi ile modelden elde edilen kovaryans matrisi arasındaki fark matrisinin (artık matrisinin) kareler ortalamasının karekökü alınarak hesaplanır (Schumacker & Lomax, 2004; Kline, 2011):

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{i}(S_{ij}-\sigma_{ij})^2}{p(p+1)/2}} \qquad (2.14)$$

Bu eşitlikte S_{ij}: S örneklem kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı, σ_{ij}: Model kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı, p:gözlenen değişken sayısını ifade etmektedir.

RMR, 0 ile 1 aralığında değerler alır ve RMR değerinin sıfıra yakın olması iyi uyumun göstergesidir. Ayrıca RMR'nin aralığı gözlenen değişkenlerin ölçeğine bağlıdır. Eğer bu ölçeklerin hepsi farklı ise RMR değerinin yorumlanması zorlaşır (Kline, 2011).

2.6.5.5 – Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (Standardized Root Mean Square Residuals-SRMR)

RMR değerinin değişkenlerin ölçeğine bağlılığını ortadan kaldırmak için önerilmiştir. SRMR, gözlenen ve tahmin edilen kovaryans matrisleri arasındaki fark matrisinin elemanlarından oluşan artıkların bir ölçüsüdür (Kline, 2011).

$$SRMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{i}(\frac{S_{ij}-\sigma_{ij}}{S_i S_j})^2}{p(p+1)/2}} \qquad (2.15)$$

Eşitlik 2.15'te S_{ij}: S örneklem kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı, σ_{ij}: Model kovaryans matrisinin i. satır j. sütun elamanı, p:gözlenen değişken sayısını, $S_i = \sqrt{S_{ii}}$ ve $S_j = \sqrt{S_{jj}}$ ifade etmektedir.

SRMR değeri de, 0 ile 1 aralığında değerler alır. SRMR değeri 0'a yaklaştıkça iyi uyum belirtecektir (Kline, 2011).

2.6.5.6 – Normlaştırılmış Uyum İndeksi (Normed Fit Index-NFI)

Bentler & Bonnett (1980) tarafından önerilen NFI uyum indeksi, ki-kare değerinin 0 (uyumsuz) ve 1 (mükemmel uyum) olacak şekilde yeniden ölçeklendirilmesine dayanmaktadır (Bollen, 1989a; Kaplan, 2000; Schumacker & Lomax, 2004; Raykov & Marcoulides, 2006; Mulaik, 2009; Byrne, 2010).

$$NFI = \frac{F_s - F_h}{F_s} = \frac{\chi_s^2 - \chi_h^2}{\chi_s^2} \quad (2.16)$$

Eşitlik 2.16'da χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, χ_s^2; temel modelin ki-kare değerini, F_s; temel modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonunu, F_h;hedef modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonunu göstermektedir.

NFI, 0 ile 1 aralığında değerler alır ve bu değer 1'e yaklaştıkça, iyi uyumu gösterir (Schumacker & Lomax, 1996; Kaplan, 2000; Kline, 2011). 0.95'in üstündeki değerler iyi uyumun, 0.90'ın üstündeki değerler ise kabul edilebilir uyumun göstergesidir (Raykov & Marcoulides, 2006).

2.6.5.7 – Artan Uyum İndeksi (Incremental Fit Index-IFI)

Bollen (1989b) tarafından geliştirilen artan uyum indeksi, Bollen'in artan uyum indeksi BL89, IFI olarak da bilinmektedir (Byrne, 2010).

$$IFI = \frac{F_s - F_h}{F_s - [\frac{sd_h}{N-1}]} = \frac{\chi_s^2 - \chi_h^2}{\chi_s^2 - sd_h} \quad (2.17)$$

Eşitlik 2.17'de F_s; temel modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonu, F_h;hedef modelin tahmin yöntemine uygun minimum fark fonksiyonu, χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, χ_s^2; temel modelin ki-kare değerini, sd_h; hedef modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

IFI, 0 ila 1 arasında değerler alır. IFI değeri 1'e yaklaştıkça modelin uyumu artar. 0.90'ı aşan değerler kabul edilebilir uyumun, 0.95'i aşan değerler iyi uyumun göstergesidir (Byrne,2010).

2.6.5.8 – Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (Non-normed Fit Index- Tucker-Lewis Index- NNFI-TLI)

Tucker & Lewis (1973) tarafından faktör analizi için önerilen indeksi, Bentler & Bonnett (1980) geliştirerek NNFI uyum indeksini önermişlerdir. Bu yüzden Tucker-Lewis (TLI) uyum indeksi olarak da anılmaktadır (Bollen, 1989a; Kaplan, 2000; Raykov & Marcoulides, 2006; Mulaik, 2009).

$$TLI = NNFI = \frac{\chi_s^2/sd_s - \chi_h^2/sd_h}{\frac{\chi_s^2}{sd_s} - 1} \quad (2.18)$$

Eşitlik 2.18'de χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, χ_s^2; temel modelin ki-kare değerini, sd_h; hedef modelin serbestlik derecesini, sd_s; temel modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

NNFI, genellikle 0 ile 1 aralığında değişmektedir. Ancak bu indeks normlaştırılmamış olduğundan zaman zaman bu aralığın dışında da değerler alır. Daha yüksek NNFI değerleri daha iyi uyumun göstergesidir. Bu indeksin değeri 0.97'den büyükse iyi uyum, 0.95'den büyükse kabul edilebilir uyum söz konusudur (Kline, 2011; Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.9 – Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (Comparative Fit Index- CFI)

Bentler (1990) tarafından geliştirilen indeks değişkenler arasında hiçbir ilişkinin olmadığını varsayan temel model ile önerilen modeli karşılaştırmak üzerine kurulmuştur (Raykov & Marcoulides, 2006; Erkorkmaz vd., 2013).

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_h^2 - sd_h), 0]}{\max[(\chi_h^2 - sd_h), (\chi_s^2 - sd_s), 0]} \quad (2.19)$$

Bu eşitlikte χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, χ_s^2; temel modelin ki-kare değerini, sd_h; hedef modelin serbestlik derecesini, sd_s; temel modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

CFI, 0 ile 1 arasında değerler alır. Daha yüksek CFI değerleri, daha iyi uyumun göstergesidir. Eğer bu indeksin değeri 0.97'den büyükse iyi uyum, 0.95'den büyükse kabul edilebilir uyum söz konusudur (Schumacker & Lomax, 2004; Kaplan, 2000; Raykov & Marcoulides, 2006; Kline, 2011).

2.6.5.10 – Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (Root Mean Square Error of Approximation-RMSEA)

Steiger ve Lind (1980) tarafından, YEM'de, modelden elde edilen kovaryans matrisinin, örneklemden elde edilen kovaryans metrisine uygunluk düzeyini bulmak için geliştirilmiştir (Şen, 2013; Erkorkmaz vd., 2013).

$$RMSEA = \sqrt{\max\left\{\left(\frac{F(S,\Sigma(\theta))}{sd} - \frac{1}{N-1}\right), 0\right\}} \quad (2.20)$$

Eşitlik 2.20'de $F(S,\Sigma(\theta))$, tahmin yöntemine göre belirlenen minimum fark fonksiyonu, sd, serbestlik derecesi ve N örneklem büyüklüğüdür.

RMSEA değerinin 0.05'e eşit ya da altındaki değerler iyi uyum, 0.05 ile 0.08 arasında olması yeterli uyum, 0.08 ile 0.10 arasında olması kabul edilebilir uyum, 0.10'dan büyük olması ise kabul edilemez uyum olarak adlandırılmaktadır (Kaplan,2000; Kline, 2011; Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.11 – McDonald's Uyum İndeksi (McDonald's Fit Index-MFI)

MFI, uyum indeksi, McDonald (1989) tarafından geliştirilmiştir bir uyum indeksidir (Bentler, 2006). Literatürde, McDonald's Noncentrality Index (NCI) olarak da bilinmektedir (Mulaik, 2009; Kline, 2011).

$$MFI = \exp\left[-\frac{1}{2N}(\chi_h^2 - sd_h)\right] \quad (2.21)$$

Eşitlik 2.21'de, χ_h^2: hedef (önerilen) modelin ki-kare değerini, sd_h: hedef (önerilen) modelin serbestlik derecesini, N örneklem büyüklüğünü göstermektedir.

MFI, 0 ile 1 arasında değerler alır. MFI'nın 1 olması mükemmel uyumun göstergesidir (Bentler, 2006; Mulaik, 2009; Kline, 2011).

2.6.5.12 – Akaike Bilgi Kriteri (Akaike Information Criterion- AIC)

Japon istatistikçi Hirotugu Akaiki (1973,1987) tarafından geliştirilen indeks, aynı örneklemden aynı değişkenlerin ölçülmesi ile oluşturulan alternatif modellerin karşılaştırılması için önerilmiştir (Bollen, 1989a; Mulaik, 2009; Kline, 2011).

$$AIC = \chi_h^2 + 2q \quad (2.22)$$

Burada χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, q ise tahmin edilecek parametre sayısını ifade etmektedir.

En küçük AIC değerini veren model en iyi uyumu gösterir (Bollen, 1989a; Mulaik, 2009; Kline, 2011).

2.6.5.13 – Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (Consistent Akaike Information Criterion- CAIC)

Bozdoğan (1987), Akaike'nin prensiplerini bozmadan matematiksel istatistik kurallarını kullanarak CAIC'i geliştirmiştir (Bayram, 2013; Akıncı, 2007; Erkorkmaz vd., 2013).

$$CAIC = \chi_h^2 + (1 + logN)q \tag{2.23}$$

Eşitlik 2.23'te χ_h^2; hedef modelin ki-kare değerini, N; örneklem büyüklüğünü, q; tahmin edilecek parametre sayısını ifade etmektedir.

AIC'in aksine direkt olarak örneklem büyüklüğünü hesaba dahil eder. Küçük değerleri daha iyi uyumu göstermektedir (Akıncı, 2007; Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.14 – Bayesyan Bilgi Kriteri (Bayesian Information Criterion- BIC)

AIC indeksinde olduğu gibi, farklı sınıfların göreli uyumlarını karşılaştırmak için kullanılır.

$$BIC = -2logL + qln(N) \tag{2.24}$$

Eşitlik 2.24'te q; modeldeki tahmin edilecek parametre sayısını göstermektedir.

AIC değerinde olduğu gibi düşük BIC değerleri daha iyi uyumlu modeli belirtmektedir (Mulaik, 2009; Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.15 – Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi (Expected Cross Validation Index- ECVI)

Browne & Cudeck (1993) tarafından önerilen bu indeks, önerilen modeli aynı toplumdan farklı örneklemler için yenileyerek elde edilen kovaryans matrisleri arasındaki çelişkiyi ölçer (Raykov & Marcoulides, 2006; Mulaik, 2009; Erkorkmaz vd., 2013).

$$ECVI = F\big(S, \Sigma(\theta)\big) + \frac{2q}{N-1} \tag{2.25}$$

Eşitlik 2.25'te F; tahmin yöntemine uygun fark fonksiyonunun minimum değerini, q ise tahmin edilecek parametre sayısını, N; örneklem büyüklüğünü göstermektedir.

ECVI değeri ne kadar küçükse o kadar iyi bir model göstergesidir (Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.16 – Tutarlı Uyum İndeksi (Parsimonuos Goodness of Fit Index- PGFI)

James, Mulaik & Brett (1982) tarafından geliştilen indeks, alternatif modeller arasında seçim yapmak için kullanılmaktadır. GFI indeksinin düzenlenmiş şeklidir (Byrne, 2010; Erkorkmaz vd., 2013).

$$PGFI = \frac{sd_h}{sd_s} GFI \tag{2.26}$$

Eşitlik 2.26'da sd_h; hedef modelin serbestlik derecesini, sd_s; temel modelin serbestlik derecesini ifade etmektedir.

PGFI, 0 ile 1 aralığında değerler almakla birlikte, yüksek değer daha iyi uyumu göstermektedir (Erkorkmaz vd., 2013).

2.6.5.17 – Tutarlı Standart Uyum İndeksi (Parsimony Normed Fit Index- PNFI)

Alternatif modeller arasında seçim yapmak için kullanılan PNFI indeksi, normlaştırılmış uyum indeksinin (NFI) düzeltilmiş halidir.

$$PNFI = \frac{sd_h}{sd_s} NFI \tag{2.27}$$

Eşitlik 2.27'de sd_h; hedef modelin serbestlik derecesini, sd_s; temel modelin serbestlik derecesini ifade etmektedir.

PNFI, 0 ile 1 arasında değerler almakla birlikte, yüksek değer daha tutumlu uyumu göstermektedir (Erkorkmaz vd., 2013).

Kullanılan uyum iyiliği ölçütleri için uyum aralıklarının değerlendirilmesi toplu olarak Tablo 2.1'de verilmiştir (Özdamar, 2015; Tezcan, 2008; Çerezci, 2010).

Tablo 2.1: Bazı uyum iyiliği ölçütlerinin değerlendirilmesi

Ölçüt	İdeal Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Uyumsuzluk
Fark (Discrepancy)	Minimum	Minimuma Yakın	Maksimum
χ^2	p>0.10	0.05≤p≤0.10	p<0.05
χ^2/sd	χ^2/sd ≤2	2<χ^2/sd≤5	χ^2/sd>5
GFI	0.95≤GFI≤1.00	0.90≤GFI<0.95	GFI<0.90
AGFI	0.90≤AGFI≤1.00	0.85≤AGFI<0.90	AGFI<0.85
RMSEA	0<RMSEA<0.05	0.05≤RMSEA≤0.10	RMSEA>0.10
NFI	0.95≤NFI≤1.00	0.90≤NFI<0.95	NFI<0.90
IFI	0.95≤IFI≤1.00	0.90≤IFI<0.95	IFI<0.90
NNFI-TLI	0.97≤NNFI≤1.00	0.95≤NNFI<0.97	NNFI<0.95
CFI	0.97≤CFI≤1.00	0.95≤CFI<0.97	CFI<0.95
RMR	0≤RMR<0.05	0.05≤RMR≤0.10	RMR>0.10

2.6.6 – Modelin Modifikasyonu

YEM'nin son aşaması olan model modifikasyonunda (geliştirilmesinde) veri-model uyumunu en iyi yapmak amaçlanmaktadır. Diğer bir ifade ile model modifikasyonu sayesinde en iyi veri-model uyumu bulunmaktadır. Eğer önerilen model için beklenenden kötü uyum ölçütü değerleri elde edilirse, örneklem kovaryans matrisine en uygun modeli bulabilmek için model belirleme çalışmaları gerçekleştirilmelidir (Schumacker & Lomax, 2004).

Model geliştirme çalışmasında, modelin veriyle uyumlu olmamasının başlıca nedeni; model belirleme aşamasında modelin yanlış belirlenmesi olabilir. Böyle bir durumda model tekrar gözden geçirilerek kuramsal bilgiler yardımıyla yeni bir model önerilmelidir (Bollen, 1989a).

Model geliştirme çalışmasının diğer bir aşamasında ise, model de anlamlı olmayan parametrelerin modelden çıkarılmasına veya modele eklenmesi anlamlı olacak parametrelerin modele eklenmesine karar verilmektedir. Bir parametreyi modelden çıkarmak için kullanılan en yaygın işlemler; t istatistik değerini t tablo değeri ile karşılaştırmak ve Wald istatistiği kullanmaktır. Bir parametreyi modele eklemek için kullanılan en yaygın işlemler; en yüksek modifikasyon indeksi (Modification Index-MI) değerini seçmek, en yüksek parametre değişim istatistiğini (Expected Parameter Change-EPC) seçmek, Lagrange çarpanları (Lagrange Multiplier-LM) istatistiğini kullanmaktır. Bu modifikasyonlar daha çok hata matrisleri temeline dayanarak modelde orijinalde görülmeyen, ancak eklenmesi ya da çıkarılması durumunda modele kazandırılacak ki-kare miktarlarını gösterir (Bollen, 1989a; Schumacker & Lomax, 2004; Mulaik, 2009; Byrne, 2010).

Bu modifikasyonların yanı sıra artık matrisi veya standartlaştırılmış artık matrisi de önerilen modelin kovaryans matrisi ile örneklem kovaryans matrisi arasındaki uyuma ilişkin ipuçları vermektedir. Büyük standardize artıklar (α=0,05 için 1.96'dan veya α=0,01 için 2.58'den büyük değerler) model-veri uyumunun iyi olmadığını belirtmektedir (Schumacker & Lomax, 2004).

2.7 – Gizli Büyüme Eğrileri Modelleri

Bu modeller bir fenomenin zaman içindeki değişimini analiz etmektedir. Olayın zaman içindeki büyüme/azalma yapılarını, birimler içi zamansal değişimini ve birimler arası benzerlik/farklılıkları açıklamayı amaçlayan modellerdir (Bayram, 2013). Bu modeller, zamana göre değişen verilerin (longitudinal data) modellenmesinde kullanılmaktadır ve hiyerarşik doğrusal modelleme gibi analiz yöntemleri de gizli büyüme eğrisi modelleri (Latent Growth Curve Model-LGCM) yerine kullanılabilmektedir. LGCM'nin uygulanabilmesi için bazı varsayımlar bulunmaktadır (Byrne, 2010; Kline, 2011).

1- En az üç farklı zamanda ölçülmüş sürekli bağımlı değişken

2- Zaman içinde aynı birimleri ve her değerlendirmede aynı ölçüm yapısına ait skorlar

3- Zamana göre yapılandırılan veri aynı aralıklarla ölçülmelidir.

4- Örneklem büyüklüğü kişi-seviye etkisini belirleyebilmek için yeterince yüksek olmalıdır.

LGC modellerinin temel yapısında "seviye 1" ve "seviye 2" olarak adlandırılan iki destekleyici alt modelin karşılaştırılması vardır. "Seviye 1"; "kişiler içi" regresyon modeli gibi düşünülebilen tek bir bağımlı değişkenin zamanla bireysel değişimini göstermektedir. "Seviye 2" ise "kişiler arası" regresyon modeli gibi düşünülebilen bağımlı değişkenlere ilişkin kişiler arasındaki değişimlerle ilgilenmektedir (Byrne, 2010).

2.8 – Yapılan Çalışmalar

Yapısal eşitlik modellemesine ilişkin farklı alanlarda özellikle sağlık bilimlerinde (tıp, hemşirelik, psikiyatri), ekonomi, sosyal, davranış bilimlerinde (sosyoloji, psikoloji, eğitim, yönetim, pazarlama vb.) ve spor bilimleri alanlarında teorik veya uygulamalı, gerek uluslararası gerekse ulusal literatürde pek çok çalışmaya rastlamak mümkündür. Konu ile ilgili ülkemizde yapılan ve hem ulusal hem de uluslararası literatüre katkıda bulunan bazı simülasyon çalışmaları bulunmaktadır.

Akıncı (2007) tarafından yapılan çalışmada, Yapısal Eşitlik Modellemesini (YEM) tanıtarak, en iyi modeli belirlemede kullanılan uyum kriterlerinden, Akaike-tipi Bilgi Kriterleri (AIC-tipi kriterler) ile Bilgi Karmaşıklığı-tipi Kriterlerinin (ICOMP-tipi kriterler) YEM'deki performansları bir simülasyon (benzetim) çalışması ile değerlendirilmiştir. Bu çalışmada, Haughton, Oud & Jansen (1997) çalışmasında yer alan 3 gizli değişkenli ölçüm modeli ile simülasyon yapılmış olup örneklem büyüklükleri 100, 400, 1000 ve 4000; tekrar sayısı ise 500 olarak alınmıştır. Bu çalışmanın amacına uygun olarak LISREL 8.54 ve MATLAB yazılım programları kullanılmıştır. YEM'de AIC-tipi ve ICOMP-tipi kriterlerinin karşılaştırılması için yapılan simülasyon çalışması sonucunda elde edilen bulgular bu kriterlerin kendi içlerinde farklılık gösterdiğini işaret etmekte ve bu nedenle AIC-tipi kriterler için tek tip bir yorum, ICOMP-tipi kriterler için de tek tip bir yorum yapmanın mümkün olmadığı ve her bir kriterin farklı şekilde değerlendirilmesi gerektiği vurgulanmıştır. Bunun yanı sıra ölçüm modellerinde, ölçüm hataları arasında fark büyükse veya ölçüm hatası arasında fark küçük fakat örneklem genişliği büyükse en iyi performans gösteren kriterlerin CAIC ve CAICF olduğu, ölçüm modellerinde, ölçüm hataları arasındaki fark küçükse AIC, CAIC, CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin, yanlış belirlenmiş modelleri seçme eğiliminde olduğu fakat örneklem genişliği arttıkça bu eğilimin doğru modeli seçme yönünde değiştiği tespit edilmiştir.

Çerezci'nin 2010 yılındaki çalışmasında, YEM'de model uygunluğunun değerlendirilmesinde kullanılan yöntemlerden biri olan uyum iyiliği indeksleri ele alınmış ve bu indekslerin etkilendiği unsurlar tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla yapılan çalışmada YEM'de kullanılan uyum iyiliği indekslerinin örneklem büyüklüğüne göre, parametre tahmin yöntemleri ile faktör sayılarına göre değişkenliği irdelenmiş ve hangi uyum iyiliği indeksini hangi örneklem büyüklüğünde kullanmanın daha avantajlı olduğu tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu nedenle uyum iyiliği indekslerinin değişkenliği; 100, 300, 500, 1000, 2000 ve 4000 örneklem büyüklüğünde En Çok Olabilirlik (EÇOB-ML), Robust En Çok Olabilirlik (REÇOB-RML), Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (AEKK-WLS) ve Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler (UEKK-ULS) parametre tahmin yöntemleriyle elde edilen yapısal model ve ölçme modelleri üzerinde incelenmiştir. Simülasyon çalışmasında 1, 2, 3, 4, 5, 10 faktörlü ölçme modelleri ve bir yapısal model üzerinde çalışılmıştır. Çalışmada SPSS'te üretilen veriler Lisrell 8.53'e aktarılarak ölçme modelleri ve yapısal model analiz edilmiştir. 1000 kez tekrarlanan simülasyon çalışması ile uyum iyiliği indekslerinin farklı örneklem büyüklüğünde ve farklı yöntemlerde aldığı değerler hesaplanmış, raporlama ise 1000 kez tekrarlanan simülasyon sonucu elde edilen değerlerin ortalaması alınarak yapılmıştır. Çalışmada NNFI, PGFI ve CFI indekslerinin sadece faktör sayısından etkilendiği, örneklem büyüklüğünden ve parametre tahmin yönteminden etkilenmediği ve NNFI, PGFI ve CFI indeks değerlerinin 300'den yüksek örneklem

büyüklüklerinde hep aynı değeri aldığı, indeks değerlerinin sabitlendiği tespit edilmiştir. Bu nedenle bu indeksleri kullanmak isteyen araştırmacıların 300 örneklem büyüklüğü ile çalışmalarının gerekli ve yeterli olduğu önerilmiştir. GFI ve AGFI indekslerinin hem parametre tahmin yönteminden hem de faktör sayısından etkilendiği, ancak örneklem büyüklüğünden etkilenmediği; GFI ve AGFI indeksleri bütün parametre tahmin yöntemlerinde 500'den yüksek örneklem büyüklüklerinde belli bir sabit değere ulaştığı tespit edilmiştir. Bu nedenle araştırmacılara bu indeksler için 500 örneklem büyüklüğünde çalışmalarının yeterli olduğu söylenmiştir. AIC, CAIC ve ECVI indekslerinin hem örneklem büyüklüğünden hem de faktör sayısından etkilendiği, parametre tahmin yönteminden etkilenmediği tespit edilmiştir. AIC, CAIC ve ECVI indekslerinin örneklem büyüklüğüne göre büyük değişim gösterdiği için bu indekslerin sadece betimsel bir ölçü olduğu, anlamlılık testi olmadığı bu nedenle sabit örneklem büyüklüğünde oluşturulan modeller içinde en iyi modelin saptanması için kullanılması önerilmiştir. Çalışma sırasında NFI ve PNFI indekslerinin hem örneklem büyüklüğünden hem de parametre tahmin yönteminden etkilendiği, faktör sayısından etkilenmediği; NFI indeksi örneklem büyüklüğüne bağlı olarak değiştiği ve bu nedenle bu indeksin model uyumunu değerlendirmede iyi bir gösterge olmadığı görülmüştür. RMSEA, RMR ve IFI indekslerinin ise; yukarıda ifade edilen NNFI, GFI, AGFI, GFI, IFI, PNFI, NFI, AIC, CAIC, ECVI ve ki-kare uyum iyiliği indeksinin tersine, parametre tahmin yönteminden, örneklem büyüklüğünden ve faktör sayısından etkilenmediği görülmektedir. RMR ve IFI indeksinin bütün parametre tahmin yöntemlerinde 300'den fazla örneklem büyüklüklerinde; RMSEA indeksinin ise 100'den fazla örneklem büyüklüklerinde sabit bir değere ulaştığı tespit edilmiştir. Bu çalışma sonucunda ise araştırmacılara RMSEA, RMR ve IFI indeksleri önerilmiştir.

Arslan (2011), ordinal değişkenli yapısal eşitlik modellerinde kullanılan parametre tahmin yöntemlerinden ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS) ve robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLSMV) yöntemlerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Bu amaçla, literatürde WLS ve WLSMV yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmalarda ordinal değişkenlere ilişkin eşik değerler genellikle normal dağılımdan hesaplanmış olmasına rağmen ordinal değişkenlere ait eşik değerleri konum parametresi 0, ölçek parametresi 1 olan farklı şekil parametrelerine sahip Weibull dağılımları kullanılmıştır. Monte Carlo simülasyonu dizayn edilirken iki farklı parametre tahmin yöntemi (WLS ve WLSMV), dört farklı örneklem büyüklüğü (150, 300, 600, 1200), üç farklı şekil parametresi (1,5–3,4–5) kullanılmış ve analizler Mplus ve EQS programları yardımıyla yapılmıştır. Analiz sonucunda parametre tahmin yöntemlerinden WLSMV yönteminin örneklem büyüklüğü ve farklı şekil parametresi dikkate alındığında WLS yöntemine göre daha etkin sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Cangür (2012) tarafından yapılan çalışmada, yapısal eşitlik modellemesinde dışsal gizli değişken sayısına göre oluşturulan iki farklı model (iki dışsal gizli değişkenli ve üç dışsal gizli değişkenli) göz önüne alınarak çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı durumlarda Maksimum Olabilirlik Tahmini, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler, Asimtotik Olarak Dağılımdan Bağımsız ve SB_χ^2 (Satorra-Bentler Ölçekli Ki-Kare) teknikleri ve sağlanmadığı durumlarda ADF ve SB_χ^2 teknikleri ile elde edilen χ^2/sd (Ki-Kare / Serbestlik Derecesi) oranı, SRMR, RMSEA, TLI ve CFI model uyum indekslerini etkileyen "tahmin tekniği" ve "örneklem büyüklüğü" etmenlerinin etkilerini simülasyon yaparak araştırmak ve bu etmenlerin uyum indeksleri üzerindeki etkileri doğrultusunda model uyum indekslerini karşılaştırmak amaçlanmıştır. Simülasyon çalışmasında, belirlenen her bir dağılımsal koşul için örneklem büyüklüğü 100, 500 ve 1000 birim olarak alınmış ve yineleme sayısı ise 100 olarak belirlenmiş olup simülasyon çalışması, açık kaynak kodlu R programlama dilinde MSBVAR, mvShapiroTest, QRMlib ve lavaan paketleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, çok değişkenli normal dağılım koşulunda χ^2/sd indeksinin, ML ve SB_χ^2 tekniklerinden, RMSEA ve CFI indekslerinin ise ML, GLS ve SB_χ^2 tekniklerinden etkilenmedikleri saptanmıştır. TLI indeksinin, ML ve SB_χ^2 tekniklerine duyarlı olmadığı ancak SRMR indeksinin tüm tahmin tekniklerinden etkilendiği belirlenmiştir. Yüksek örneklem büyüklükleri ile çalışılması durumunda; χ^2/sd, RMSEA ve CFI indekslerinin örnek büyüklüğünden bağımsız oldukları, ancak SRMR ve TLI indekslerinin bağımlı oldukları belirlenmiştir. Çok değişkenli normal olmayan dağılım koşullarında ise model uyum indekslerinin ADF ve SB_χ^2 tahmin teknikleri ve örneklem büyüklüğünden etkilenmeleri nedeniyle farklı davranışlar gösterdiği, bu nedenle bahsedilen etmenlerden en az etkilenen χ^2/sd indeksinin tercih edilmesi önerilmiştir.

Can (2012) tarafından yapılan çalışmanın amacı, Monte Carlo simülasyonu kullanılarak, grup içi ve gruplar arası düzeylerde değişen çoklu bağlantısallığın ve sınıf içi korelasyon katsayısının, iki düzeyli yapısal eşitlik modellerindeki yakınsama oranı, kabul edilemez çözüm oranı, model uyumu, parametre tahmin yanlılığı ve standart hata yanlılığı üzerindeki etkisinin incelenmesidir. Simülasyonlar örneklem kovaryans matrislerini elde edebilmek için belirlenen popülasyon parametre değerleri kullanılarak Mplus 6.1 programında yer alan Monte Carlo simülasyonu özelliği yardımıyla yapılmıştır. Her bir deneysel koşul için gözlem sayısı 5000, replikasyon sayısı ise 1000 olarak belirlenmiştir. Çalışmanın bulguları genel olarak değerlendirildiğinde, çoklu bağlantısallık ister grup içi düzeyde ister gruplar arasında değişsin, grup içi düzey parametreleri ve standart hatalarına ilişkin herhangi bir yanlılık bulunmadığı, bu durumun da grup içi düzeyde örneklem büyüklüğünün oldukça geniş olmasından kaynaklanabileceği tespit edilmiştir. Ayrıca gruplar arası kovaryans matrisinin aynı zamanda grup içi kovaryans

matrisinden de elde edilmesine bağlı olarak grup içi düzeyde değişimlenen çoklu bağlantısallığın etkilerinin gruplar arası düzeyde görüldüğü düşünülmektedir.

Şen (2013) çalışmasında; model belirlemesi, örneklem büyüklüğü ve tahmin yönteminin uyum ölçütlerine etkisini ve ayrıca bu faktörlerin ikili ve üçlü etkileşimlerinin de uyum ölçütleri üzerinde etkili olup olmadığını belirlemek amaçlanmıştır. Bu amaçla çalışmada kullanılan model, Bearden ve diğerleri (1982)'nin çalışmasından alınmış ve çok değişkenli normal dağılımdan türetilmiş veriler kullanılmıştır. Ayrıca model belirlenmesi 3 boyutta (doğru model, az yanlış model ve orta derecede yanlış model), tahmin yöntemleri 3 boyutta (ML, GLS ve ULS) ve 6 farklı örneklem büyüklüğünde (50, 100, 200, 400, 800 ve 1600) ele alınmış, replikasyon sayısı 200, iterasyon sayısı ise 25 olarak belirlenmiştir. Analizler ise EQS programı yardımıyla yapılmıştır. Araştırma sonucunda, örneklem büyüklüğü ve tahmin yönteminin tüm uyum ölçütlerini etkilediği, model belirlemesinin ise sadece χ^2, GFI, AGFI, NFI, RMR ve SRMR uyum ölçütlerini etkilemediği gözlenmiştir. Örneklem büyüklüğüne en duyarlı uyum ölçütlerinin GFI, AGFI ve NFI olduğu; IFI, MFI ve NNFI ve CFI'nın ise örneklem büyüklüğünden daha az etkilendiği belirlenmiştir. NFI uyum ölçütünün ise, model doğru model olsa bile, örneklem büyüklüğü küçük olduğunda küçük değerlere sahip olduğu gözlenmiştir.

3- GEREÇ VE YÖNTEMLER

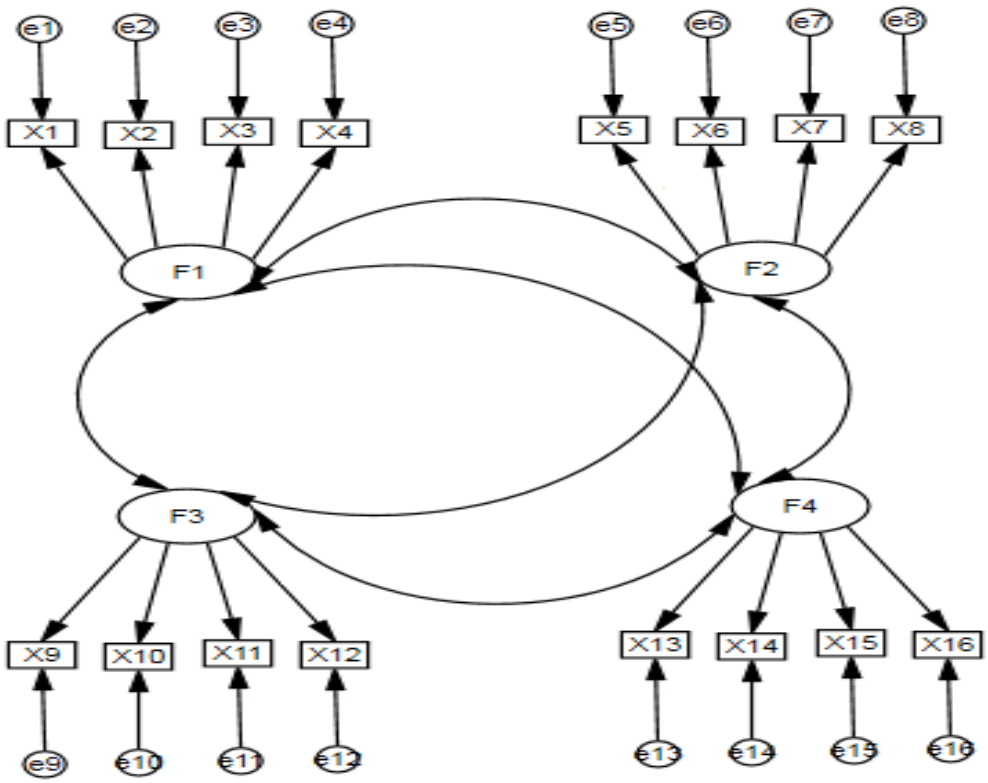
3.1 – Araştırmanın Amacı

Bu araştırmanın temel amacı, farklı veri yapısı ve örneklem büyüklüklerinde yapısal eşitlik modellemesinin geçerlik ve güvenirliğinin değerlendirilmesidir. Bu amaç çerçevesinde, çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı durumlarda ML parametre tahmin yöntemi kullanılarak 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000 ve 5000 birimlik örneklem büyüklüklerinde oluşturulan yapısal eşitlik modellemesine ilişkin model uyum ölçütleri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

3.2 – Simülasyon Çalışması

3.2.1 – Kullanılan Model

Simülasyon çalışmasında kullanılan 4 gizli değişkenli (faktörlü) ve her bir gizli değişkeni açıkladığı düşünülen 4 gözlenen değişkenli model Şekil 3.1'de verilmiştir (Özdamar, 2015).



Şekil 3.1: Simülasyon çalışmasında kullanılan model

Simülasyon çalışmasında kullanılan modelde yer alan gözlenen değişkenlere (X_1, X_2, X_3, …, X_{16}) ilişkin ortalama vektörü ve kovaryans matrisi aşağıda verilmiştir.

$$\mu = (\bar{X}_1 \quad \bar{X}_2 \quad \bar{X}_3 \quad \bar{X}_4 \quad \bar{X}_5 \quad \bar{X}_6 \quad \bar{X}_7 \quad \bar{X}_8 \quad \bar{X}_9 \quad \bar{X}_{10} \quad \bar{X}_{11} \quad \bar{X}_{12} \quad \bar{X}_{13} \quad \bar{X}_{14} \quad \bar{X}_{15} \quad \bar{X}_{16})$$
$$= (5.5 \quad 5.8 \quad 6.0 \quad 6.2 \quad 6.0 \quad 6.2 \quad 5.8 \quad 5.6 \quad 5.6 \quad 6.1 \quad 6.3 \quad 6.0 \quad 4.3 \quad 4.6 \quad 5.0 \quad 4.8)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix}
3.20 & 1.58 & 1.60 & 1.66 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
1.58 & 3.98 & 1.66 & 1.62 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
1.60 & 1.70 & 4.04 & 1.65 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
1.66 & 1.62 & 1.65 & 4.56 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 3.00 & 1.66 & 1.70 & 1.68 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.66 & 3.50 & 1.75 & 1.65 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.70 & 1.75 & 3.80 & 1.60 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.68 & 1.65 & 1.60 & 4.08 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 2.88 & 1.57 & 1.65 & 1.62 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.57 & 3.22 & 1.60 & 1.64 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.65 & 1.60 & 3.46 & 1.66 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.62 & 1.64 & 1.66 & 3.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 2.88 & 2.67 & 2.74 & 2.70 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 2.67 & 3.15 & 2.80 & 2.75 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 2.74 & 2.80 & 3.25 & 2.66 \\
0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 2.70 & 2.75 & 2.66 & 3.00
\end{bmatrix}$$

3.2.2 – Kullanılan Program

Simülasyon çalışması, SAS 9.3 programında PROC IML ve PROC CALIS prosedürleri (EK-1, EK-2, EK-3) kullanılarak gerçekleştirilmiş olup simülasyon sonucunda elde edilen uyum ölçütleri değerlerinin şekilleri (grafikleri) Microsoft Excel programı kullanılarak çizilmiştir. PROC CALIS algoritması parametre tahminleri için Levmar Optimizasyon yöntemini kullanmaktadır.

3.2.3 – Dağılım Koşulu

Kurulan modelde yer alan gözlenen değişkenler için veriler, belirlenen ortalama vektör ve kovaryans matrisi dikkate alınarak çok değişkenli normal dağılımdan türetilmiştir.

3.2.4 – Kullanılan Parametre Tahmin Yöntemi

Yapısal eşitlik modellemesinde yaygın olarak; En Çok Olabilirlik, Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler, Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız ve Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada, parametre tahminleri için çok değişkenli normal dağılım gösteren verilerde ML yöntemi kullanılmıştır.

3.2.5 – Örneklem Büyüklükleri

Simülasyon çalışmasında, belirlenen dağılımsal koşullar için örneklem büyüklüğü (n) 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000 ve 5000 birim olarak alınmış, replikasyon sayısı 1000 ve iterasyon sayısı ise 50 olarak belirlenmiştir.

3.2.6 – Karşılaştırmada Kullanılan Model Uyum Ölçütleri

Örneklem büyüklüğünün ve veri yapısının model uyum ölçütleri (Goodness of Fit Statistics) üzerindeki etkisini incelemek amacıyla gerçekleştirilen bu çalışmada; AGFI, GFI, CFI, NFI, NNFI, IFI, RMSEA ve RMR uyum ölçütleri dikkate alınmıştır.

3.2.7 – Simülasyon Aşamaları

Bölüm 3.2.1'de verilmiş olan ortalama vektörü ve kovaryans matrisi yardımıyla çok değişkenli normal dağılımdan n=5000 örneklem büyüklüğünde bir veri seti türetilmiş, türetilen bu veri setinin kovaryans matrisi hesaplanmıştır. Bu işlemin tercih edilme sebebi, bir sonraki adımda kullanılacak olan kovaryans matrisinin singular matris (tekil matris-determinantı sıfır olan matris) olması durumunun engellenmesidir.

Hesaplanan kovaryans matrisi kullanılarak tekrar çok değişkenli normal dağılımdan n=5000 örneklem büyüklüğünde Şekil 3.1 ile verilen modelin parametre tahminlerini elde etmek üzere veri seti türetilmiştir.

Tahmin edilen parametre değerleri simülasyon başlangıç değerleri olarak kullanılmıştır. Bu parametreler yardımıyla değişkenler arasındaki korelasyon matrisi hesaplanmış ve kurulan modelin model uyum ölçütleri incelenmiştir. Tahmin edilen parametreler değiştirilmeden yapılan simülasyon çalışmasında faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayıları $0.30 \leq r \leq 0.90$ aralığında farklılık göstermektedir. Bu durum "Başlangıç Model" olarak isimlendirilmiştir.

Daha sonra, tahmin edilen parametre değerleri faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayıları $0.10 \leq r < 0.40$, $0.40 \leq r < 0.70$ ve $0.70 \leq r \leq 0.90$ olacak şekilde değiştirilmiştir. Kurulan bu üç farklı modelin model uyum ölçütleri her bir model için ayrı ayrı incelenmiştir.

4- BULGULAR

4.1 –Başlangıç Model İçin Elde Edilen Bulgular

Bu modelde, singular (tekil) olmayan kovaryans matrisi kullanılarak elde edilen parametre tahmin değerleri değiştirilmeden simülasyon çalışması yapılmıştır. Elde edilen parametre tahmin değerlerine göre hesaplanan korelasyon matrisi dikkate alındığında faktör içindeki değişkenlerin kendi aralarındaki korelasyon katsayılarının $0.30 \leq r \leq 0.90$ aralığında değiştiği gözlenmiştir. Başlangıç model için yapılan simülasyon çalışmasından elde edilen bulgulara göre n=50 örneklem büyüklüğünde optimizasyon problemi ve negatif varyans tahmini problemi ile karşılaşılmıştır. Başlangıç parametre değerleri için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü ve oranları Tablo 4.1'de verilmiştir.

Tablo 4.1: İterasyon sayısı 50 ve başlangıç model için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları

Karşılaşılan Hata Türü	Örneklem Büyüklükleri (n)							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Optimizasyon Problemi	%1.6	-	-	-	-	-	-	-
Negatif Varyans Tahmini Problemi	%3.7	-	-	-	-	-	-	-

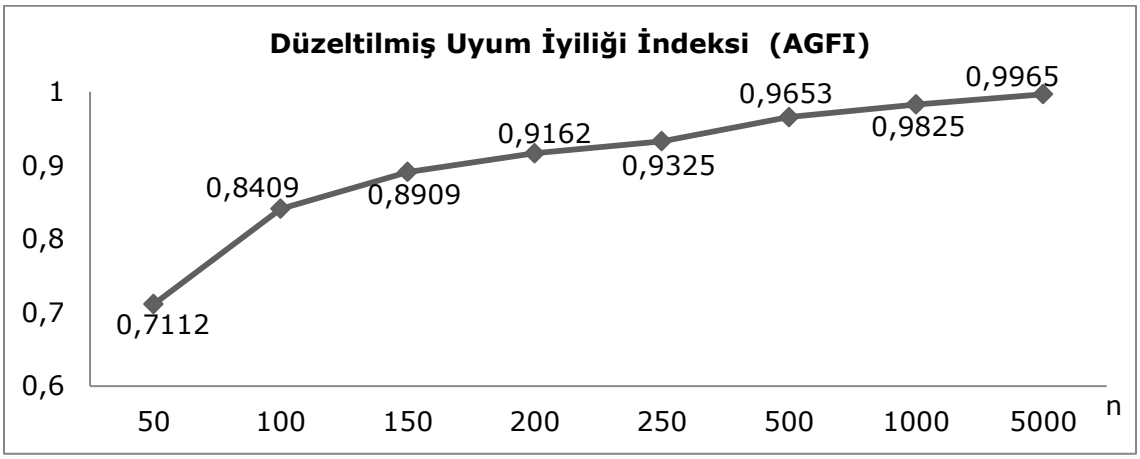
Başlangıç parametre değerleri kullanılarak yapılan simülasyon çalışmasında, çok değişkenli normal dağılımdan türetilen veri setlerine ML parametre tahmin yöntemi uygulanarak elde edilen model uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüklerine göre (50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000, 5000) aldığı değerler Tablo 4.2'de verilmiştir.

Tablo 4.2: Başlangıç model için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri

Uyum İyiliği Ölçütleri		Örneklem Büyüklükleri (n)							
		50	100	150	200	250	500	1000	5000
AGFI	AGFI≥0.85	0.7112	0.8409	**0.8909**	**0.9162**	**0.9325**	**0.9653**	**0.9825**	**0.9965**
GFI	GFI≥0.90	0.8004	0.8900	**0.9246**	**0.9421**	**0.9533**	**0.9760**	**0.9879**	**0.9976**
CFI	CFI≥0.95	**0.9507**	**0.9848**	**0.9915**	**0.9940**	**0.9955**	**0.9979**	**0.9990**	**0.9998**
NFI	NFI≥0.90	0.7879	0.8882	**0.9242**	**0.9423**	**0.9536**	**0.9764**	**0.9881**	**0.9976**
NNFI	NNFI≥0.95	0.9394	**0.9832**	**0.9920**	**0.9943**	**0.9962**	**0.9983**	**0.9993**	**0.9999**
IFI	IFI≥0.90	**0.9553**	**0.9873**	**0.9939**	**0.9956**	**0.9970**	**0.9987**	**0.9994**	**0.9999**
RMSEA	RMSEA≤0.10	**0.0605**	**0.0300**	**0.0212**	**0.0178**	**0.0149**	**0.0102**	**0.0069**	**0.0029**
RMR	RMR≤0.10	0.3111	0.2179	0.1783	0.1543	0.1372	**0.0981**	**0.0689**	**0.0309**

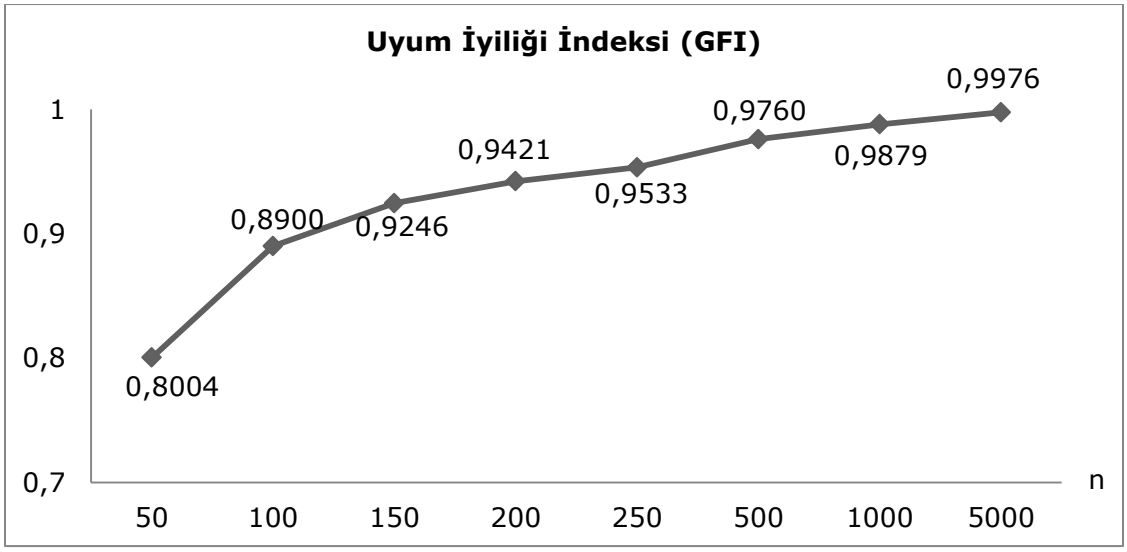
Tablo 4.2 incelendiğinde; örneklem büyüklüğü arttıkça AGFI, NFI ve GFI uyum ölçütü değerleri de artmakta ve bu ölçütler düşük örneklem

büyüklüklerinde model için uyumsuzluk belirtirken örneklem büyüklüğü arttıkça model için ideal uyuma yaklaşmaktadır. CFI ve RMSEA uyum ölçütü değerleri, 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum sınırları içinde değerler alırken örneklem büyüklüğü arttıkça ideal uyum sınırları içindeki değerlere yaklaştığı görülmektedir. IFI uyum ölçütü değerleri, örneklem büyüklüğüyle birlikte artmaktayken model daima ideal uyum göstermektedir. NNFI uyum ölçütü değerleri ise örneklem büyüklüğü arttıkça 1'e yaklaşmakta ve 50 örneklem büyüklüğünde model için uyumsuzluk ifade ederken 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde model için ideal uyum ifade etmektedir. Ayrıca, bu ölçütlerin örneklem büyüklüklerine göre değişimi Şekil 4.1-Şekil 4.8 ile verilmiştir.



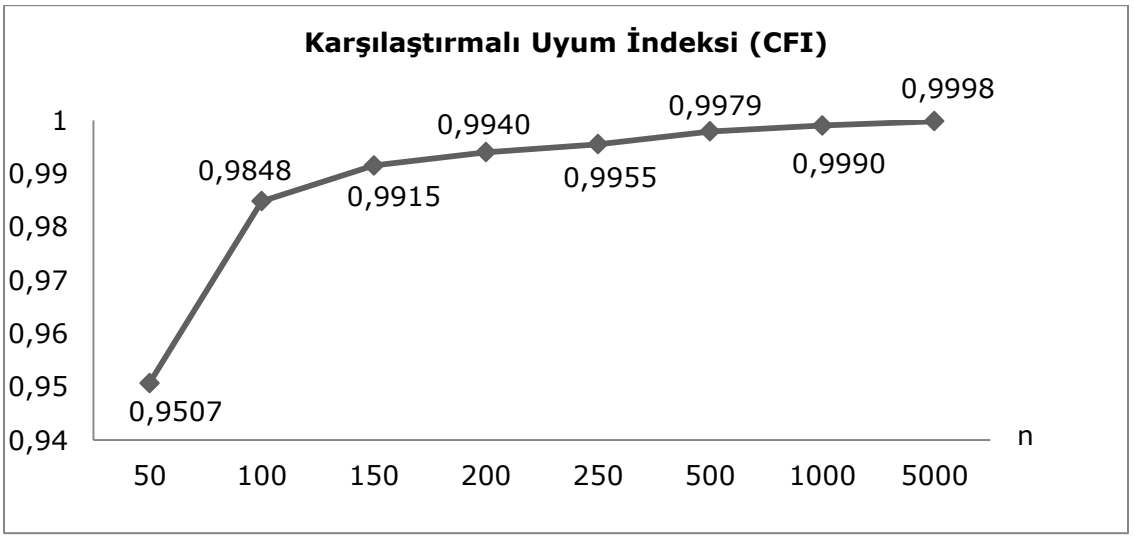
Şekil 4.1: Başlangıç model için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.1 göz önüne alındığında, AGFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken 150 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum ve 200 ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



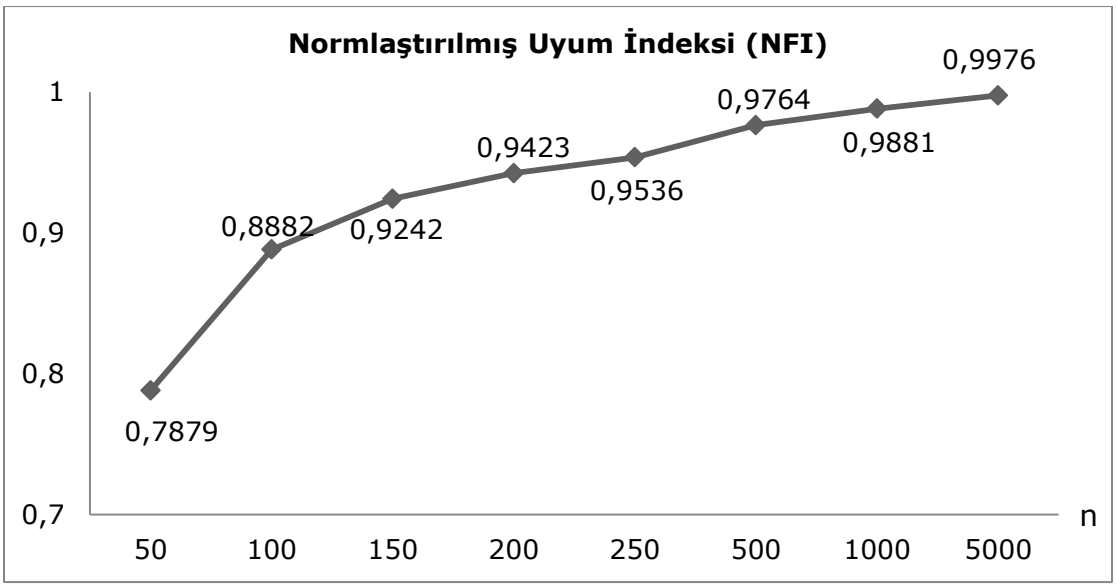
Şekil 4.2: Başlangıç model için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.2'ye göre, GFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken; 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum belirtmektedir.



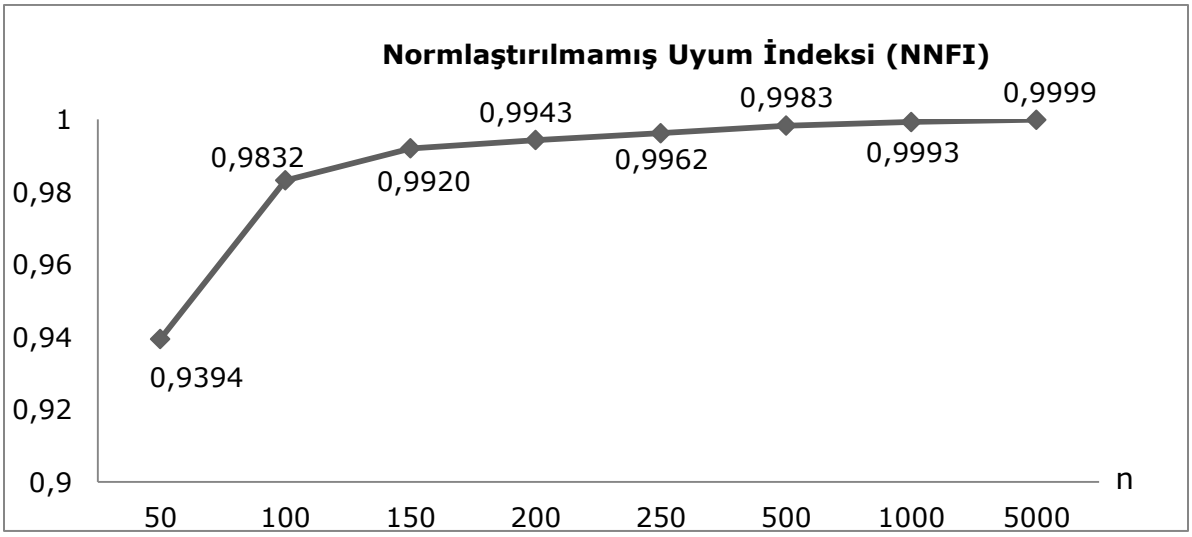
Şekil 4.3: Başlangıç model için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.3'e göre, CFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum ifade etmektedir.



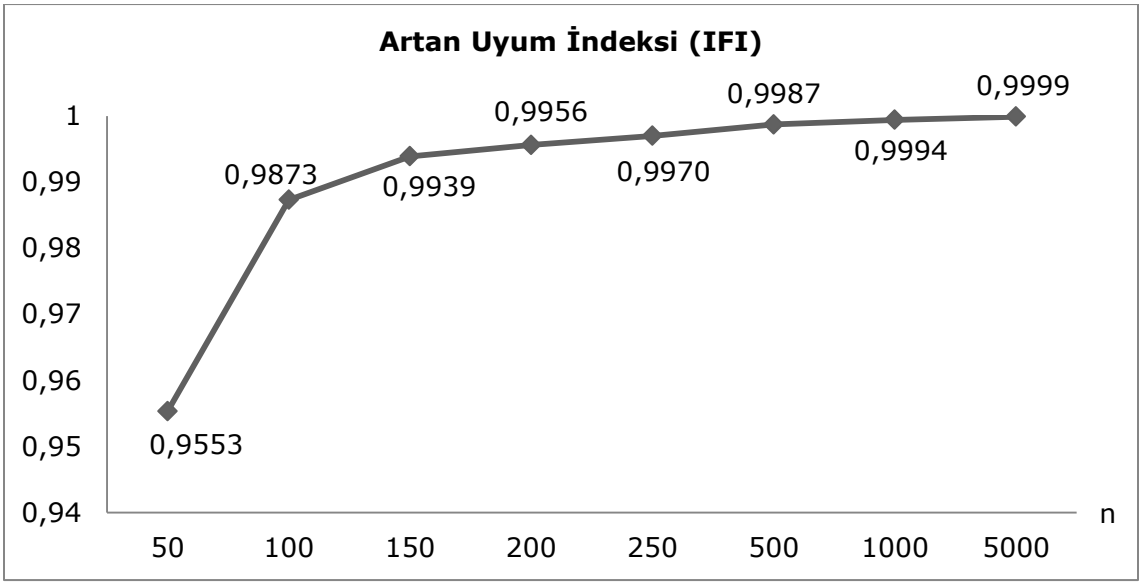
Şekil 4.4: Başlangıç model için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.4'e göre, NFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk şeklinde yorumlanırken, 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum şeklinde yorumlanmaktadır.



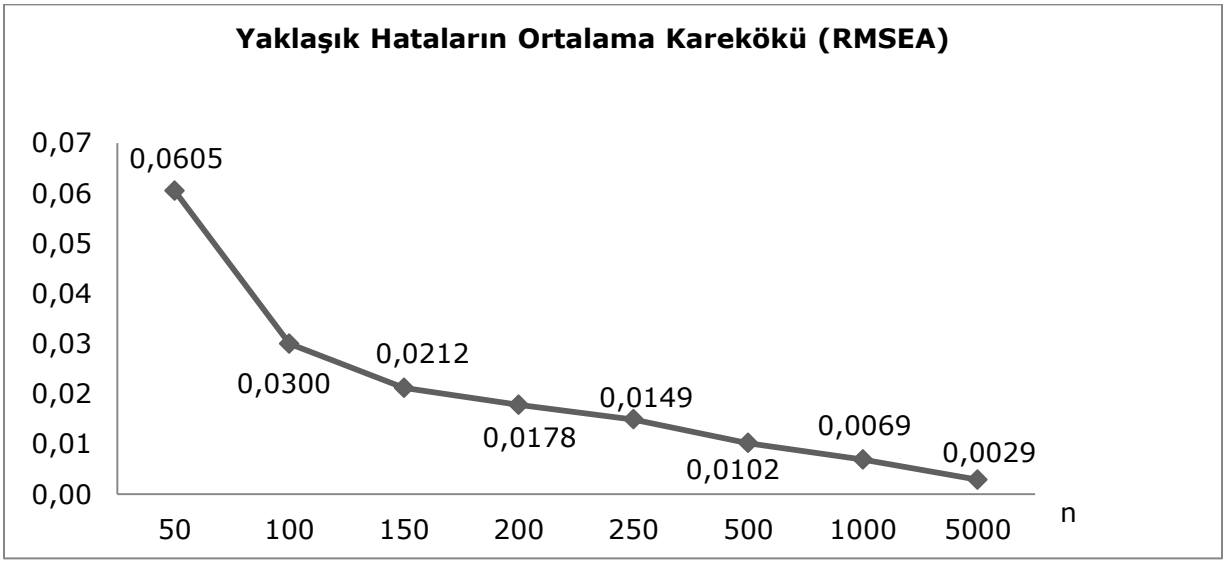
Şekil 4.5: Başlangıç model için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.5 incelendiğinde, NNFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde uyumsuzluk belirtirken, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



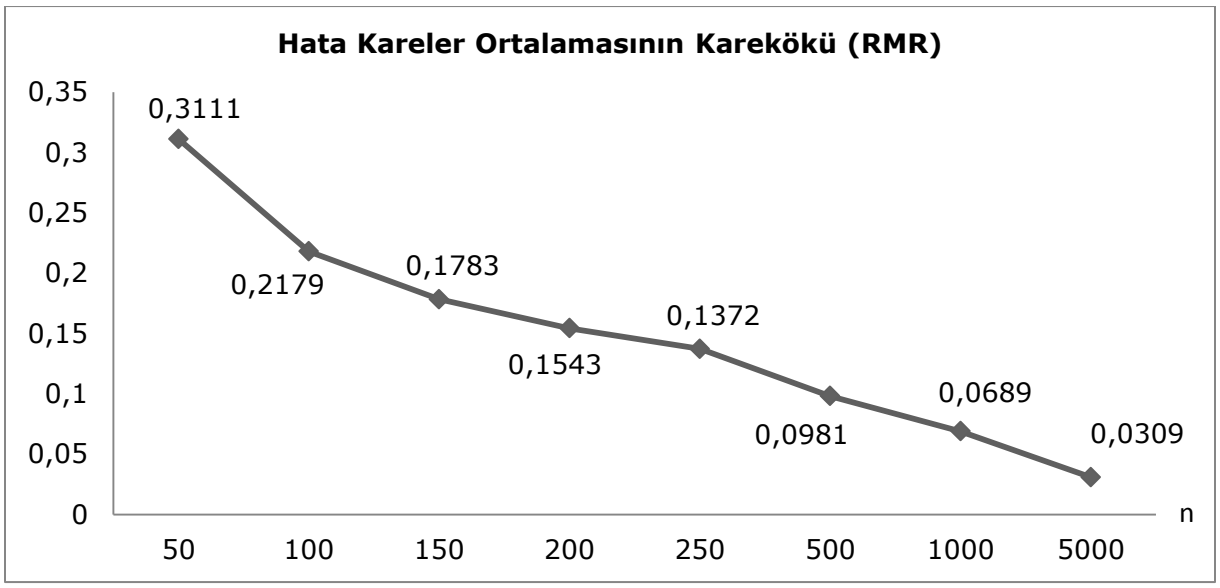
Şekil 4.6: Başlangıç model için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.6 dikkate alındığında, IFI uyum ölçütü değeri kurulan model için bütün örneklem büyüklüklerinde ideal uyum şeklinde yorumlanmaktadır.



Şekil 4.7: Başlangıç model için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.7 göz önüne alındığında, RMSEA uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum sınırları içinde değerler alırken,100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum sınırları içinde değerler almaktadır.



Şekil 4.8: Başlangıç model için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.8'e göre, RMR uyum ölçütü değeri kurulan model için 50, 100, 150, 200, 250 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken; 500 ve 1000 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 5000 örneklem büyüklüğünde ideal uyum belirtmektedir.

4.2 – 0.10≤r<0.40 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular

Bu durumda singular (tekil) olmayan kovaryans matrisi kullanılarak elde edilen parametre tahmin değerleri değiştirilerek faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayıları 0.10≤r<0.40 olacak şekilde simülasyon çalışması yapılmıştır. 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için yapılan simülasyon çalışmasından elde edilen bulgular incelendiğinde (Tablo 4.3) düşük örneklem büyüklüklerinde optimizasyon problemi ve negatif varyans tahmini problemi ile karşılaşılmıştır. Örneklem büyüklüğü 150'nin üzerine çıktığında optimizasyon problemi, örneklem büyüklüğü 250'nin üzerine çıktığında ise negatif varyans tahmini problemi ortadan kalkmıştır.

Tablo 4.3: İterasyon sayısı 50 ve 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığında simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları

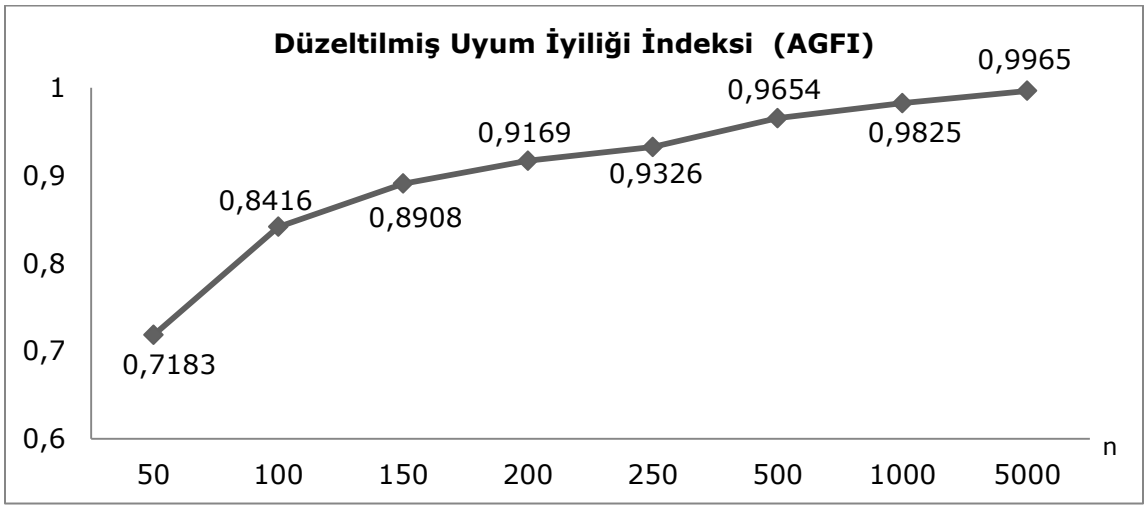
Karşılaşılan Hata Türü	Örneklem Büyüklükleri (n)							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Optimizasyon Problemi	%56	%10.7	%2	-	-	-	-	-
Negatif Varyans Tahmini Problemi	%24	%20.0	%8	%3.3	%1.3	-	-	-

0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için çok değişkenli normal dağılımdan örneklem büyüklüğü 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000, 5000 olacak şekilde türetilen veri setlerine ML tahmin yöntemi uygulanmış ve simülasyon sonuçları Tablo 4.4'de verilmiştir. Bu sonuçlara göre örneklem büyüklüğü arttıkça AGFI, CFI, NFI, NNFI, IFI, GFI uyum ölçütü değerlerinin de model uyumsuzluğundan model için ideal uyuma doğru değişim gösterdiği tespit edilmiştir. Bunun yanı sıra RMSEA uyum ölçütü değeri ise örneklem büyüklüğünün artmasıyla azalmakta iken 50 örneklem büyüklüğünde model kabul edilebilir uyum sınırları içinde, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde model ideal uyum sınırları içindedir.

Tablo 4.4: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri

Uyum İyiliği Ölçütleri		Örneklem Büyüklükleri (n)							
		50	100	150	200	250	500	1000	5000
AGFI	AGFI≥0.85	0.7183	0.8416	**0.8908**	**0.9169**	**0.9326**	**0.9654**	**0.9825**	**0.9965**
GFI	GFI≥0.90	0.8053	0.8905	**0.9246**	**0.9426**	**0.9534**	**0.9761**	**0.9879**	**0.9976**
CFI	CFI≥0.95	0.8181	0.9231	**0.9551**	**0.9695**	**0.9758**	**0.9887**	**0.9943**	**0.9990**
NFI	NFI≥0.90	0.4696	0.6175	0.7014	0.7564	0.7940	0.8830	**0.9373**	**0.9868**
NNFI	NNFI≥0.95	0.7940	0.9215	**0.9595**	**0.9737**	**0.9807**	**0.9912**	**0.9959**	**0.9993**
IFI	IFI≥0.90	0.8709	**0.9465**	**0.9713**	**0.9810**	**0.9858**	**0.9934**	**0.9968**	**0.9995**
RMSEA	RMSEA≤0.10	**0.0538**	**0.0301**	**0.0213**	**0.0170**	**0.0148**	**0.0097**	**0.0069**	**0.0028**
RMR	RMR≤0.10	0.2695	0.1919	0.1559	0.1345	0.1202	**0.0852**	**0.0604**	**0.0270**

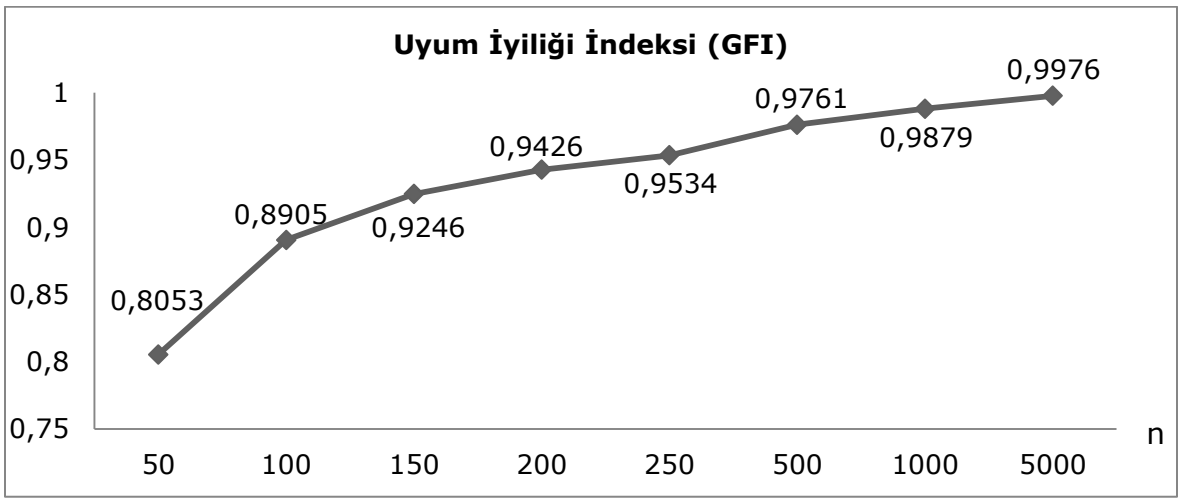
Bu uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi Şekil 4.9-Şekil 4.16'da verilmiştir.



Şekil 4.9: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

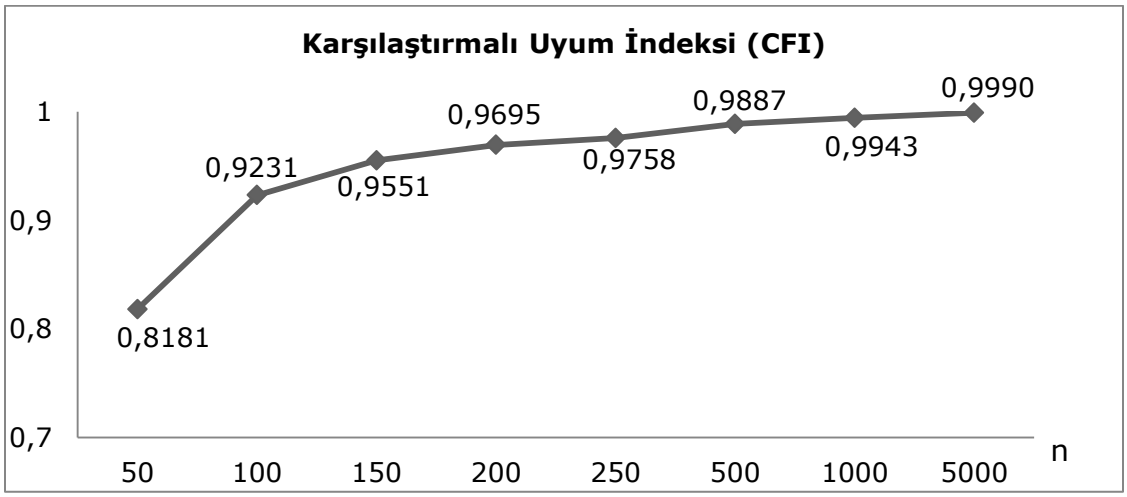
Şekil 4.9'a göre, AGFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken 150 örneklem

büyüklüğünde kabul edilebilir uyum ve 200 ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



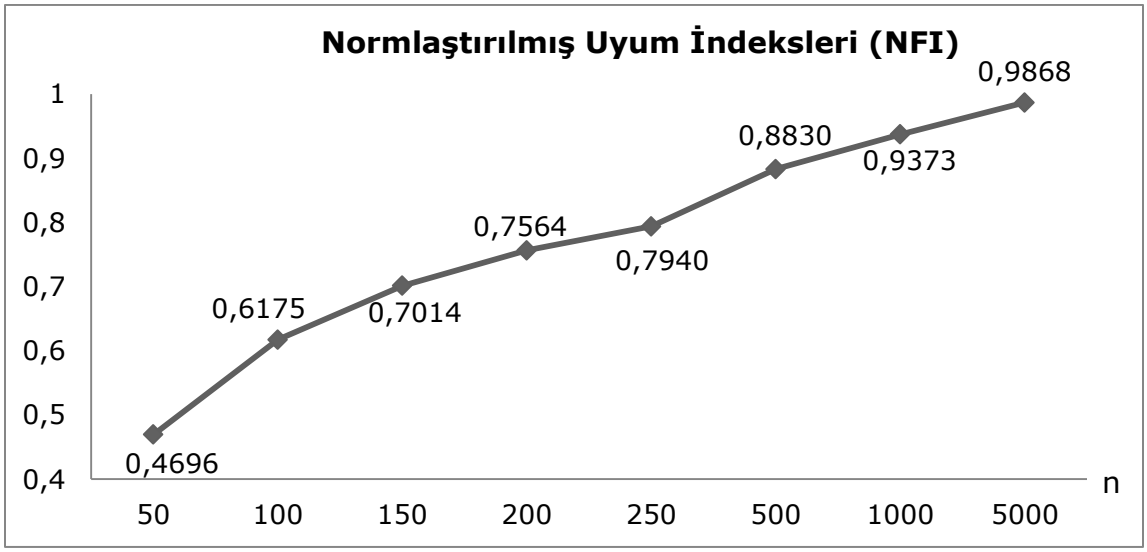
Şekil 4.10: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.10 göz önüne alındığında, GFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk ifade ederken; 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum ifade etmektedir.



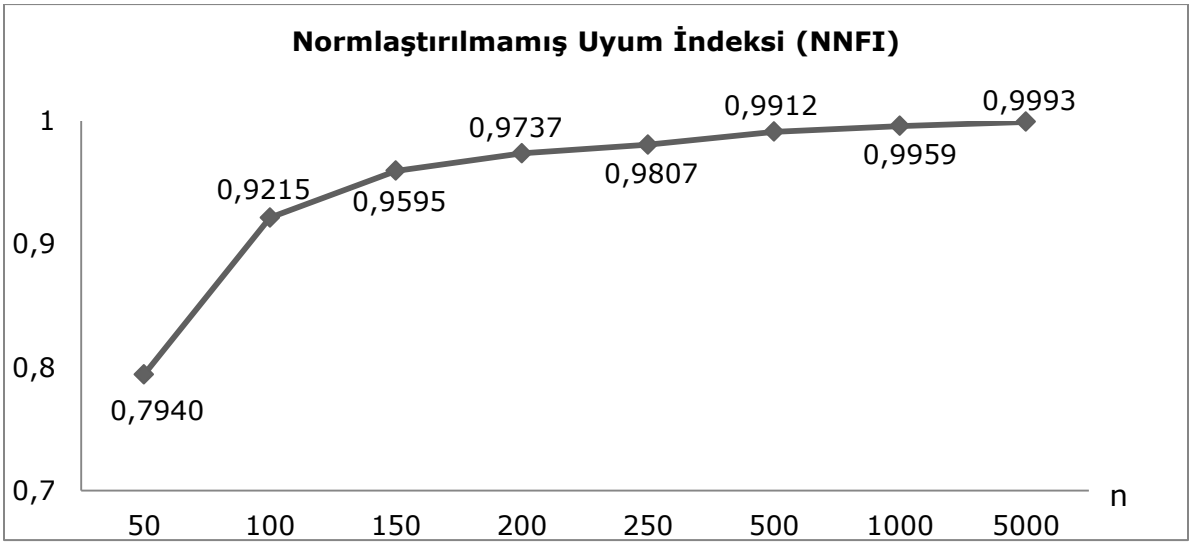
Şekil 4.11: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.11 dikkate alındığında, CFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk gösterirken, 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum göstermektedir.



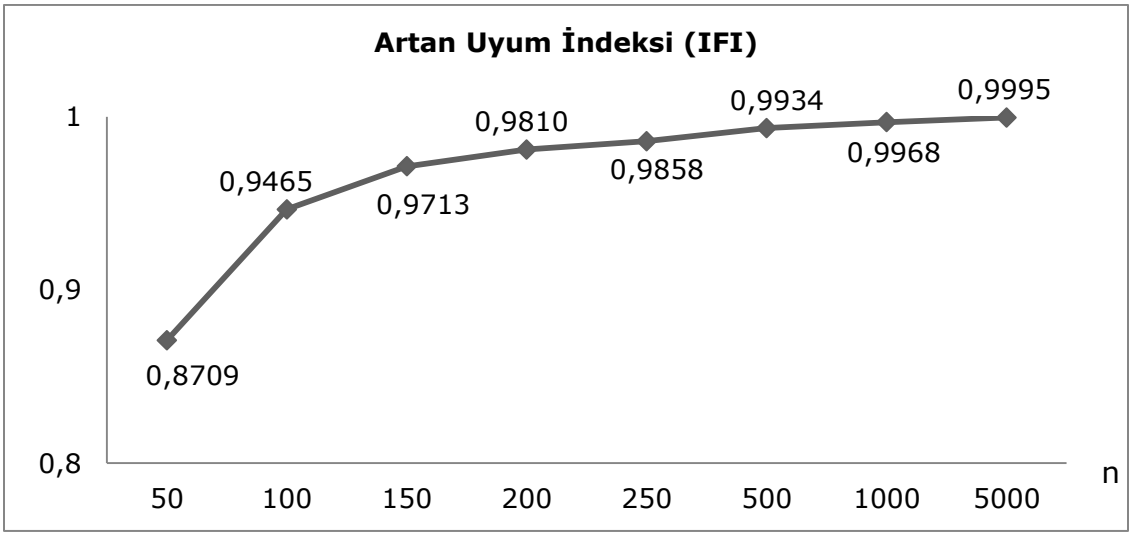
Şekil 4.12: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.12'ye göre, NFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50, 100, 150, 200, 250 ve 500 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken 1000 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 5000 örneklem büyüklüğünde ise ideal uyum belirtmektedir.



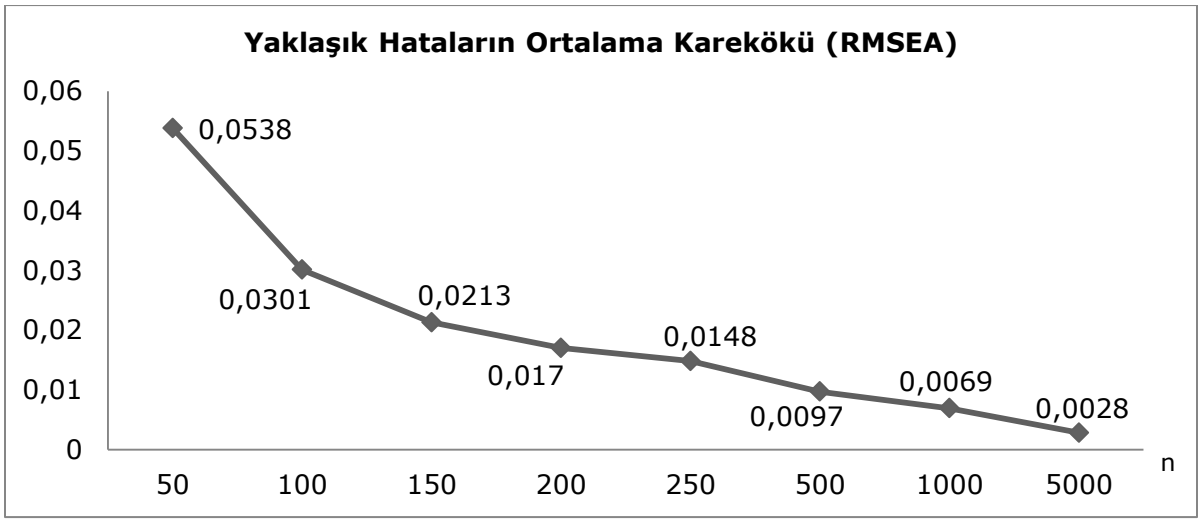
Şekil 4.13: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.13 incelendiğinde, NNFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk gösterirken, 150 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 200 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum göstermektedir.



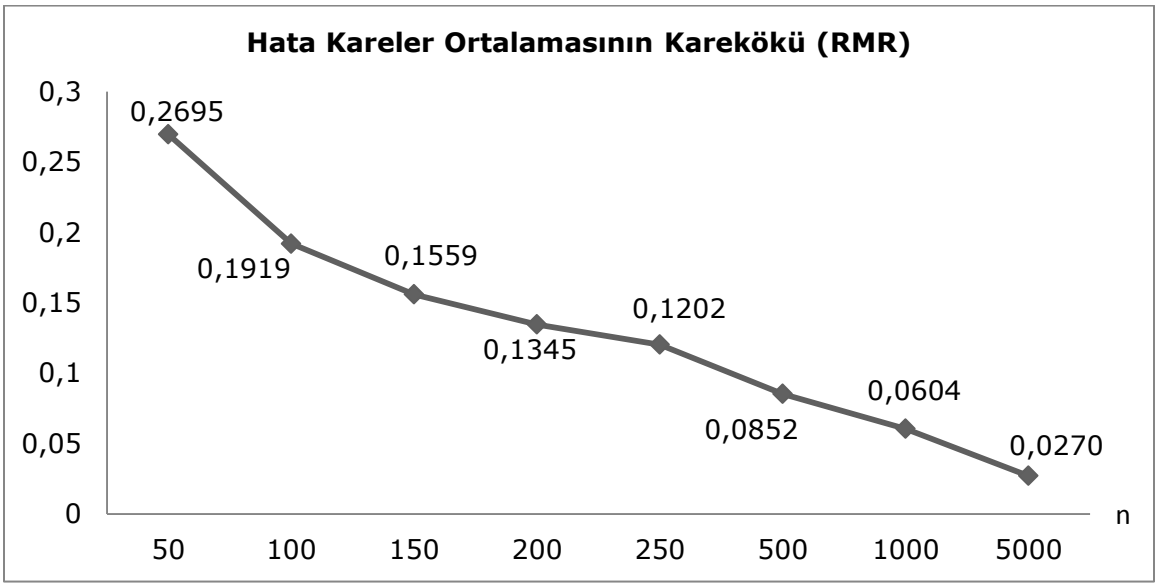
Şekil 4.14: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.14'e göre, IFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde uyumsuzluk gösterirken; 100 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 150 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum göstermektedir.



Şekil 4.15: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.15'e göre, RMSEA uyum ölçütü değeri yorumlandığında kurulan model 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum gösterirken diğer örneklem büyüklüklerinde ideal uyum göstermektedir.



Şekil 4.16: 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.16'ya göre, RMR değeri için 50, 100, 150, 200 ve 250 örneklem büyüklüklerinde model uyumsuzluk gösterirken; 500 ve 1000 örneklem büyüklüklerinde model kabul edilebilir uyum, 5000 örneklem büyüklüğünde ise model ideal uyum göstermektedir.

4.3 – 0.40≤r<0.70 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular

Bu durumda singular (tekil) olmayan kovaryans matrisi kullanılarak elde edilen parametre tahmin değerleri değiştirilerek faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayıları 0.40≤r<0.70 olacak şekilde simülasyon çalışması yapılmıştır. 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için simülasyon çalışması sırasında elde edilen problem türleri ve yüzdesi örneklem büyüklüklerine göre Tablo 4.5'te verilmiştir. Buna göre, faktör içindeki değişkenlerin kendi aralarındaki korelasyon katsayıları 0.40≤r<0.70 aralığındayken 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde optimizasyon problemi ve negatif varyans tahmini problemi ile karşılaşılmamıştır.

Tablo 4.5: İterasyon sayısı 50 ve 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları

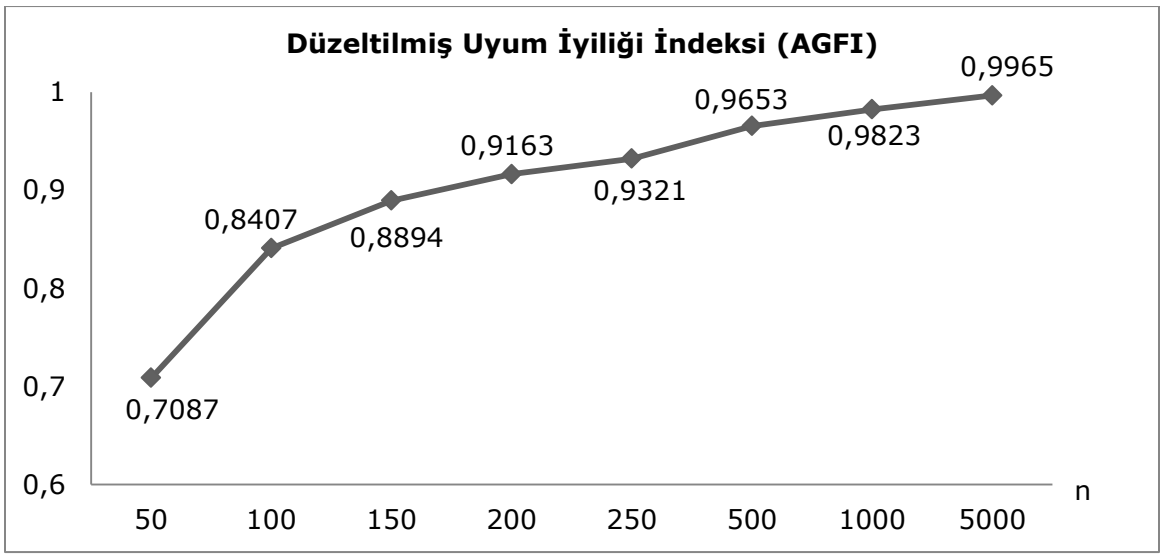
Karşılaşılan Hata Türü	Örneklem Büyüklükleri (n)							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Optimizasyon Problemi	%0.6	-	-	-	-	-	-	-
Negatif Varyans Tahmini Problemi	%3.9	-	-	-	-	-	-	-

0.40≤r<0.70 korelasyon aralığında çok değişkeni normal dağılımdan türetilen veriler için ML parametre tahmin yöntemi kullanılarak yapılan simülasyon çalışması sonuçları örneklem büyüklüklerine göre (50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000, 5000) Tablo 4.6'da verilmiştir. Buna göre örneklem büyüklüğü arttıkça AGFI, NFI ve GFI uyum ölçütü değerlerinin de arttığı ve model uyumsuzluğundan model için ideal uyuma doğru değişim gösterdiği tespit edilmiştir. CFI ve NNFI uyum ölçütü değerleri ise en düşük örneklem büyüklüğünde model için uyumsuzluk belirtirken diğer örneklem büyüklüklerinde model için ideal uyum belirtmektedir. Bunun yanı sıra RMSEA ve IFI uyum ölçütü değerleri örneklem büyüklüğünün artmasıyla beraber değişmekte iken 50 örneklem büyüklüğünde model kabul edilebilir uyum sınırlarında, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde model ideal uyum sınırlarındadır.

Tablo 4.6: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri

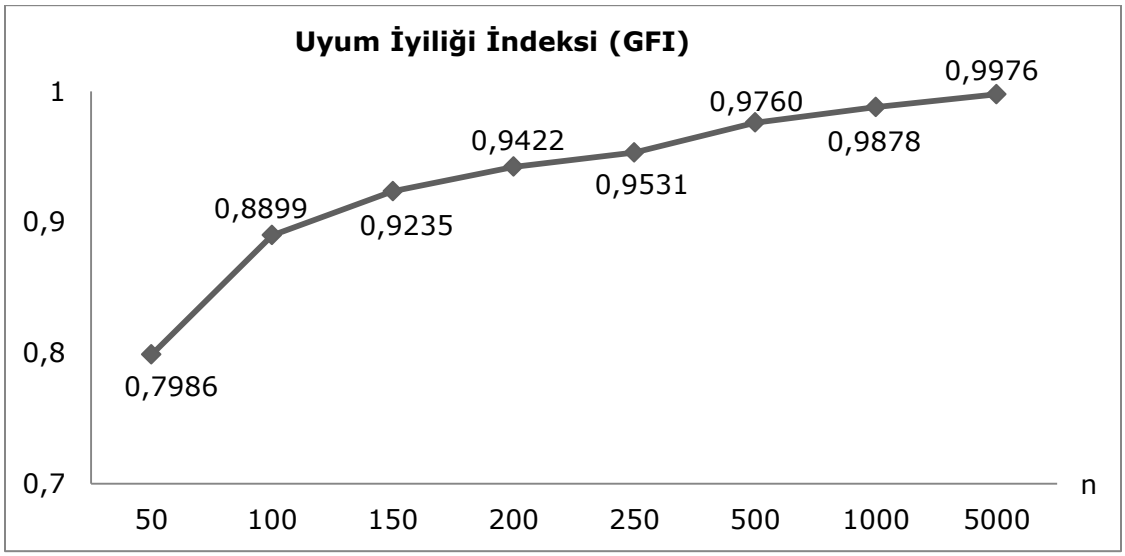
Uyum İyiliği Ölçütleri		Örneklem Büyüklükleri (n)							
		50	100	150	200	250	500	1000	5000
AGFI	AGFI≥0.85	0.7087	0.8407	**0.8894**	**0.9163**	**0.9321**	**0.9653**	**0.9823**	**0.9965**
GFI	GFI≥0.90	0.7986	0.8899	**0.9235**	**0.9422**	**0.9531**	**0.9760**	**0.9878**	**0.9976**
CFI	CFI≥0.95	0.9266	**0.9770**	**0.9863**	**0.9914**	**0.9933**	**0.9969**	**0.9985**	**0.9997**
NFI	NFI≥0.90	0.7231	0.8469	0.8933	**0.9195**	**0.9347**	**0.9665**	**0.9829**	**0.9966**
NNFI	NNFI≥0.95	0.9089	**0.9752**	**0.9860**	**0.9921**	**0.9939**	**0.9976**	**0.9988**	**0.9998**
IFI	IFI≥0.90	**0.9343**	**0.9814**	**0.9893**	**0.9940**	**0.9953**	**0.9981**	**0.9991**	**0.9999**
RMSEA	RMSEA≤0.10	**0.0634**	**0.0307**	**0.0231**	**0.0173**	**0.0153**	**0.0100**	**0.0070**	**0.0029**
RMR	RMR≤0.10	0.2181	0.1531	0.1256	0.1079	**0.0970**	**0.0685**	**0.0484**	**0.0216**

0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için elde edilen uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğüne göre değişimleri Şekil 4.17-Şekil 4.24 arasında verilmiştir.



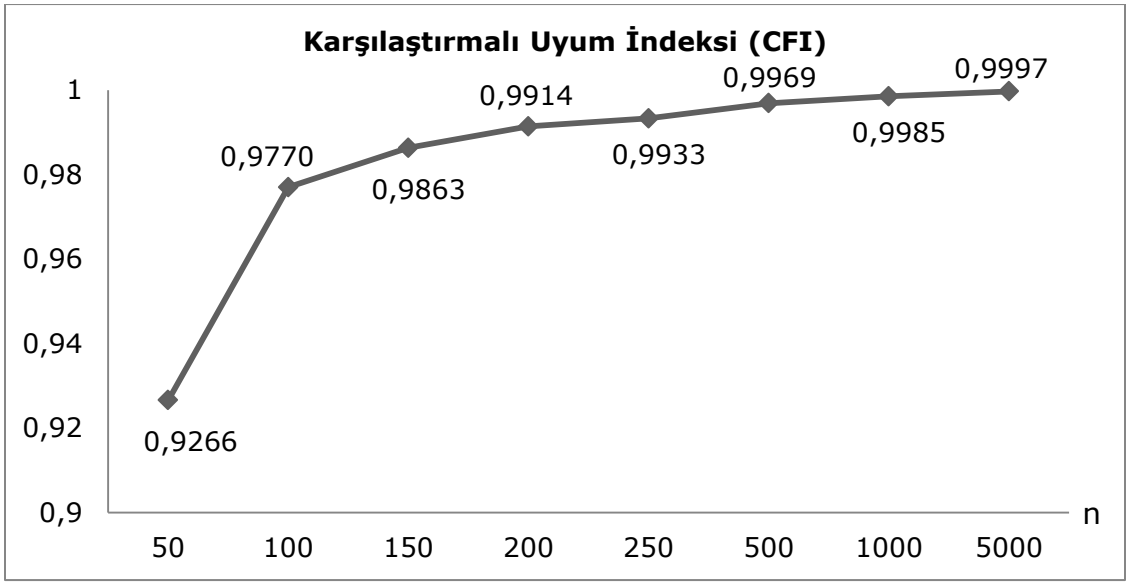
Şekil 4.17: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.17'ye göre, AGFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken 150 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 200 ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



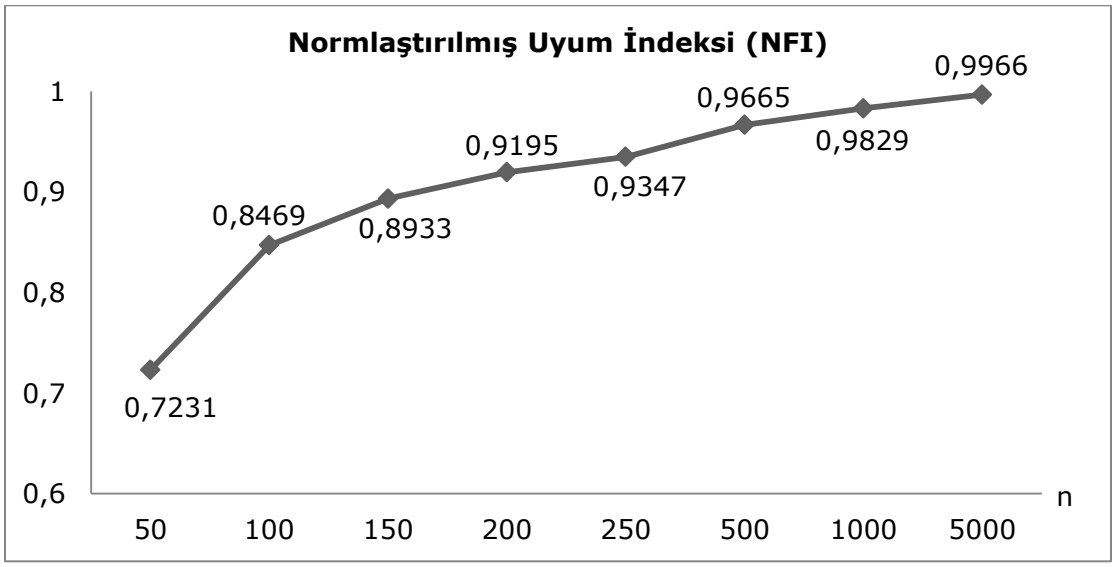
Şekil 4.18: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.18 incelendiğinde, GFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk ifade ederken, 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum ifade etmektedir.



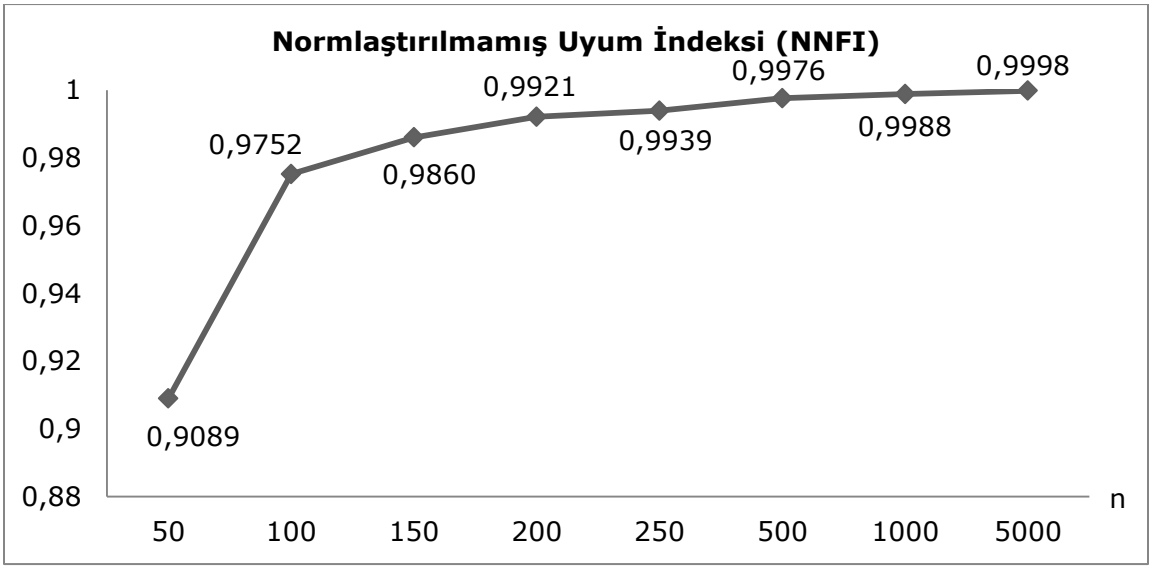
Şekil 4.19: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.19 göz önüne alındığında, CFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde uyumsuzluk ifade ederken, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum ifade etmektedir.



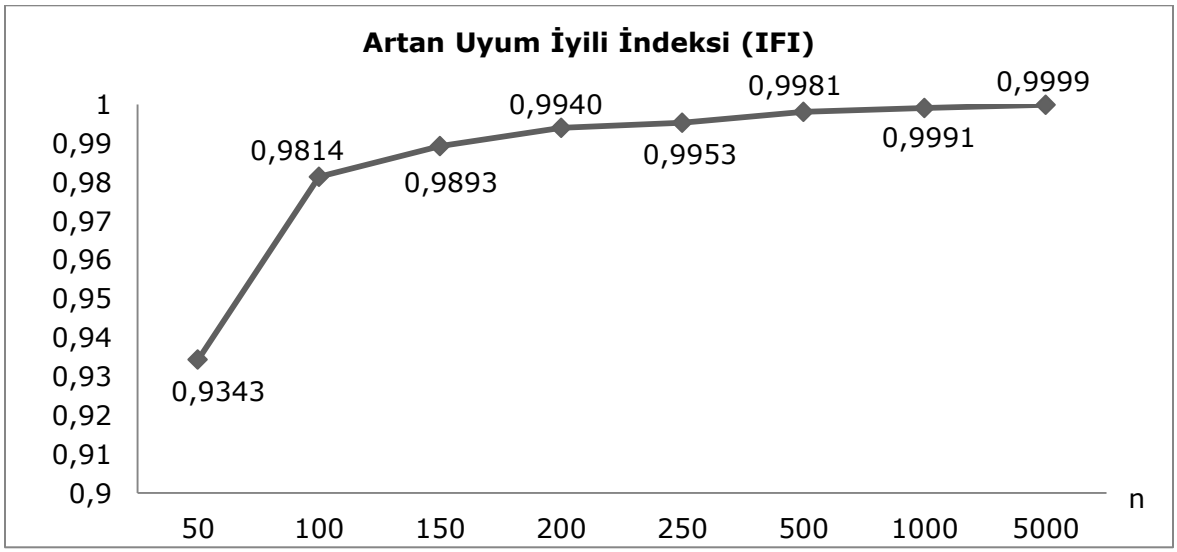
Şekil 4.20: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.20'ye göre, NFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50,100 ve 150 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk gösterirken; 200 ve 250 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 500 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum göstermektedir.



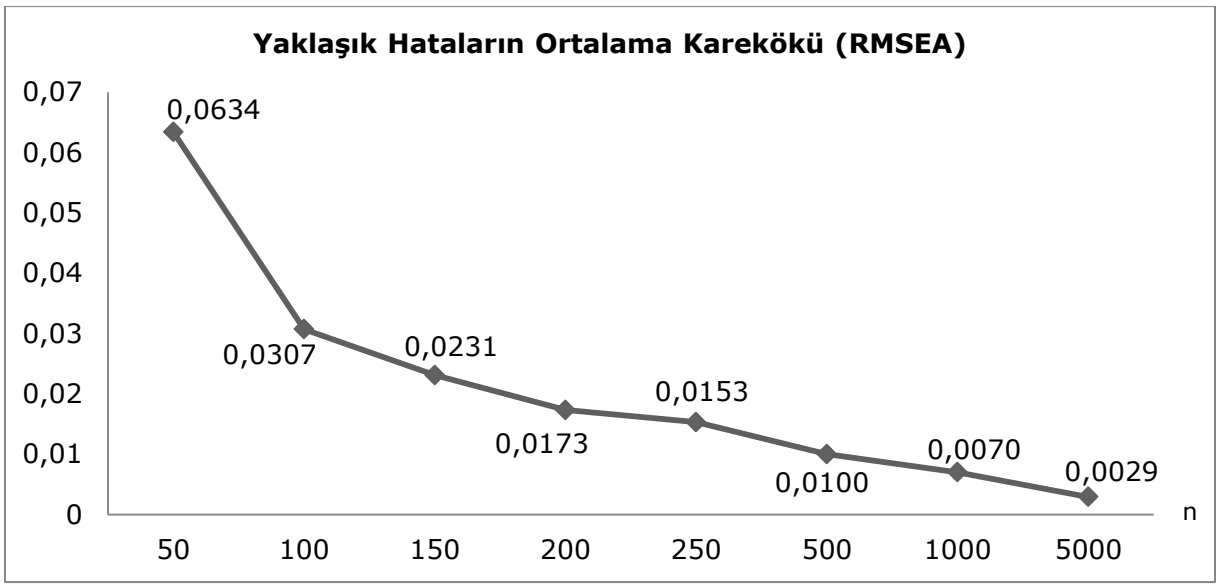
Şekil 4.21: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.21 dikkate alındığında, NNFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde uyumsuzluk belirtirken, diğer örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



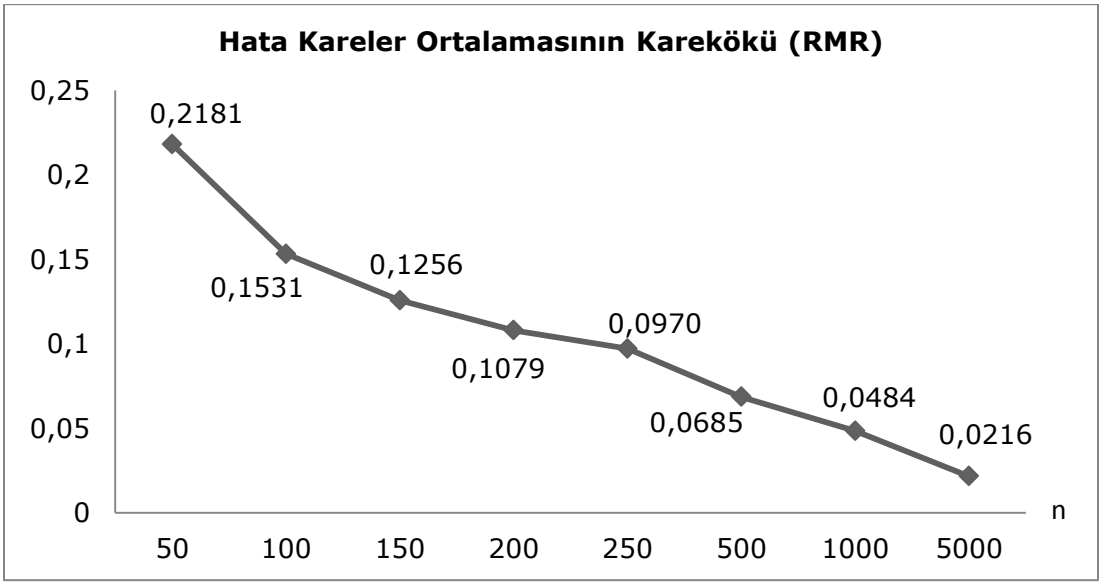
Şekil 4.22: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.22'ye göre, IFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum şeklinde, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum şeklinde yorumlanmaktadır.



Şekil 4.23: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.23 değerlendirildiğinde, RMSEA uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum sınırları içinde değerler alırken,100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum sınırları içinde değerler almaktadır.



Şekil 4.24: 0.40≤r<0.70 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.24 değerlendirildiğinde, RMR uyum ölçütü değeri kurulan model için 50, 100, 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk sınırlarında değerler alırken; 250 ve 500 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum

sınırları içinde, 1000 ve 5000 örneklem büyüklüklerinde ideal uyum sınırları içinde değerler almaktadır.

4.4 – 0.70≤r≤0.90 Korelasyon Aralığı İçin Elde Edilen Bulgular

Bu durumda singular (tekil) olmayan kovaryans matrisi kullanılarak elde edilen parametre tahmin değerleri değiştirilerek faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayıları 0.70≤r≤0.90 olacak şekilde simülasyon çalışması yapılmıştır. 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için yapılan simülasyon çalışmasından elde edilen sonuçlar incelendiğinde (Tablo 4.7) optimizasyon probleminin ortadan kalktığı, negatif varyans tahmini probleminin ise 50 örneklem büyüklüğünde çok düşük bir yüzdeyle gözlendiği tespit edilmiştir.

Tablo 4.7: İterasyon sayısı 50 ve 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için simülasyon çalışması esnasında karşılaşılan problem türü oranları

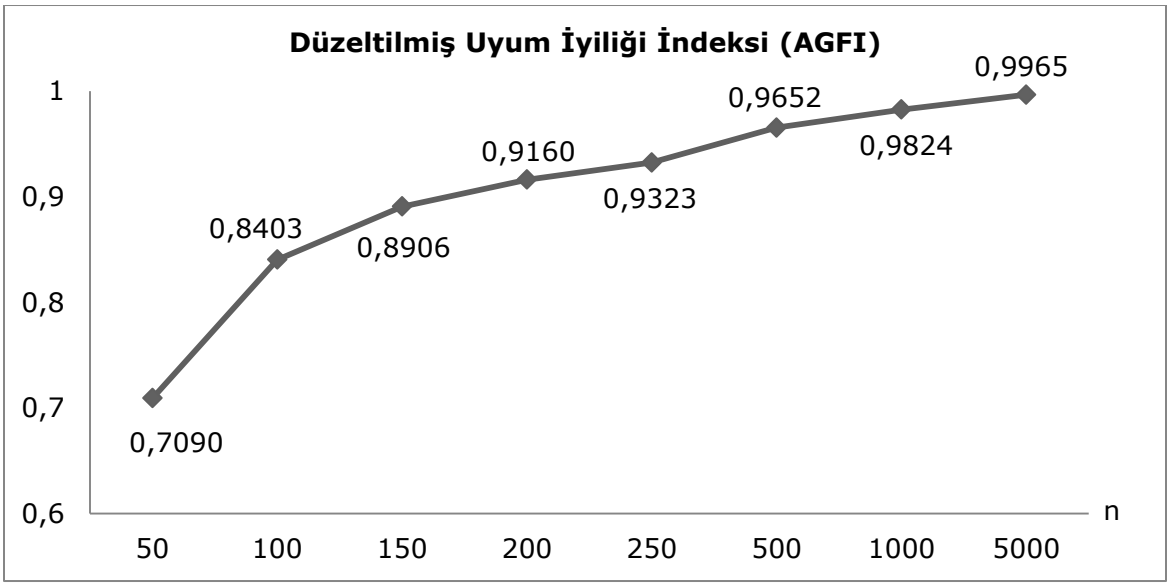
Karşılaşılan Hata Türü	Örneklem Büyüklükleri (n)							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Optimizasyon Problemi	-	-	-	-	-	-	-	-
Negatif Varyans Tahmini Problemi	%1.0	-	-	-	-	-	-	-

0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığında çok değişkeni normal dağılımdan türetilen veriler için ML parametre tahmin yöntemi kullanılarak yapılan simülasyon çalışması sonuçları örneklem büyüklüklerine göre (50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000, 5000) Tablo 4.8'de verilmiştir. Bu sonuçlar incelendiğinde, örneklem büyüklüğü arttıkça CFI, NNFI ve IFI uyum ölçütü değerlerinin de arttığı ve kurulan modelin bütün örneklem büyüklüklerinde ideal uyum gösterdiği saptanmıştır. AGFI, GFI ve NFI uyum ölçütü değerleri ise düşük örneklem büyüklüklerinde kurulan model için uyumsuzluk belirtirken; örneklem büyüklüğü arttıkça ideal uyuma doğru bir değişim gözlenmektedir. Bunun yanı sıra RMSEA uyum ölçütü değeri örneklem büyüklüğünün artmasıyla beraber değişmekte iken 50 örneklem büyüklüğünde model kabul edilebilir uyum sınırlarında, 100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde model ideal uyum sınırlarındadır.

Tablo 4.8: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için verilerin örneklem büyüklüklerine göre uyum ölçütü değerleri

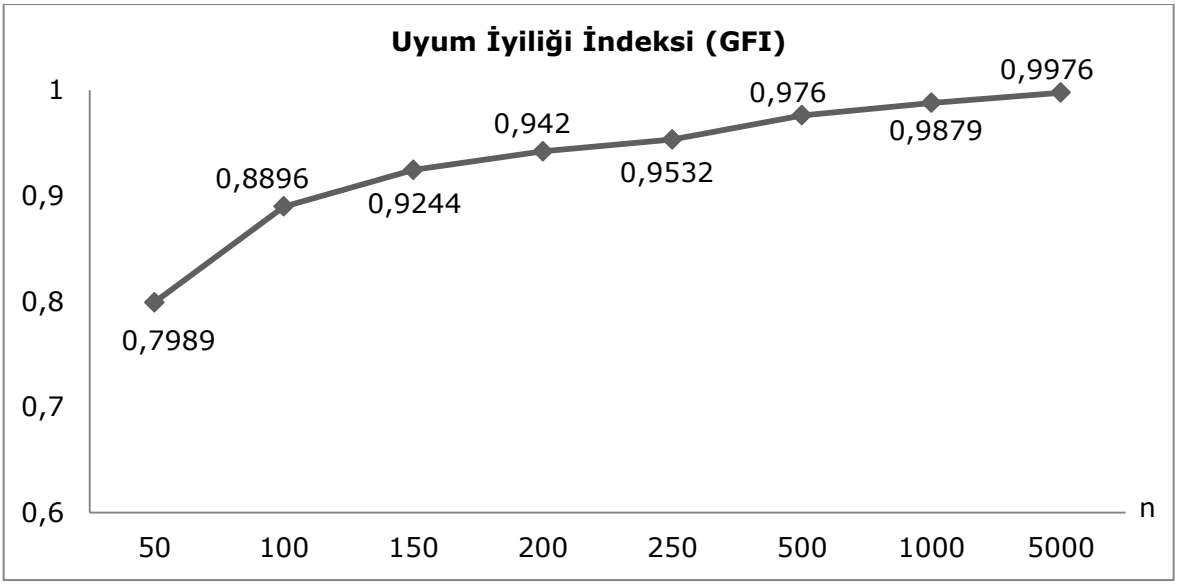
Uyum İyiliği Ölçütleri		Örneklem Büyüklükleri (n)							
		50	100	150	200	250	500	1000	5000
AGFI	AGFI≥0.85	0.7090	0.8403	**0.8906**	**0.9160**	**0.9323**	**0.9652**	**0.9824**	**0.9965**
GFI	GFI≥0.90	0.7989	0.8896	**0.9244**	**0.9420**	**0.9532**	**0.9760**	**0.9879**	**0.9976**
CFI	CFI≥0.95	**0.9725**	**0.9913**	**0.9953**	**0.9968**	**0.9975**	**0.9988**	**0.9995**	**0.9999**
NFI	NFI≥0.90	0.8720	**0.9363**	**0.9578**	**0.9683**	**0.9747**	**0.9873**	**0.9937**	**0.9987**
NNFI	NNFI≥0.95	**0.9658**	**0.9904**	**0.9954**	**0.9969**	**0.9978**	**0.9991**	**0.9996**	**0.9999**
IFI	IFI≥0.90	**0.9741**	**0.9926**	**0.9964**	**0.9976**	**0.9983**	**0.9993**	**0.9997**	**0.9999**
RMSEA	RMSEA≤0.10	**0.0619**	**0.0312**	**0.0217**	**0.0180**	**0.0151**	**0.0102**	**0.0069**	**0.0028**
RMR	RMR≤0.10	0.1641	0.1150	**0.0933**	**0.0812**	**0.0726**	**0.0515**	**0.0363**	**0.0163**

0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için elde edilen uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğüne göre değişimleri Şekil 4.25-Şekil 4.32 ile verilmiştir.



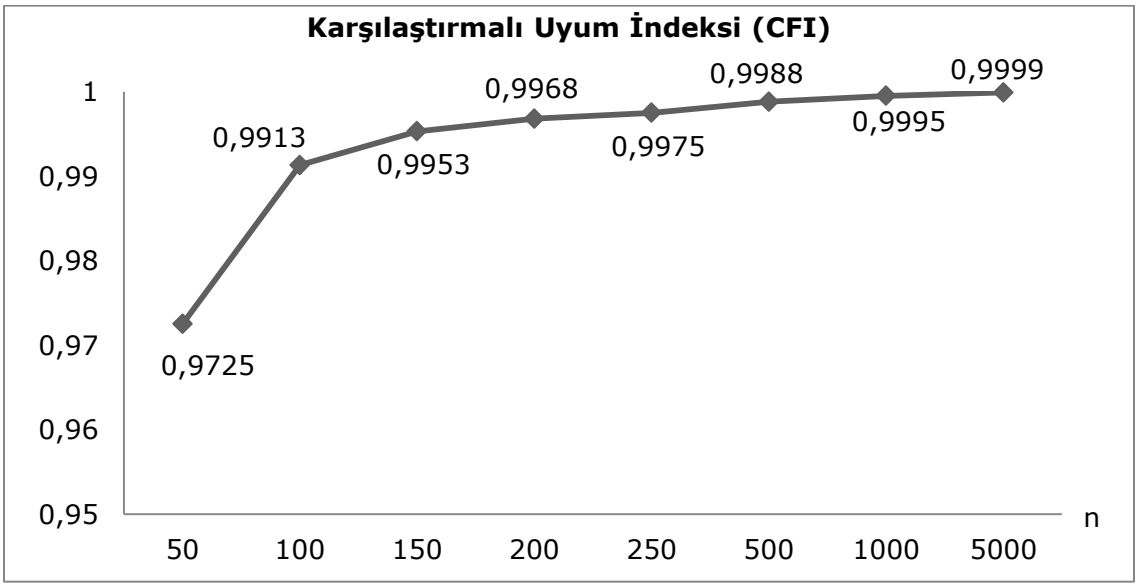
Şekil 4.25: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için AGFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.25 dikkate alındığında, AGFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk belirtirken 150 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 200 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



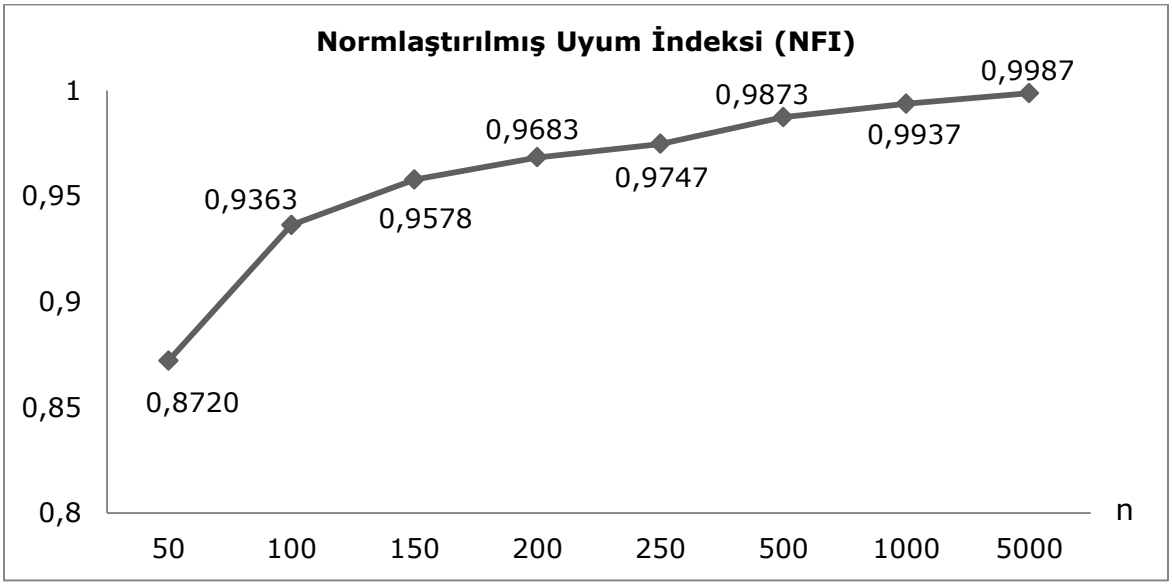
Şekil 4.26: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.26 incelendiğinde, GFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk ifade ederken; 150 ve 200 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum, 250 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum ifade etmektedir.



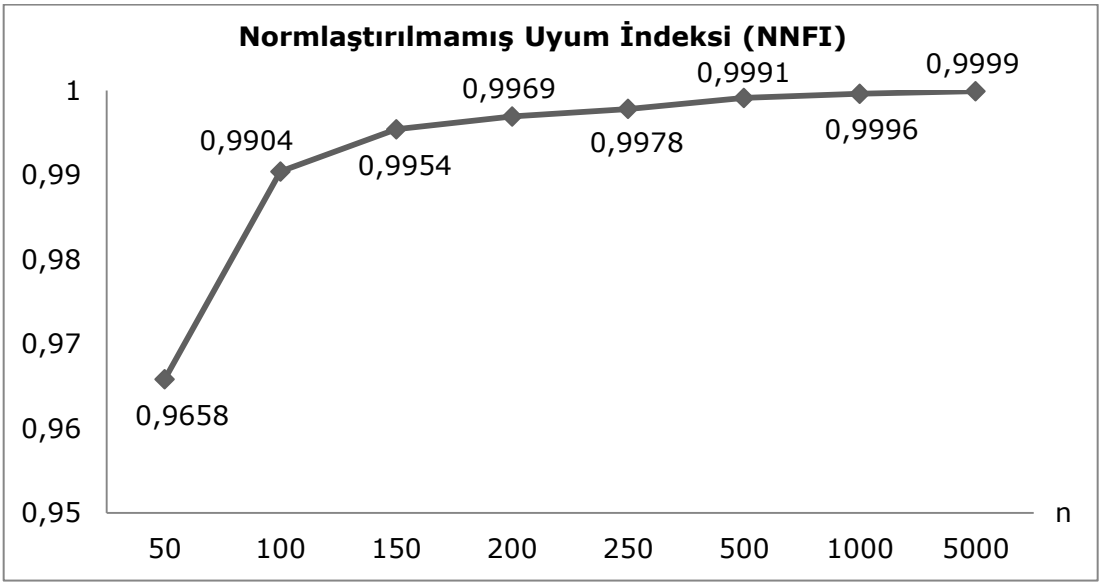
Şekil 4.27: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.27 değerlendirildiğinde, CFI uyum ölçütü değeri kurulan model için bütün örneklem büyüklüklerinde ideal uyum ifade etmektedir.



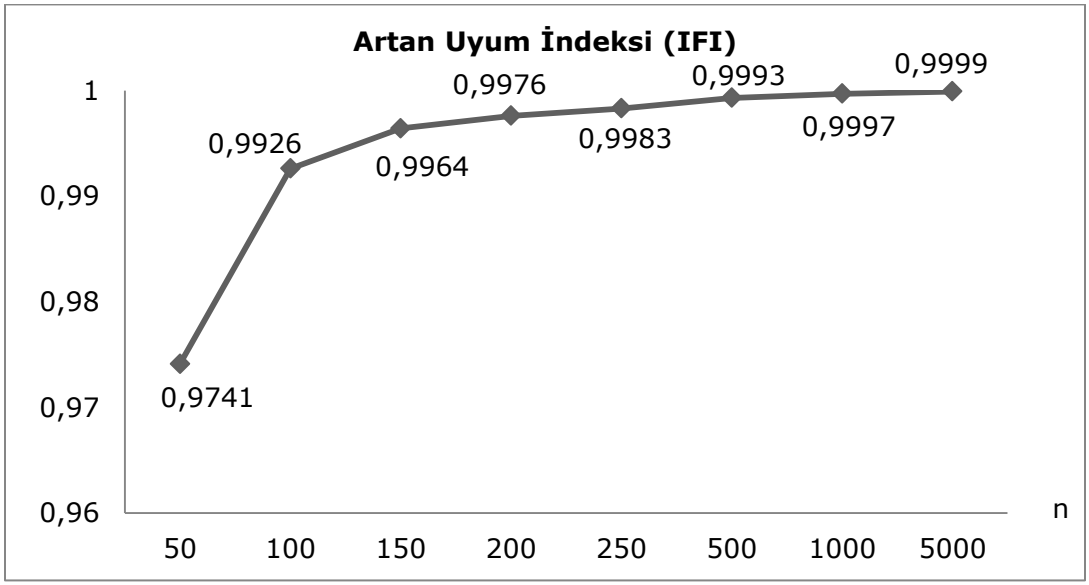
Şekil 4.28: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için NFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.28'e göre, NFI uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde uyumsuzluk gösterirken; 100 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum, 150 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ise ideal uyum göstermektedir.



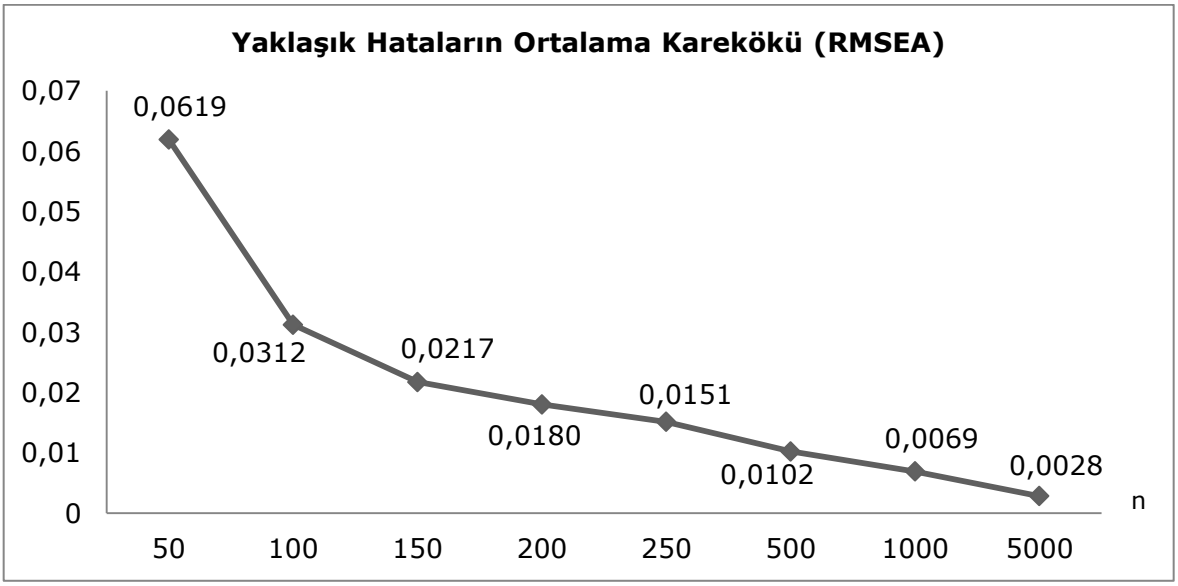
Şekil 4.29: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.29 dikkate alındığında, NNFI uyum ölçütü değeri kurulan model için bütün örneklem büyüklüklerinde ideal uyum belirtmektedir.



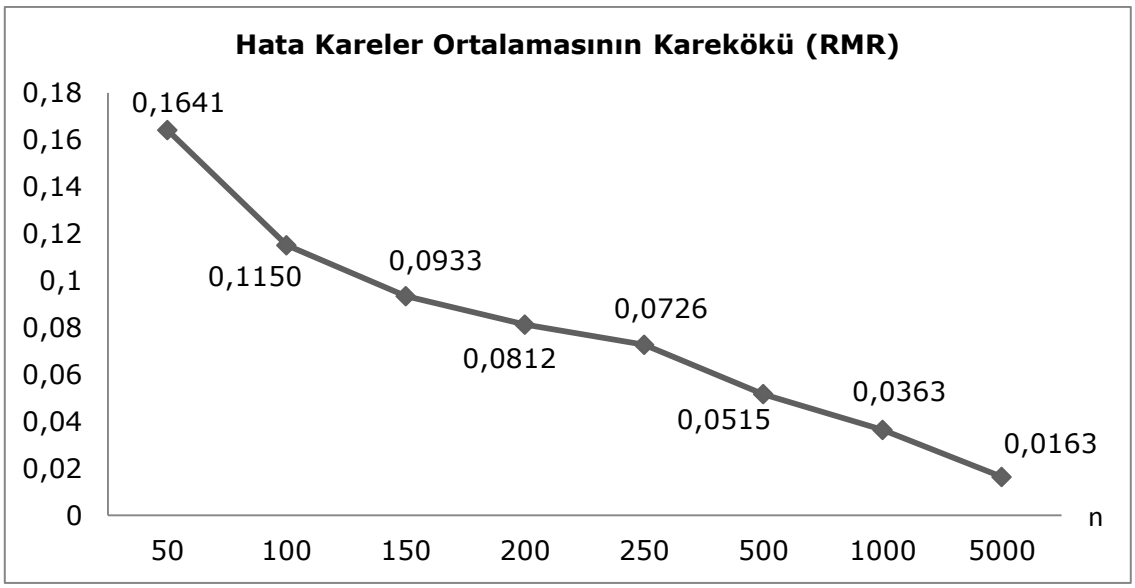
Şekil 4.30: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için IFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.30'a göre, IFI uyum ölçütü değeri kurulan model için bütün örneklem büyüklüklerinde ideal uyum şeklinde yorumlanmaktadır.



Şekil 4.31: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için RMSEA uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.31 değerlendirildiğinde, RMSEA uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 örneklem büyüklüğünde kabul edilebilir uyum sınırları içinde değerler alırken,100 ve üzeri örneklem büyüklüklerinde ideal uyum sınırları içinde değerler almaktadır.



Şekil 4.32: 0.70≤r≤0.90 korelasyon aralığı için RMR uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüklerine göre değişimi

Şekil 4.32 değerlendirildiğinde, RMR uyum ölçütü değeri kurulan model için 50 ve 100 örneklem büyüklüklerinde uyumsuzluk sınırları içinde değerler alırken; 150, 200, 250 ve 500 örneklem büyüklüklerinde kabul edilebilir uyum sınırları içinde, 1000 ve 5000 örneklem büyüklüklerinde ideal uyum sınırları içinde değerler almaktadır.

5- TARTIŞMA

Farklı veri yapısı ve örneklem büyüklüklerinde yapısal eşitlik modellerinin geçerlik ve güvenirliğinin değerlendirilmesi amaçlanan bu tez çalışmasında, çok değişkenli normallik varsayımının sağlandığı durumlarda ML parametre tahmin yöntemi kullanılarak 50, 100, 150, 200, 250, 500, 1000 ve 5000 birimlik örneklem büyüklüklerinde oluşturulan yapısal eşitlik modellemesine ilişkin model uyum ölçütleri karşılaştırılmıştır.

Bu amaçla yapılan simülasyon çalışmaları sırasında örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişimine bağlı optimizasyon ve negatif varyans tahmini problemleri ile karşılaşma oranları Tablo 5.1 ve Tablo 5.2'de verilmiştir. Buna göre örneklem büyülüğünün artmasıyla birlikte bu problemlerinde ortadan kalktığı gözlenmiştir. Bu durum, Boomsma (2009); Anderson & Gerbing (1984); Curran, West & Finch (1996); Ding, Velicer & Harlow (1995); Fan, Thompson & Wang (1999); Chen, Bollen, Paxton, Curran & Kirby (2001); Jackson (2001, 2007) ve Cangür (2012) tarafından yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlar ile benzerlik göstermektedir. Bunun yanı sıra örneklem büyüklüğü sabit tutulduğunda faktör içindeki değişkenler arası korelasyon katsayısı arttığında, optimizasyon ve negatif varyans tahmini probleminin görülme oranında azalma meydana gelmiştir.

Tablo 5.1: Korelasyon değişimi ve örneklem büyüklüklerine göre optimizasyon problemi oranları

Model	Örneklem Büyüklüğü							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Başlangıç Model	%1.6	-	-	-	-	-	-	-
0.10≤r<0.40	%56	%10.7	%2	-	-	-	-	-
0.40≤r<0.70	%0.6	-	-	-	-	-	-	-
0.70≤r≤0.90	-	-	-	-	-	-	-	-

Tablo 5.2: Korelasyon değişimi ve örneklem büyüklüklerine göre negatif varyans tahmini problemi oranları

Model	Örneklem Büyüklüğü							
	50	100	150	200	250	500	1000	5000
Başlangıç Model	%3.7	-	-	-	-	-	-	-
0.10≤r<0.40	%24	%20.0	%8	%3.3	%1.3	-	-	-
0.40≤r<0.70	%3.9	-	-	-	-	-	-	-
0.70≤r≤0.90	%1.0	-	-	-	-	-	-	-

Tablo 5.3 ve Tablo 5.4 değerlendirildiğinde örneklem büyüklüğü sabit tutulduğunda AGFI ve GFI uyum ölçütü değerlerinin korelasyon katsayısının değişiminden etkilenmediği görülmektedir. Fakat AGFI ve GFI uyum ölçütü

değerlerinin örneklem büyüklüğünden etkilendiği ve örneklem büyüklüğü arttıkça uyum ölçütü değerlerinin ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı görülmektedir. Anderson & Gerbing (1984) tarafından yapılan çalışmada da AGFI ve GFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğünden etkilendiği ve örneklem büyüklüğü arttıkça model uyumunun iyileştiği bulunmuştur. Benzer şekilde Hu & Bentler (1998); Fan vd. (1999); Lei & Lomax (2005); Fan & Sivo (2007) ve Şen (2013) örneklem büyüklüğüne en duyarlı uyum ölçütlerinin AGFI ve GFI uyum ölçütleri olduğunu belirtmiştir. Fakat Çerezci (2010) yaptığı çalışmada AGFI ve GFI değerlerinin örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini ve bu uyum ölçütlerinin 500 örneklem büyüklüğünden sonra belli bir sabit değere ulaştığını belirtmiştir. Bunun nedenini ise gerçekte modelde yer almaması gereken faktör ya da faktörlerin modelde bulunması engellenerek sahte bir model uyumu oluşturulması olarak değerlendirmiştir.

Tablo 5.3: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin AGFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.7112	0.7183	0.7087	0.7090
100	0.8409	0.8416	0.8407	0.8403
150	0.8909	0.8908	0.8894	0.8906
200	0.9162	0.9169	0.9163	0.9160
250	0.9325	0.9326	0.9321	0.9323
500	0.9653	0.9654	0.9653	0.9652
1000	0.9825	0.9825	0.9823	0.9824
5000	0.9965	0.9965	0.9965	0.9965

Tablo 5.4: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin GFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.8004	0.8053	0.7986	0.7989
100	0.8900	0.8905	0.8899	0.8896
150	0.9246	0.9246	0.9235	0.9244
200	0.9421	0.9426	0.9422	0.9420
250	0.9533	0.9534	0.9531	0.9532
500	0.9760	0.9761	0.9760	0.9760
1000	0.9879	0.9879	0.9878	0.9879
5000	0.9976	0.9976	0.9976	0.9976

Tablo 5.5: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin CFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.9507	0.8181	0.9266	0.9725
100	0.9848	0.9231	0.9770	0.9913
150	0.9915	0.9551	0.9863	0.9953
200	0.9940	0.9695	0.9914	0.9968
250	0.9955	0.9758	0.9933	0.9975
500	0.9979	0.9887	0.9969	0.9988
1000	0.9990	0.9943	0.9985	0.9995
5000	0.9998	0.9990	0.9997	0.9999

Tablo 5.5 göz önüne alındığında CFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden ve korelasyon değişiminden etkilendiği tespit edilmiştir. Örneklem büyüklüğü arttıkça CFI uyum ölçütü değerinin arttığı, faktör içi değişkenler arası korelasyon katsayısı arttığında ise küçük örneklem büyüklükleri olmasına rağmen CFI uyum ölçütü değerlerinin model için ideal uyum belirttiği gözlenmiştir. Örneklem büyüklüğünün 150 birim ve üzeri olduğu durumlarda elde edilen CFI uyum ölçütü değerlerinin yorumlanmasında birbirinden farklılık olmadığı ve model için ideal uyum belirttiği gözlenmiştir. Lei & Lomax (2005) ve Cangür (2012) yaptıkları çalışmada da CFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini fakat örneklem büyüklüğünün 500 birimden fazla olduğunda CFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğünden bağımsız olduğunu belirtmişlerdir. Aynı şekilde Jackson (2001, 2007) çalışmasında CFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini ancak örneklem büyüklüğü 400 birimden fazla olduğunda bu etkinin ortadan kalktığını belirtmiştir. Ding vd. (1995); Wang, Fan & Willson (1996); Hu & Bentler (1998); Fan vd. (1999); Bentler & Bonett (1980) ve Şen (2013) yaptıkları çalışmalarda CFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğüne az duyarlı olduğunu vurgulamışlardır. Iacobucci (2010) yaptığı çalışmada örneklem büyüklüğü arttıkça CFI uyum ölçütü değerinin de arttığını ancak 50 birimden fazla örneklem büyüklüklerinde CFI uyum ölçütü değerlerindeki artışın ihmal edilebileceğini vurgulamıştır. Bunun yanı sıra Sivo, Fan, Witta & Willse (2006); Fan & Sivo (2007) ve Çerezci (2010) çalışmalarında ise CFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini, bağımsız olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca Çerezci (2010) çalışmasında CFI uyum ölçütü değerinin 300 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra sabit bir değer aldığını belirtmiştir.

Tablo 5.6 ve Tablo 5.7 incelendiğinde NFI ve NNFI uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüğünden ve korelasyon değişiminden etkilendiği belirlenmiştir. Örneklem büyüklüğü arttıkça NFI ve NNFI uyum ölçütleri değerlerinin de arttığı, özellikle NFI uyum ölçütü değerlerinin düşük

korelasyon değerlerinde örneklem büyüklüğü fazla olsa bile model için uyumsuzluk belirttiği gözlenmiştir. NNFI uyum ölçütü değerinin 150 örneklem büyüklüğünden sonra arttığı gözlenmesine rağmen model için uyum sınırları arasında değerler almaktadır. Çerezci (2010) ve Şen (2013) yaptıkları çalışmalarda da NFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini ve bu ölçütün model uyumunu değerlendirmede iyi bir gösterge olmadığını belirtmiştir. Marsh & Balla (1994); Ding vd. (2009); Anderson & Gerbing (1984); Fan & Sivo (2007) ve Çerezci (2010) yaptıkları çalışmalarda NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini vurgulamışlardır. Çerezci (2010) çalışmasında NNFI uyum ölçütü değerlerinin 300 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra hep aynı değerleri aldığını belirtmiştir. Hu & Bentler (1998); Fan vd. (1999); Sivo vd. (2006) ve Şen (2013) çalışmalarında NNFI uyum ölçütü değerlerinin örneklem büyüklüğüne az duyarlı olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca Şen (2013) çalışmasında NNFI uyum ölçütü için 100 birimlik örneklem büyüklüğünün yeterli olacağını vurgulamıştır. Jackson (2001, 2007) ve Lei & Lomax (2005) ise çalışmalarında NNFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini ve Jackson (2007) örneklem büyüklüğü 400 birimden fazla olduğunda, Lei & Lomax (2005) örneklem büyüklüğünün 500 birimden fazla olduğunda bu etkinin ortadan kalktığını bildirmişlerdir.

Tablo 5.6: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin NFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.7879	0.4696	0.7231	0.8720
100	0.8882	0.6175	0.8469	0.9363
150	0.9242	0.7014	0.8933	0.9578
200	0.9423	0.7564	0.9195	0.9683
250	0.9536	0.7940	0.9347	0.9747
500	0.9764	0.8830	0.9665	0.9873
1000	0.9881	0.9373	0.9829	0.9937
5000	0.9976	0.9868	0.9966	0.9987

Tablo 5.7: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin NNFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.9394	0.7940	0.9089	0.9658
100	0.9832	0.9215	0.9752	0.9904
150	0.9920	0.9595	0.9860	0.9954
200	0.9943	0.9737	0.9921	0.9969
250	0.9962	0.9807	0.9939	0.9978
500	0.9983	0.9912	0.9976	0.9991
1000	0.9993	0.9959	0.9988	0.9996
5000	0.9999	0.9993	0.9998	0.9999

Tablo 5.8 dikkate alındığında IFI uyum ölçütü örneklem büyüklüğü arttıkça artmasına rağmen model için daima uyum sınırları içinde değerler almaktadır. Bu nedenle IFI uyum ölçütü için örneklem büyüklüğünden etkilenmemektedir şeklinde yorum yapılabilir. IFI uyum ölçütü sadece 50 örneklem büyüklüğü ve 0.10≤r<0.40 korelasyon aralığında model için uyumsuzluk belirtmektedir. Bu uyumsuzluğun sebebinin ise korelasyon değişimi olduğu belirtilebilir. Çerezci (2010) yaptığı çalışmada IFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini ve 300 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra bu ölçütün sabit bir değere ulaştığını belirtmiştir. Şen (2013) ise IFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğüne az duyarlı olduğunu ve 100 birimlik örneklem hacminin yeterli olacağını belirtmiştir. Sivo vd. (2006) ve Fan vd. (1999) yaptıkları çalışmalarda IFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden en az etkilenen uyum ölçütlerinden biri olduğunu ve bu etkinin ihmal edilebileceğini vurgulamışlardır.

Tablo 5.8: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin IFI uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.9553	0.8709	0.9343	0.9741
100	0.9873	0.9465	0.9814	0.9926
150	0.9939	0.9713	0.9893	0.9964
200	0.9956	0.9810	0.9940	0.9976
250	0.9970	0.9858	0.9953	0.9983
500	0.9987	0.9934	0.9981	0.9993
1000	0.9994	0.9968	0.9991	0.9997
5000	0.9999	0.9995	0.9999	0.9999

Tablo 5.9 değerlendirildiğinde RMSEA uyum ölçütünün korelasyon değişiminden etkilenmediği görülmektedir. Örneklem büyüklüğü artarken

RMSEA uyum ölçütü değerinin azalmasına rağmen bu değişim RMSEA uyum ölçütünün yorumlanmasında farklılık yaratmamaktadır. Çerezci (2010) ve Cangür (2012) tarafından yapılan çalışmalarda da RMSEA uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini belirtmişlerdir. Çerezci (2010) 100 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra bu ölçütün sabit bir değere ulaştığını, Cangür (2012) ise 500 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra bu ölçütün değişiminin anlamlı olmadığını belirtmiştir. Hu & Bentler (1998) ve Fan vd. (1999) RMSEA uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden en az etkilenen ölçütlerden biri olduğunu belirtmişlerdir. Sivo vd. (2006) ve Fan & Sivo (2007) RMSEA uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini ve en iyi model uyum ölçütü olduğunu ifade etmişlerdir. Jackson (2001, 2007) ve Herzog & Boomsma (2009) çalışmalarında RMSEA uyum ölçütü değerinin örneklem büyüklüğü arttıkça azaldığını ve Jackson (2007) n<100 iken RMSEA uyum ölçütünün en yüksek değerlerine ulaştığını belirlemiştir. Curran, Bollen, Chen, Paxton & Kirby (2003) çalışmalarında RMSEA uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini ve örneklem büyüklüğü arttıkça bu etkinin ortadan kaybolduğunu ifade etmişlerdir. Aynı zamanda Curran vd. (2003) çalışmalarında en iyi model uyum ölçütünün RMSEA olduğunu belirtmişlerdir.

Tablo 5.9: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin RMSEA uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.0605	0.0538	0.0634	0.0619
100	0.0300	0.0301	0.0307	0.0312
150	0.0212	0.0213	0.0231	0.0217
200	0.0178	0.0170	0.0173	0.0180
250	0.0149	0.0148	0.0153	0.0151
500	0.0102	0.0097	0.0100	0.0102
1000	0.0069	0.0069	0.0070	0.0069
5000	0.0029	0.0028	0.0029	0.0028

Tablo 5.10 incelendiğinde RMR uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden ve korelasyon değişiminden etkilendiği görülmektedir. Örneklem büyüklüğü arttıkça RMR uyum ölçütü değerlerinde bir azalma gözlenmektedir. Bu değişimde RMR uyum ölçütü düşük örneklem büyüklüklerinde model için uyumsuzluk ifade ederken yüksek örneklem büyüklüklerinde model için ideal uyum belirtmektedir. Dolayısıyla örneklem büyüklüğünden en çok etkilenen uyum ölçütlerinden birinin RMR olduğu söylenebilir. Benzer şekilde RMR uyum ölçütünün korelasyon değişiminden de çok etkilendiği tespit edilmiştir. Çünkü yüksek korelasyon değerlerinde, örneklem büyüklüğü düşük olmasına rağmen RMR uyum ölçütü model için uyum belirtmektedir. Anderson & Gerbing (1984) çalışmalarında RMR uyum

ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini ve örneklem büyüklüğü arttıkça model uyumunun iyileştiğini ifade etmiştir. Marsh & Bella (1994) ve Sivo vd. (2006) çalışmalarında RMR uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiğini belirtmişlerdir. Bunun yanı sıra Çerezci (2010) yaptığı çalışmada RMR uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilenmediğini ve 300 birimlik örneklem büyüklüğünden sonra sabit bir değere ulaştığını belirtmiştir.

Tablo 5.10: Örneklem büyüklüğünün ve korelasyon değişiminin RMR uyum ölçütü değerleri üzerindeki etkisi

Örneklem Büyüklükleri	Korelasyon Değerleri			
	Başlangıç Model	0.10≤r<0.40	0.40≤r<0.70	0.70≤r≤0.90
50	0.3111	0.2695	0.2181	0.1641
100	0.2179	0.1919	0.1531	0.1150
150	0.1783	0.1559	0.1256	0.0933
200	0.1543	0.1345	0.1079	0.0812
250	0.1372	0.1202	0.0970	0.0726
500	0.0981	0.0852	0.0685	0.0515
1000	0.0689	0.0604	0.0484	0.0363
5000	0.0309	0.0270	0.0216	0.0163

6- SONUÇ VE ÖNERİLER

Yaptığımız çalışma sonucunda; GFI ve AGFI uyum ölçütünün örneklem büyüklüğünden etkilendiği, korelasyon değişiminden etkilenmediği tespit edilmiştir. Aynı zamanda GFI ve AGFI uyum ölçütlerinin 150 birim ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde kurulan model için kabul edilebilir veya ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı gözlenmiştir. CFI uyum ölçütü örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişimine az duyarlı olduğu ve 150 birim ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde kurulan model için ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı belirlenmiştir. NFI ve RMR uyum ölçütlerinin ise, örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişiminden en çok etkilenen uyum ölçütü olduğu tespit edilmiştir. NNFI ve IFI uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüğünden etkilenmediği, ancak korelasyon değişiminden etkilendiği gözlenmiştir. NNFI uyum ölçütünün 150 birim ve daha fazla; IFI uyum ölçütünün ise, 100 birim ve daha fazla örneklem büyüklüklerinde kurulan model için ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı belirlenmiştir. Son olarak; RMSEA uyum ölçütünün ise, örneklem büyüklüğü ve korelasyon değişiminden etkilenmediği bütün örneklem büyüklüklerinde kurulan model için kabul edilebilir ve ideal uyum sınırları içinde değerler aldığı tespit edilmiştir.

Sonuç olarak, çok değişkenli normal dağılım varsayımının gerçekleştiği veri setleri için bütün örneklem büyüklüklerinde ve korelasyon değerlerinde kullanılacak en iyi uyum ölçütünün RMSEA olduğu ve bundan sonraki çalışmalarda RMSEA uyum ölçütünün tercih edilmesi gerektiği önerilmektedir. Bunun yanı sıra, faktör içindeki değişkenlerin korelasyonları düşük seviyede olmadığı durumlarda bütün örneklem büyüklüklerinde IFI uyum ölçütünün kullanılmasının uygun olacağı düşünülmektedir. Ayrıca faktör içindeki değişkenlerin korelasyonları düşük seviyede olmadığı durumlarda 150 birim ve daha yüksek örneklem büyüklüklerinde CFI ve NNFI uyum ölçütleri de kullanılabilir. AGFI ve GFI uyum ölçütlerinin örneklem büyüklüğünden etkilenmesi, NFI ve RMR uyum ölçütlerinin hem örneklem büyüklüğünden hem de korelasyon değişiminden etkilenmesi nedeniyle güvenilir sonuçlar elde edilemeyeceği için kullanılması önerilmemektedir.

Yukarıda belirtilen literatür bilgileri ve bulgular doğrultusunda; aynı şartlar altında yapılan çalışmaların sonuçları arasında farklılıklar olduğu ve bu farklılıkların kullanılan paket programlardan, kurulan modelden vs. kaynaklandığı, ortak bir uyum ölçütü ve yeterli bir örneklem büyüklüğü belirlenemediği görülmüştür. Bu tez çalışmasının ise YEM yöntemini kullanan veya kullanacak olan araştırmacılar için ve bu eksikliklerin dikkate alınması adına yol gösterici nitelikte olacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Akaiki, H. (1973). *Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In B. N. Petrov & F. Csaki (Eds.), Second International Symposium on Information Theory* (pp. 26–281). Budapest: Akademiai Kiado.

Akaiki, H. (1987). Factor analysis and AIC. *Psychometrika*, 52 (3): 317–332.
doi: 10.1007/BF02294359

Akıncı, D. E. (2007). Yapısal Eşitlik Modellerinde Bilgi Kriterleri, Doktora Tezi, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Anderson, T. W., & Rubin, H. (1956). *Statistical inference in factor analysis.* In J. Neyman (Eds.), *Proceedings of the third Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (5th ed., pp. 111-150). Berkeley: University of California Press.

Anderson, J. C., Gerbing, D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrica,* 49: 155-173.

Arbuckle, J. L. (1994). AMOS: Analysis of moment structures. *Psychometrika*, 59(1): 135-137.
doi: 10.1007/BF02294272

Arbuckle, J. L. (1997). *AMOS User's Guide, Version 3.6*. Chicago: Small Waters Corp.

Arslan, M. S. T. (2011). Ordinal Değişkenli Yapısal Eşitlik Modellerinde Kullanılan Parametre Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.

Bayram, N. (2013). *Yapısal eşitlik modellemesine giriş AMOS uygulamaları*, 2. baskı. İstanbul: Ezgi Kitabevi.

Bentler, P. M. (1986). Structural modeling and psychometrika: An historical perspective on growth and achievements. *Psychometrika*, 51(1): 35-51.
doi: 10.1007/BF02293997

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2): 238–246.
doi:10.1037/0033-2909.107.2.238

Bentler, P. M. (1995). *EQS Structural Equations Program Manual.* USA: Multivariate Software Inc.

Bentler, P. M. (2006). *EQS 6 Structural equations program manual*. USA: Multivariate Software Inc.

Bentler, P.M., Bonett D.G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3): 588-606.
doi:10.1037/0033-2909.88.3.588

Blalock, H. M. (1961). Correlation and causality: The multivariate case. *Social Forces*, 39(3): 246-251.
doi: 10.2307/2573216

Blalock, H. M. (1963). Making causal inferences for unmeasured variables from correlations among indicators. *American Journal of Sociology,* 69(1): 53-62.

Blalock, H. M. (1964). *Causal Inferences in Nonexperimental Research.* Chapel Hill: University of North Carolina.

Bollen, K.A. (1989a). *Structural equations with latent variables*, New York: John Wiley & Sons, Inc.

Bollen, K. A. (1989b). A new incremental fit index for general structural models. *Sociological Methods & Research,* 17: 303–316.
doi: 10.1177/0049124189017003004

Boomsma A. (2009). The robustness of maximum likelihood estimation in structural equation models. In P. Cuttance & R. Ecob (Eds.), Structural modeling by example: Applications in educational, sociological, and behavioral research (pp. 160-188) Cambridge University Press: New York.

Boudon, R. (1965). A method of linear causal analysis: Dependence analysis. *American Sociological Review,* 30: 365-373.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Bozdoğan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criterion (AIC): the general theory and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52(3): 345-370.
doi:10.1007/BF02294361

Browne, M. W. (1974). Generalized least-squares estimators in the analysis of covariance structures. *South African Statistical Journal*, 8: 1–24.

Browne, M. W. (1977). *Generalized least-squares estimators in the analysis of covariance structures. In D. J. Aigner & A. S. Goldberger (Eds.), Latent Variables in Socio-Economic Models* (pp. 205–226). Amsterdam: North-Holland.

Browne, M. W. (1984). Asymptotically distribution-free methods for the analysis of covariance structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37: 62–83.

Browne, M. W. & Cudeck, R. (1993). *Alternative ways of assessing model fit. In K. H. Bollen & J. S. Long (Eds.), Testing Structural Equation Models*. Newburg Park, CA: Sage Publications, Inc.

Browne, M. W., Mels, G., & Coward, M. (1998). Path analysis: RAMONA.SYSTAT for windows: Advanced applications (Ver. 8), 607-665.

Byrne, B.M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming, (2nd ed.).* New York –London: Taylor & Francis Group.

Can, S. (2012). Çoklu Bağlantısallığın Çok Düzeyli Yapısal Eşitlik Modellemesi Üzerindeki Etkisi, Doktora Tezi, Ege Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

Cangür, Ş. (2012). Yapısal Eşitlik Modellemesinde Kullanılan Model Uyum İndekslerinin Karşılaştırılması, Doktora Tezi, Uludağ Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Bursa.

Chen, F., Bollen, K. A., Paxton, P., Curran, P. J., & Kirby, J. B. (2001). Improper solutions in structural equation models: Causes, consequenses and strategies. *Sociological Methods and Research,* 29(4): 468-508.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to non-normality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1): 16-29.

Curran, P. J., Bollen, K. A., Chen, F., Paxton, P., & Kırby, J. B. (2003). Finite Sampling Properties of the Point Estimates and Confidence Intervals of the RMSEA. *Sociological Methods & Research,* 32(2): 208-252. doi:10.1177/0049124103256130

Çerezci, T. E. (2010). Yapısal Eşitlik Modelleri ve Kullanılan Uyum İyiliği İndekslerinin Karşılaştırılması, Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Dempster, A. P. (1971). An overview of multivariate data analysis. *Journal of Multivariate Analysis,* 1: 316-346.

Ding, L., Velicer, W. F., & Harlow, L. L. (1995). Effects of estimation methods, number of indicators per factor, and improper solutions on structural equation modeling fit indices. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* 2(2): 119-143.

Duncan, O. D. (1966). Path analysis: Sociological examples. *American Journal of Sociology,* 72: 1-16.

Erkorkmaz, Ü., Etikan, İ., Demir, O., Özdamar, K., & Sanisoğlu, S. Y. (2013). Doğrulayıcı faktör analizi ve uyum indeksleri. *Türkiye Klinikleri Tıp Bilimleri Dergisi,* 33(1): 210-223.

Fan, X., Thompson, B., & Wang, L. (1999). Effects of sample size, estimation methods and model specification on structural equation modeling fit indexes. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* 6(1): 56-83.

Fan, X., Sivo, S. A. (2007). Sensitivity of fit indices to model misspecification and model types. *Multivariate Behavioral Research*, 42(3): 509-529.

Fox, K. A. (1958). *Econometric Analysis for Public Policy*. Ames: Iowa State: University Press.

Goldberger, A.S. (1972). Structural equation methods in the social sciences. *Econometrica,* 40: 979-1001.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Golob, T.F.(2003). Structural equation modeling for travel behavior research. *Transportation Research Part B: Methodological,* 37: 1-25.

Hartmann, W. M. (1992). *The CALIS Procedure: Extended User's Guide.* Cary: SAS Institue.

Herzog, W., & Boomsma, A. (2009). Small-sample robust estimators of noncentrality-based and incremental model fit*. Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* 16(1): 1-27.

Hoelter, J. W. (1983). The analysis of covariance structures: Goodness-of-fit indices. *Sociological Methods and Research*, 11: 325-344. doi: 10.1177/0049124183011003003

Haughton, D.M.A., Oud, H.L.J., & Jansen, R.A.R.G. (1997). Information and other criteria in structural equation model selection. *Communuciation in Statistics*, 26(4): 1477-1516.

Howe, W. G. (1955). *Some contributions to factor analysis* (Report No. ORNL-1919). Oak Ridge National Laboratory: Oak Ridge.

Hu, L. T., & Bentler P. M. (1995). *Evaluating model fit.* In R. H. Hoyle (Eds.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications (pp. 76-99).* Thousand Oaks, California: Sage Publications.

Hu, L., Bentler, P.M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4): 424-453.

Hu, L. T., Bentler P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1):1-55. doi: 10.1080/10705519909540118

Iacobucci, D. (2010). Structural equations modeling: Fit indices, sample size, and advanced topics. *Journal of Consumer Psychology,* 20(1): 90-98. doi:10.1016/j.jcps.2009.09.003

Jackson, D. L. (2001). Sample size and number of parameter estimates in maximum likelihood confirmatory factor analysis: A Monte Carlo investigation. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 8(2): 205-223.doi:10.1207/S15328007SEM0802_3

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Jackson D. L. (2007). The effect of the number of observations per parameter in misspecified confirmatory factor analytic models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* 14(1): 48-76. doi:10.1080/10705510709336736

James, L. R., Mulaik, S. A., & Brett, J. M. (1982). *Causal analysis: Assumptions, models, and data.* Beverly Hills: Sage Publications, Inc.

Jöreskog, K. G. (1970). A general method for analysis of covariance structures. *Biometrika*, 57(2): 239-251. doi: 10.1093/biomet/57.2.239

Jöreskog, K. G. (1973*). A general method for estimating a linear structural equation system.* In A. S. Goldberger & O. D. Duncan (Eds.), *Structural Equation Models in the Social Sciences (pp. 85-112).* New York: Academic Press.

Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1984). LISREL-VI user's guide.

Kaplan, D. (2000). *Structural equation modeling: foundations and extensions advanced quantitative techniques in the social sciences*. USA: Sage Publications, Inc.

Keesling, J. W. (1972). Maximum Likelihood Approaches to Causal Analysis, Ph.D. dissertation, Department of Education: University of Chicago, USA.

Kline, B.R. (2011). *Principles and practice of structural modeling (3rd ed.).* New York-London: The Guilford Press.

Lawley, D. N. (1958). Estimation in factor analysis under various initial assumptions. *British Journal of Statistical Psychology*, 11: 1-12. doi: 10.1111/j.2044-8317.1958.tb00186.x

Lei, M., Lomax, R. G. (2005). The effect of varying degrees of nonnormality in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal,* 12(1): 1-27.

Loehlin, C. J. (2004). *Latent Variable Models an Introduction to Factor, Path, and Structural Equation Analysis (4th ed.).* Mahwah, New Jersey, London: Lawrence Erlbaum Associates.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Marsh, H. W., Balla, J. R. (1994). Goodness of fit indices in confirmatory factor analysis: The effects of sample size and model parsimony. *Quality & Quantity,* 28: 185-217.

McDonald, R. P. (1989). An index of goodness-of-fit based on noncentrality. *Journal of Classification,* 6: 97-103.

Moran, P. A. P. (1961). Path coefficients reconsidered. *Australian Journal of Statistics*, 3: 87-93.
doi: 10.1111/j.1467-842X.1961.tb00314.x

Mulaik, S. A. (2009). *Linear Casual Modeling with Structural Equation.* Boca Raton-London-New York: Taylor & Francis Group.

Muthén, B. (1978). Contributions to factor analysis of dichotomous variables. *Psychometrika*, 43: 551–560.
doi:10.1007/BF02293813

Muthén, B. O. (1988). *LISCOMP: Analysis of linear structural equations with a comprehensive measurement model.* Mooresville: Scientific Software.

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998). *Mplus User's Guide.* Los Angeles: Muthén and Muthén.

Neale, M. C. (1997). *Mx: Statistical modeling (4th ed.)*. Richmond: Author.

Özdamar, K. (2013). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi-Cilt 1*, 9. baskı. Ankara: Nisan Kitabevi

Özdamar, K. (2015, 18-20 Şubat). Bilgisayar uygulamalı yapısal eşitlik modellemesi kursu, Eskişehir.

Pearson, E. S. (1938). Karl Pearson. An appreciation of some aspects of his life and work. *Biometrika*, 29: 1-248.

Raykov, T., & Marcoulides, G.A. (2006). *A first course in structural equation modeling, (2nd ed.).* Mahlah, New Jersey, London: Lawrence Erlbaum Associates.

Scheines, R., Spirtes, P., Glymour, C., & Meek, C. (1994). *TETRAD II:Tools for discovery.* Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Schumacker, R.E., & Lomax, R.G. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling (2nd ed.)*. Mahlah, New Jersey,London: Lawrence Erlbaum Associates.

Simon, H. A. (1954). Spurious correlation: A causal interpretation. *Journal of the American Statistical Association*, 49(267): 467-479. doi: 10.1080/01621459.1954.10483515

Sivo, S. A., Fan, X., Witta, E. L., & Willse, J. T. (2006). The Search for "Optimal" Cutoff Properties: Fit Index Criteria in Structural Equation Modeling. *The Journal of Experimental Education,* 74(3): 267-288. doi:10.3200/JEXE.74.3.267-288

Spearman, C. (1904). The proof and measurement of association between two things. *American Journal of Psychology*, 15: 72-101.

Spearman, C. (1927). *The abilities of man*. New York: Macmillan.

Steiger, J. H. (1995). Manual to Statistica-sepath. Tulsa, OK: Statsoft.

Steiger, J. H., & Lind, J. C. (1980). Statistically based tests for the number of common factors. In annual meeting of the Psychometric Society, Iowa City, IA (Vol. 758).

Şen, R. (2013). Model Belirlemesi, Örneklem Hacmi ve Tahmin Yönteminin Yapısal Eşitlik Modelleri Uyum Ölçütlerine Etkisi, Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.

Tezcan, C. (2008). Yapısal Eşitlik Modelleri, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara

Tucker, L. R., Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38: 1–10. doi: 10.1007/BF02291170

Tukey, J. W. (1954). *Causation, regression and path analysis*. In O. K. Kempthorne,T. A. Bancroft, J. W. Gowen & J. L. Lush (Eds.), *Statistics and Mathematics in Biology(pp. 35-66)*. Ames: Iowa State: University Press.

Turner, M. E., C. D. Stevens (1959). The regression analysis of causal paths. *Biometrics,* 15(2): 236-258.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam Ediyor)

Wang, L., Fan, X., & Willson, V. L. (1996). Effects of nonnormal data on parameter estimates and fit indices for a model with latent and manifest variables: An empirical study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 3(3): 228-247. doi:10.1080/10705519609540042

Weng, L-J., Cheng C-P. (1997). Why might relative fit indices differ between estimators? *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 4(2): 121-128.

Wiley, D. E. (1973). *The identification problem for structural equation models with unmeasured variables*. In A. S. Goldberger & O. D. Duncan (Eds.), *Structural Equation Models in the Social Sciences (pp. 69-83).* New York: Academic Press.

Wright, S. (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research,* 20: 557-585.

Yılmaz, V., & Çelik, H. E. (2009). *LISREL ile Yapısal Eşitlik Modellemesi-I Temel Kavramlar, Uygulamalar, Programlama.* Ankara: Pegem Akademi.

Ekler Dizini

EK – 1

Kovaryans Matrisi Türetilmesinde Kullanılan SAS Programı Kodları

```
proc iml;
n=5000;
r=1;
X=J (n*r , 16 , .) ;
id=J (n*r , 1 , .);
do i=1 to r;
nn= (n*(i-1)+1);

mean={5.5, 5.8, 6.0, 6.2, 6.0, 6.2, 5.8, 5.6, 5.6, 6.1, 6.3, 6.0, 4.3, 4.6, 5.0,
4.8};
cov={3.2 1.58 1.60 1.66 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
1.58 3.98 1.7 1.62 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
1.60 1.70 4.04 1.65 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
1.66 1.62 1.65 4.56 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 3.00 1.66 1.70 1.68 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 1.66 3.50 1.75 1.65 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 1.70 1.75 3.80 1.60 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 1.68 1.65 1.60 4.08 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 2.88 1.57 1.65 1.62 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 1.57 3.22 1.60 1.64 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 1.65 1.60 3.46 1.66 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 1.62 1.64 1.66 3.50 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2.88 2.67 2.74 2.70,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2.67 3.15 2.80 2.75,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2.74 2.80 3.25 2.66,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2.70 2.75 2.66 3.00};

X[nn:n*i,]= RandNormal(n, Mean, Cov);
id[nn:n*i,]=repeat (i,n,1);
end;
veri=id||X;
create analiz var{id x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7 x8 x9 x10 x11 x12 x13 x14 x15
x16};
append from veri;
quit;
run;
proc corr data=Analiz COV OUTP=kovaryans;
```

```
var x1-x16;
format x1-x16 8.2;
run;
proc print data=kovaryans;
    var x1-x16;
    format x1-x16 f8.4;
run;
```

EK – 2

Başlangıç Parametre Tahminlerinin Elde Edilmesinde Kullanılan SAS Programı Kodları

```
proc iml;
n=5000;
r=1;
X=J (n*r , 16 , .) ;
id=J (n*r , 1 , .);
do i=1 to r;
nn= (n*(i-1)+1);

mean={5.5, 5.8, 6.0, 6.2, 6.0, 6.2, 5.8, 5.6, 5.6, 6.1, 6.3, 6.0, 4.3, 4.6, 5.0,
4.8};
cov={3.1541 1.5775 1.5695 1.5526 0.0367 0.1017 0.0595 0.0469 0.0117
0.0096 -0.0161 0.0259 -0.0233 -0.0092 -0.0279 -0.0189,
1.5775 3.9500 1.7180 1.5932 -0.0338 -0.0173 -0.0105 0.0087 -0.0316 -
0.0850 -0.0852 -0.0841 -0.0266 -0.0242 -0.0504 -0.0167,
1.5695 1.7180 4.1055 1.6180 0.0358 0.0458 0.0196 0.0418 0.0543 0.0296
-0.0297 0.0752 -0.0232 0.0071 -0.0419 -0.0178,
1.5526 1.5932 1.6180 4.4010 -0.0239 -0.0447 -0.0476 -0.0420 0.0281
0.0376 0.0637 0.1472 -0.0094 0.0037 -0.0171 0.0143,
0.0367 -0.0338 0.0358 -0.0239 3.0236 1.6542 1.7005 1.7640 -0.0263 -
0.0480 -0.0668 -0.0540 -0.0275 0.0035 0.0091 -0.0151,
0.1017 -0.0173 0.0458 -0.0447 1.6542 3.4486 1.6677 1.6952 0.0700
0.0304 0.0220 -0.0443 -0.0192 -0.0217 0.0116 -0.0250,
0.0595 -0.0105 0.0196 -0.0476 1.7005 1.6677 3.7328 1.6167 0.0214
0.0403 -0.0748 -0.0328 -0.0136 -0.0061 -0.0020 0.0000,
0.0469 0.0087 0.0418 -0.0420 1.7640 1.6952 1.6167 4.1882 -0.0432 -
0.0349 0.0145 -0.1500 -0.0705 -0.0297 -0.0419 -0.0708,
0.0117 -0.0316 0.0543 0.0281 -0.0263 0.0700 0.0214 -0.0432 2.8137
1.5748 1.6285 1.6161 0.0648 0.0780 0.0807 0.0650,
0.0096 -0.0850 0.0296 0.0376 -0.0480 0.0304 0.0403 -0.0349 1.5748
3.3096 1.6160 1.7169 0.0336 0.0307 0.0564 0.0226,
-0.0161 -0.0852 -0.0297 0.0637 -0.0668 0.0220 -0.0748 0.0145 1.6285
1.6160 3.3225 1.6262 0.0266 0.0178 0.0517 0.0118,
0.0259 -0.0841 0.0752 0.1472 -0.0540 -0.0443 -0.0328 -0.1500 1.6161
1.7169 1.6262 3.5428 0.0518 0.0222 0.0623 0.0115,
-0.0233 -0.0266 -0.0232 -0.0094 -0.0275 -0.0192 -0.0136 -0.0705 0.0648
0.0336 0.0266 0.0518 2.7690 2.5670 2.6259 2.5938,
-0.0092 -0.0242 0.0071 0.0037 0.0035 -0.0217 -0.0061 -0.0297 0.0780
0.0307 0.0178 0.0222 2.5670 3.0768 2.6940 2.6640,
```

```
-0.0279 -0.0504 -0.0419 -0.0171 0.0091 0.0116 -0.0020 -0.0419 0.0807
0.0564 0.0517 0.0623 2.6259 2.6940 3.1342 2.5442,
-0.0189 -0.0167 -0.0178 0.0143 -0.0151 -0.0250 0.0000 -0.0708 0.0650
0.0226 0.0118 0.0115 2.5938 2.6640 2.5442 2.9026};

X[nn:n*i,]= RandNormal(n, Mean, Cov);
id[nn:n*i,]=repeat (i,n,1);
end;
veri=id||X;
create analiz var{id x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7 x8 x9 x10 x11 x12 x13 x14 x15
x16};
append from veri;
quit;
run;
proc calis data=analiz method=ml ALPHARMSEA=0.05 outfit=uyumist
OUTRAM=katsayılar nop;
by id;
lineqs
x1=b1 f1 + EX1,
x2=b2 f1 + EX2,
x3=b3 f1 + EX3,
x4=b4 f1 + EX4,
x5=b5 f2 + EX5,
x6=b6 f2 + EX6,
x7=b7 f2 + EX7,
x8=b8 f2 + EX8,
x9=b9 f3 + EX9,
x10=b10 f3 + EX10,
x11=b11 f3 + EX11,
x12=b12 f3 + EX12,
x13=b13 f4 + EX13,
x14=b14 f4 + EX14,
x15=b15 f4 + EX15,
x16=b16 f4 + EX16;
STD
EX1 EX2 EX3 EX4 EX5 EX6 EX7 EX8 EX9 EX10 EX11 EX12 EX13 EX14 EX15
EX16 F1 F2 F3 F4= VEX1 VEX2 VEX3 VEX4 VEX5 VEX6 VEX7 VEX8 VEX9
VEX10 VEX11 VEX12 VEX13 VEX14 VEX15 VEX16 VF1 VF2 VF3 VF4;
COV
f1 f2=theta12,
f1 f3=theta13,
f1 f4=theta14,
f2 f3=theta23,
f2 f4=theta24,
```

```
f3 f4=theta34;
run;
proc univariate data=uyumist noprint;
output out=fitort mean=ortalamalar;
class FitIndex;
var FitValue;
run;
proc univariate data=katsayılar noprint;
output out=katort mean=ortalamalar;
class _NAME_;
var _ESTIM_;
run;
```

EK – 3

Simülasyon Çalışmasında Kullanılan SAS Programı Kodları

```
PROC IML;
L={0.9910 0 0 0,
1.0287 0 0 0,
1.0326 0 0 0,
0.9855 0 0 0,
0 0.9991 0 0,
0 0.9112 0 0,
0 0.9394 0 0,
0 0.9513 0 0,
0 0 0.9760 0,
0 0 0.9930 0,
0 0 1.0208 0,
0 0 1.0575 0,
0 0 0 0.9999,
0 0 0 1.0331,
0 0 0 1.0215,
0 0 0 1.0114};
PH={1.5529 0.1007 0.0272 -0.0380,
0.1007 1.8526 0.0064 -0.0212,
0.0272 0.0064 1.5693 0.0176,
-0.0380 -0.0212 0.0176 2.5305};
TE={1.6468 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 2.1868 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 2.4294 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 2.7907 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 1.2417 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 1.8573 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 2.1619 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 2.4637 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 1.2367 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.6833 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.6926 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.7760 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.2187 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.4041 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.4993 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.2978};
COV=(L*PH*L`)+TE;
S=SQRT(DIAG(COV));
SINV=INV(S);
```

```
CORR=SINV*COV*SINV;
/* PRINT CORR S;*/
RUN;
QUIT;

DATA A(TYPE=CORR);
_TYPE_='CORR';
INPUT X1 X2 X3 X4 X5 X6 X7 X8 X9 X10 X11 X12 X13 X14 X15 X16;
DATALINES;
1 0.4541946 0.4414532 0.4107121 0.0318425 0.0277082 0.027014
0.0261969 0.0089377 0.0083615 0.0084692 0.0085176 -0.012752 -
0.012397 -0.01219 -0.012588
0.4541946 1 0.4170151 0.3879758 0.0300797 0.0261743 0.0255185
0.0247467 0.008443 0.0078986 0.0080004 0.0080461 -0.012046 -
0.011711 -0.011515 -0.011891
0.4414532 0.4170151 1 0.377092 0.0292359 0.02544 0.0248027
0.0240524 0.0082061 0.0076771 0.0077759 0.0078204 -0.011709 -
0.011382 -0.011192 -0.011557
0.4107121 0.3879758 0.377092 1 0.0272 0.0236685 0.0230755 0.0223775
0.0076347 0.0071425 0.0072344 0.0072758 -0.010893 -0.01059 -0.010412
-0.010753
0.0318425 0.0300797 0.0292359 0.0272 1 0.5206024 0.5075595
0.4922068 0.0021478 0.0020093 0.0020352 0.0020468 -0.007266 -
0.007063 -0.006945 -0.007172
0.0277082 0.0261743 0.02544 0.0236685 0.5206024 1 0.4416598
0.4283005 0.0018689 0.0017484 0.0017709 0.0017811 -0.006323 -
0.006146 -0.006043 -0.006241
0.027014 0.0255185 0.0248027 0.0230755 0.5075595 0.4416598 1
0.4175701 0.0018221 0.0017046 0.0017266 0.0017364 -0.006164 -
0.005992 -0.005892 -0.006085
0.0261969 0.0247467 0.0240524 0.0223775 0.4922068 0.4283005
0.4175701 1 0.001767 0.001653 0.0016743 0.0016839 -0.005978 -
0.005811 -0.005714 -0.005901
0.0089377 0.008443 0.0082061 0.0076347 0.0021478 0.0018689
0.0018221 0.001767 1 0.5119759 0.5185696 0.5215346 0.0062683
0.0060936 0.0059916 0.0061874
0.0083615 0.0078986 0.0076771 0.0071425 0.0020093 0.0017484
0.0017046 0.001653 0.5119759 1 0.4851371 0.4879109 0.0058642
0.0057008 0.0056053 0.0057885
0.0084692 0.0080004 0.0077759 0.0072344 0.0020352 0.0017709
0.0017266 0.0016743 0.5185696 0.4851371 1 0.4941947 0.0059397
0.0057742 0.0056775 0.005863
```

```
0.0085176 0.0080461 0.0078204 0.0072758 0.0020468 0.0017811
0.0017364 0.0016839 0.5215346 0.4879109 0.4941947 1 0.0059737
0.0058072 0.00571 0.0058965
-0.012752 -0.012046 -0.011709 -0.010893 -0.007266 -0.006323 -0.006164
-0.005978 0.0062683 0.0058642 0.0059397 0.0059737 1 0.8947853
0.879809 0.9085527
-0.012397 -0.011711 -0.011382 -0.01059 -0.007063 -0.006146 -0.005992 -
0.005811 0.0060936 0.0057008 0.0057742 0.0058072 0.8947853 1
0.8552915 0.8832342
-0.01219 -0.011515 -0.011192 -0.010412 -0.006945 -0.006043 -0.005892 -
0.005714 0.0059916 0.0056053 0.0056775 0.00571 0.879809 0.8552915 1
0.8684512
-0.012588 -0.011891 -0.011557 -0.010753 -0.007172 -0.006241 -0.006085
-0.005901 0.0061874 0.0057885 0.005863 0.0058965 0.9085527
0.8832342 0.8684512 1
;
PROC FACTOR N=16 OUTSTAT=FACOUT NOPRINT;
run;
DATA PATTERN;
SET FACOUT;
IF _TYPE_='PATTERN';
DROP _TYPE_ _NAME_;
RUN;
PROC IML;
USE PATTERN;
READ ALL VAR _NUM_ INTO F;
n=50;
r=1000;
F=F`;
/* PRINT F;*/
STD={1.7809755 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 1.9570681 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 2.0211876 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 2.0733771 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 1.7581146 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 1.8426847 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 1.9485298 0 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 2.0347606 0 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 1.6527485 0 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.7974167 0 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.8242428 0 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.8790844 0 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.6579186 0 0 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.7620702 0 0,
```

```
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.7719428 0,
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.6989186};
XYY=J (n*r , 16 , .) ;
id=J (n*r , 1 , .);
do i=1 to r;
nn=n*(i-1)+1;

X=RANNOR(J(n,16,0));
XT=X`;
XTCORR=F*XT;
XTSTD=STD*XTCORR;
XYY[nn:n*i,]=XTSTD`;
id[nn:n*i,]=repeat (i,n,1);
end;
XY=id||XYY;
CREATE VERİ FROM XY[COLNAME={id X1 X2 X3 X4 X5 X6 X7 X8 X9 X10 X11
X12 X13 X14 X15 X16}];
APPEND FROM XY;
QUIT;
RUN;
PROC CALIS DATA=VERİ METHOD=ML COV OUTRAM=SEMOUT1
ALPHARMSEA=0.05 OUTFIT=UYUMİST1 NOP;
by id;
LINEQS
x1=b1 f1 + EX1,
x2=b2 f1 + EX2,
x3=b3 f1 + EX3,
x4=b4 f1 + EX4,
x5=b5 f2 + EX5,
x6=b6 f2 + EX6,
x7=b7 f2 + EX7,
x8=b8 f2 + EX8,
x9=b9 f3 + EX9,
x10=b10 f3 + EX10,
x11=b11 f3 + EX11,
x12=b12 f3 + EX12,
x13=b13 f4 + EX13,
x14=b14 f4 + EX14,
x15=b15 f4 + EX15,
x16=b16 f4 + EX16;
STD
EX1 EX2 EX3 EX4 EX5 EX6 EX7 EX8 EX9 EX10 EX11 EX12 EX13 EX14 EX15
EX16 F1 F2 F3 F4= VEX1 VEX2 VEX3 VEX4 VEX5 VEX6 VEX7 VEX8 VEX9
VEX10 VEX11 VEX12 VEX13 VEX14 VEX15 VEX16 VF1 VF2 VF3 VF4;
```

```
COV
f1 f2=theta12,
f1 f3=theta13,
f1 f4=theta14,
f2 f3=theta23,
f2 f4=theta24,
f3 f4=theta34;
RUN;
DATA SEMOUT1;
SET SEMOUT1;
KEEP id _NAME_ _ESTIM_;
RUN;
proc univariate data=uyumist1 noprint;
output out=fitort1 mean=ortalamalar1;
class FitIndex;
var FitValue;
run;
proc univariate data=semout1 noprint;
output out=katort1 mean=ortalamalar1;
class _NAME_;
var _ESTIM_;
run;
```

Özgeçmiş

Bireysel Bilgiler

Adı-Soyadı : İlkay DOĞAN
Doğum tarihi ve yeri : 09/07/1989 - KIRŞEHİR
Uyruğu : TC
Medeni durumu : Bekar
İletişim adresleri : ilkaydogan@aku.edu.tr

Eğitim Durumu

Derece	Okul/Üniversite	Alan/Fakülte/Bölüm	Mezuniyet yılı
İlköğretim	TED Aliağa Koleji	İngilizce	2003
Lise	Afyon Fen Lisesi	Fen-Matematik	2006
Lisans	Balıkesir Üniversitesi	Fen Edebiyat Fakültesi, Matematik Bölümü	2010
Yüksek Lisans	Afyon Kocatepe Üniversitesi	Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı	2012

Yabancı Dil **:** İngilizce (ÜDS=72,5)

Mesleki Deneyim **:**

Kurum	Yıl	Görev
Afyon Kocatepe Üniversitesi, Veteriner Fakültesi, Biyoistatistik Anabilim Dalı	2010-…	Araştırma Görevlisi

YAYINLAR

A.Makaleler

1. KILIÇ, İ. ve **DOĞAN, İ.** (2011). Veteriner Fakültesi Laboratuvarlarındaki Biyogüvenlik Durumuna Yönelik Akademisyen Görüşleri: Afyon Kocatepe Üniversitesi'nde Bir Uygulama. ***Afyon Kocatepe Üniversitesi Veteriner Fakültesi Dergisi*, 4(2):15-22.**

2. SARAÇLI, S. KILIÇ, İ. **DOĞAN, İ.** GAZELOĞLU, C. (2013). An Application of Data Envelopment Analysis on Marble Factories. ***Journal of Inequalities and Applications (ISI)*, 2013:139. DOI: 10.1186/1029-242X-2013-139 ISSN: 1029-242X**

3. IŞIK, Ö. GÖKDEMİR, K. BASTIK, C. YILDIRIM, İ. **DOĞAN, İ.** (2013). A Study On Elite Wrestlers: Weight Loss And Depression. **Niğde Üniversitesi Beden Eğitimi Ve Spor Bilimleri Dergisi, 7(3):216-223. ISSN: 1307-6477**

4. DOĞAN, İ. ve KILIÇ, İ. (2014). A Comparative Study on Variance Components Estimation Methods. ***Düzce Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 4(2):9-14.**

5. SARAÇLI, S. KILIÇ, İ. TÜRKAN, H. A. DURSUN, P. **DOĞAN, İ.** ÖZDEMİR, Ş. GAZELOĞLU, C. (2014). Üniversite Öğrencilerinin Çevresel Bilgi Ve Davranışlarının Yapısal Eşitlik Modeli İle İncelenmesi. ***International Anatolia Academic Online Journal,* 2(1):1-11.**

B. Sözlü ve Poster Bildiriler

1. KILIÇ, İ. **DOĞAN, İ.** SELVİ, P. GAZELOĞLU, C. SARAÇLI, S. (2011): *Bulanık Tip II Basit Doğrusal Regresyon Analizi.* **13. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 12-14 Eylül 2011, Kızılcahamam/Ankara. *(Sözlü Bildiri)***

2. GAZELOĞLU, C. **DOĞAN, İ.** KILIÇ, İ. SARAÇLI, S. (2012): *Robust Fuzzy Type II Simple Linear Regression Analysis: A Monte Carlo Simulation Study.* **8. Uluslararası İstatistik Günleri Sempozyumu, Anadolu Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik Bölümü, 11-13 Ekim 2012, Eskişehir. *(Sözlü Bildiri)***

3. DOĞAN, İ. KILIÇ, İ. GAZELOĞLU, C. SARAÇLI, S. (2012): *Varyans Bileşeni Tahmin Yöntemlerine Yönelik Bir Değerlendirme.* **Uluslararası Katılımlı XIV. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, Erciyes Üniversitesi ve Biyoistatistik Derneği, 4-7 Eylül 2012, Kayseri. *(Sözlü Bildiri)***

4. DOĞAN, İ. KILIÇ, İ. (2012): *A Comparative Study on Variance Components Estimation Methods.* **International Congress in Honour of Professor Hari M. Srivastava, 23-26 Ağustos 2012, Bursa. (Sözlü Bildiri)**

5. **DOĞAN, İ.** SARAÇLI, S. KILIÇ, İ. GAZELOĞLU, C. (2012): *An Application of Data Envelopment Analysis on Marble Factories.* **International Congress in Honour of Professor Hari M. Srivastava, 23-26 Ağustos 2012, Bursa. (Sözlü Bildiri)**

6. IŞIK, Ö. GÖKDEMİR, K. BASTIK, C. YILDIRIM, İ. **DOĞAN, İ.** (2013): *Elit Güreşçilerde Dehidratasyonun Depresyon Üzerine Etkisi.* **5. Antrenman Bilimi Kongresi, 02-04 Temmuz, Ankara. (Poster Bildiri)**

7. GÜMÜŞ, H. IŞIK, Ö. DOĞANAY, G. **DOĞAN, İ.** (2014): *Çevresel Duyarlilik ve Boş Zaman Engelleri İlişkisi*, **3. Uluslararası Bilim Kültür ve Spor Kongresi, 24-26 Mayıs, Bulgaristan. (Sözlü Bildiri)**

8. **DOĞAN, İ.** KILIÇ, İ. SARAÇLI, S. GAZELOĞLU, C. (2015): *Principal Components Regression and An Application.* **4th International Conference on Mathematics & Information Science (ICMIS 2015), 5-7 Şubat 2015, Zewail City, Egypt. (Sözlü Bildiri)**

9. TANDOGAN, M. **DOGAN, İ.** ÇELİKELOĞLU, K. (2015): Current status of water buffalo breeding and estimation of coming years with trend analysis in Turkey. **8th Asian Buffalo Congress, 21-25 Nisan 2015, İstanbul, Türkiye. (Poster Bildiri)**

Bilimsel Etkinlikler

Burslar

1. TÜBİTAK 2211/A YURTİÇİ DOKTORA BURS PROGRAMI

Projeler

1. "Afyonkarahisar İlindeki Mermer Fabrikalarının Verimliliklerinin İstatistiksel Tekniklerle İncelenmesi" (2011): Afyon Kocatepe Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi (BAP) PROJE NO: 11.FENED.09. Proje Yöneticisi: Sinan SARAÇLI, Araştırmacılar: Süleyman DÜNDAR, İbrahim KILIÇ, İrfan Celal ENGİN, **İlkay DOĞAN**, Cengiz GAZELOĞLU, Zeyni ARISOY, Huriye TELLİ.

2. "Üniversite Öğrencilerinin Çevresel Bilgi Ve Davranışlarının Yapısal Eşitlik Modeli İle Incelenmesi" (2013): Afyon Kocatepe Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi (BAP) PROJE NO: 13.FENED.10. Proje Yöneticisi: Sinan SARAÇLI, Araştırmacılar: İbrahim KILIÇ, Ayça Hatice TÜRKAN, Pınar DURSUN, **İlkay DOĞAN**, Şenay ÖZDEMİR, Cengiz GAZELOĞLU.