



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**ORDİNAL VERİLERDE DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ:
SAĞLIK ALANINDA UYGULANAN BİR ÖLÇEK ÜZERİNE
UYGULAMA**

Volkan TÜRKMEN

**BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

DANIŞMAN

Doç. Dr. Serdal Kenan KÖSE

ANKARA

2019

**TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ORDİNAL VERİLERDE DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ:
SAĞLIK ALANINDA UYGULANAN BİR ÖLÇEK ÜZERİNE
UYGULAMA**

Volkan TÜRKMEN

**BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Serdal Kenan KÖSE**

**ANKARA
2019**

Etik Beyan

Ankara Üniversitesi

Sağlık Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü'ne,

Yüksek Lisans tezi olarak hazırlayıp sunduğum “Ordinal Verilerde Doğrulayıcı Faktör Analizi: Sağlık Alanında Uygulanan Bir Ölçek Üzerine Uygulama” başlıklı tez; bilimsel ahlak ve değerlere uygun olarak tarafımdan yazılmıştır. Tezimin fikir/hipotezi tümüyle tez danışmanım ve bana aittir. Tezde yer alan araştırma tarafımdan yapılmış olup, tüm cümleler, yorumlar bana aittir. Yukarıda belirtilen hususların doğruluğunu beyan ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı: Volkan TÜRKMEN

Tarih: 28.05.2019

İmza:


Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü

Biyostatistik Anabilim Dalında

Volkan TÜRKMEN tarafından hazırlanan

“ORDİNAL VERİLERDE DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ: SAĞLIK ALANINDA UYGULANAN BİR ÖLÇEK ÜZERİNE UYGULAMA” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından YÜKSEK LİSANS/DOKTÖRA TEZİ olarak OY BİRLİĞİ / OY ÇOKLUĞU ile kabul/ret edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 28.05.2019

İmza

Prof. Dr. S. Yavuz SANİSOĞLU
Yıldırım Beyazıt Üniversitesi
Jüri Başkanı

İmza

Doç. Dr. Beyza Doğanay ERDOĞAN
Ankara Üniversitesi
Raportör

İmza

Doç. Dr. S. Kenan KÖSE
Ankara Üniversitesi
Üye

Tez hakkında alınan jüri kararı, Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu tarafından onaylanmıştır.

İmza

Prof. Dr. Mehmet AKAN
Sağlık Bilimleri Enstitüsü Müdürü

İÇİNDEKİLER

Etik Beyan Sayfası	ii
Kabul ve Onay Sayfası	iii
İçindekiler	iv
Önsöz	vi
Simgeler ve Kısaltmalar	viii
Şekiller	xii
Çizelgeler	xiii
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırmanın Konusu	1
1.2. Faktör Analizi	4
1.2.1. Açıklayıcı Faktör Analizi	7
1.2.2. Doğrulayıcı Faktör Analizi	13
1.3. Doğrulayıcı Faktör Analizinde Tahmin Yöntemi Seçimini Etkileyen Faktörler	17
1.3.1. Çok Değişkenli Normallik (Multivariate Normal Distribution)	18
1.3.2. Gözlenen Verilerin Ölçüm Tipi	21
1.3.3. Aykırı Değer (Outlier) ve Eksik Veri (Missing Value)	22
1.3.4. Örneklem Hacmi (Sample Size) ve Hesabı	27
1.3.4.1. Satorra – Saris Yaklaşımı	29
1.3.4.2. MacCallum Yaklaşımı	30
1.3.4.3. Monte Carlo Yaklaşımı	31
1.4. Ordinal Doğrulayıcı Faktör Analizi	32
1.4.1. CVM ve UBN Yaklaşımı	38
1.4.2. Polikorik Korelasyon	46
1.5. Doğrulayıcı Faktör Analizi Aşamaları	53
1.5.1. Modelin Formülasyonu (Belirlenmesi)	54
1.5.1.1. Doğrulayıcı Faktör Analizi Denklem, Matris ve Şekilsel Gösterimi	57
1.5.2. Modelin Tanımlaması	63
1.5.3. Modelin Tahmini Ve Tahmin Metotları	68
1.5.3.1. EÇÖ (En Çok Olabilirlik Yöntemi)	69
1.5.3.2. ADF-WLS (Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Tahmin Yöntemi)	74
1.5.3.3. Satorra-Bentler Yaklaşımı	77
1.5.3.4. WLSM-WLSMV (Ortalama ve Varyans Düzeltmeli Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi)	83

1.5.4. Modelin Değerlendirilmesi	91
1.5.4.1. Uyum İyiliği İndeksleri	94
1.5.4.1.1. Genel Model Uyumu	96
1.5.4.1.2. Mutlak Uyum İndeksleri (Absolute Fit Indices)	100
1.5.4.1.2.1. Uyum İyiliği İndeksi (GFI)	100
1.5.4.1.2.2. Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (AGFI)	101
1.5.4.1.2.3. Hata Kareleri Ortalamalarının Karekökü (RMR) ve Standartlaştırılmış Hata Karelerinin Ortalamalarının Karekökü (SRMR)	102
1.5.4.1.2.4. Hoelter's CN (Kritik N)	103
1.5.4.1.2.5. Akaike Bilgi Kriteri (AIC)	104
1.5.4.1.2.6. Bayes Bilgi Kriteri (BIC)	105
1.5.4.1.2.7. Beklenen Çapraz Geçirgenlik İndeksi (ECVI)	105
1.5.4.1.3. Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri (Relative Fit Indices)	106
1.5.4.1.3.1. Tucker-Lewis İndeksi (TLI/RHO)	106
1.5.4.1.3.2. Normlaştırılmış Uyum İndeksi (NFI)	107
1.5.4.1.3.3. Artışlı Uyum İndeksi (IFI)	108
1.5.4.1.4. Tutarlı/Koruyucu Uyum İndeksleri (Parsimony Fit Indices)	108
1.5.4.1.5. Merkezi Olmayan Temele Dayalı İndeks (Noncentrality-based Indices)	110
1.5.4.1.5.1. Ortalama Hata Karekök Yaklaşımı (RMSEA)	110
1.5.4.1.5.2. Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI)	111
1.5.4.1.6. Ağırlıklandırılmış Hata Kareleri Ortalamalarının Karekökü (WRMR)	113
2. GEREÇ VE YÖNTEM	115
2.1. Araştırmanın Türü	115
2.2. Araştırmada Kullanılan Ölçek	115
2.3. Araştırmada Kullanılan Paket Programlar	119
3. BULGULAR	120
3.1. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları	122
3.2. Doğrulayıcı Faktör Analizi Sonuçları	125
4. TARTIŞMA	138
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	142
ÖZET	143
SUMMARY	145
KAYNAKLAR	147
ÖZGEÇMİŞ	164

ÖNSÖZ

Likert tipteki ölçüm araçlarının sosyal bilimler alanında olduğu gibi sağlık bilimlerinde de çok yaygın bir şekilde kullanımı son yıllarda hızla artmaktadır. Ölçeklerin yapısal geçerliğinin değerlendirilmesinde en çok kullanılan açıklayıcı (AFA) ve doğrulayıcı (DFA) faktör analizleri iki önemli varsayım üzerine kurulmuştur. İlk varsayım ölçüm türünün sürekli olması ikincisi ise çok değişkenli normal dağılımdır.

Likert tipi ölçeklerden elde edilen sıralı kategorik (ordinal) veriler çoğunlukla bu varsayımları sağlayamamaktadır. Bu yüzden, AFA ve DFA'da doğru, tutarlı, etkili, güvenilir ve yansız parametre tahminlerinin, standart hataların ve uyum iyiliği indekslerinin elde edilmesi için robust parametre tahmin yöntemlerine ihtiyaç duyulmuştur. “Ordinal Verilerde Doğrulayıcı Faktör Analizi: Sağlık Alanında Uygulanan Bir Ölçek Üzerine Uygulama” isimli çalışmamızda sağlık alanına uygulanan Likert türü bir ölçek ile elde edilen sıralı kategorik verilerin yapısal geçerliği AFA ve DFA ile robust (güçlü) yöntemler kullanılarak değerlendirilmiş elde edilen sonuçlara göre en uygun yöntemler belirlenmiştir.

İki sene süren Yüksek lisans tez hazırlama yolculuğumda bana verdiği destekten dolayı Sayın Doç.Dr. Serdal Kenan KÖSE hocama çok teşekkür ediyorum.

Ankara Üniversitesi Biyoistatistik Anabilim Dalında Yüksek Lisans eğitimim boyunca beni değerli bilgilerinden faydalandıran değerli hocalarıma da teşekkürlerimi sunuyorum.

Beni büyüten, bu günlere gelmeme vesile olan başta rahmetli annem Yeter TÜRKMEN ve babam Mustafa TÜRKMEN'e saygılarımı sunuyorum.

Tez çalışması sürecinde bana manevi destek olan değerli eşim Zehra TÜRKMEN'e oğullarım Enes Taha ve Mustafa Emir TÜRKMEN'e göstermiş oldukları sabır ve anlayıştan ötürü teşekkür ederim.



SİMGELER ve KISALTMALAR

AFA: Açıklayıcı Faktör Analizi (Exploratory Factor Analysis)

ADF: Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem (Asymptotically Distribution Free Method)

AGFI: Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (Adjusted Goodness of Fit Index)

AGLS: Keyfi Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi (Arbitrary Generalized Least Square)

AIC: Akaike Bilgi Kriteri (Akaike Information Criterion)

BIC: Bayesyan Bilgi Kriteri (Bayesian Information Criterion)

CAIC: Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (Consistent Akaike Information Criterion)

cat-WLS: Kategorik Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (Categorical Weighted Least Squares)

cat-DWLS: Kategorik Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi (Categorical Diagonally Weighted Least Squares)

CFI: Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (Comparative Fit Index)

CN: Kritik Örneklem Büyüklüğü (Critical N)

CVM: Sürekli / Kategorik değişkenler metodolojisi (Continuous / Categorical Variable Methodology)

δ : x'in ölçüm hataları

DFA: Doğrulayıcı Faktör Analizi (Confirmatory Factor Analysis)

DWLS: Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi (Diagonally Weighted Least Squares)

ϵ : y'nin ölçüm hataları

η : Gizil içsel değişken

ECVI: Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi (Expected Cross Validation Index)

EÇO: En Çok Olabilirlik

EM: Beklenti Maksimizasyonu (EM-EMA)

EPC: Beklenen Parametre Değişim (Expected Parameter Change)

FIML: Tam bilgi en çok olabilirlik (Full Information Maximum Likelihood)

full-WLS: Tam Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (Full Weighted Least Squares)

Γ : ξ 'nin η ile ilişki (regresyon) katsayısı

GLS: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares)

GFI: Uyum İyiliği İndeksi (Goodness of Fit Index)

IFI: Artan Uyum İndeksi (Incremental Fit Index)

IRT: Madde yanıt kuramı (Item Response Theory)

κ : Gizil Ortalamalar

ξ : Gizil dışsal değişken

Λ_y : y 'nin η ile ilişki (regresyon) katsayısı

Λ_x : x 'in ξ ile ilişki (regresyon) katsayısı

LM: Lagrange çarpanı (Lagrange Multiplier)

ML: Maximum Likelihood

MAP: En Küçük Ortalamalı Kısmi Korelasyon (Minimum Average Partial)

MAR: Rastsal Kayıp (Missing at Random, MAR)

MCAR: Tamamıyla Rastsal Kayıp (Missing Completely at Random, MCAR)

MI: Çoklu Veri Yükleme (MI)

MNAR: Rastsal Olmayan Kayıp (Missing Not At Random, MNAR)

MRFA: En Küçük Ranklı Faktör Analizi (Minimum Rank Factor Analysis)

MLM: Ortalama Düzeltmeli En Çok Olabilirlik (scaled, $S-B_{sc}$, Maximum Likelihood parameter estimates with Mean adjusted)

MLMV: Ortalama ve Varyans Düzeltmeli En Çok Olabilirlik (adjusted, $S-B_{adj}$, Maximum Likelihood parameter estimates with Mean-Variance adjusted)

MLR: Yuan-Bentler Düzeltmeli EÇO Yönteminin Dengi (Maximum Likelihood parameter estimates Robust to non-normality and non-independence of observations, Yuan-Bentler T2)

NFI: Normlaştırılmış Uyum İndeksi (Normed Fit Index)

NOR: Normal Ogive yaklaşımı (Normal Ogive Approach)

Ψ : ζ' nin kovaryans matrisi ($E(\zeta \zeta')$)

Φ : ξ' nin kovaryans matrisi ($E(\xi \xi')$)

PAF: Temel Aksis Faktörleştirilmesi (Principal Axis Factors)

PCA: Principal Component Analyze

PFGI: Tutarlı Uyum İndeksi (Parsimonuos Goodness of Fit Index)

PML: Bölüntülenmiş En Çok Olabilirlik (Partitioned Maximum Likelihood)

PNFI: Tutarlı Standart Uyum İndeksi (Parsimony Normed Fit Index)

POM: Orantısal Odds Model yaklaşımı (Proportional Odds Model Approach)

RML: Robust En Çok Olabilirlik

RMR: Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Residuals)

RMSEA: Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (Root Mean Square Error of Approximation)

sd: Serbestlik Derecesi

SRMR: Standartlaştırılmış Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (Standardized Root Mean Square Residuals)

S-B χ^2 : Satorra-Bentler ölçeklenmiş χ^2 istatistiği

τ : Gösterge Ortalamaları

Θ_ϵ : ϵ' nun kovaryans matrisi ($E(\epsilon \epsilon')$)

Θ_δ : δ' nin kovaryans matrisi ($E(\delta \delta')$)

TBA: Temel Bileşenler Analizi

TLI-NNFI: Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (Tucker-Lewis Index - Non-Normed Fit Index)

UBN: Altta yatan (temel) iki deęişkenli normal daęılım yaklaşımı (Underlying Bivariate Normal Approach)

ULS: Aęırlıklandırılmamış En Küçük Kareler (Unweighted Least Squares)

UMN: Altta yatan (temel) çok deęişkenli normal daęılım yaklaşımı (Underlying Multivariate Normal Approach)

URVA: Temel deęişken yaklaşımına (Underlying Response Variable Approach)

WLS: Aęırlıklandırılmış En Küçük Kareler (Weighted Least Squares)

WLSM: Ortalama Düzeltmeli Aęırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi

WLSMV: Ortalama ve Varyans Düzeltmeli Aęırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi

X: ξ 'nin gözlenen göstergeleri

Y: η 'nin gözlenen göstergeleri

YEM: Yapısal Eşitlik Modellemesi (Structural Equation Modelling)

Ç: Eşitliklerdeki gizil hatalar

ŞEKİLLER

Şekil 1.1. Psycinfo Veritabanında 1930 ile 2000 Yılları Arasında Yayımlanan Faktör Analizi Uygulanmış Psikoloji Makaleleri Grafiği (Pett ark., 2003, s:7)	17
Şekil 1.2. Temel Değişken Yaklaşımının (URVA) Tek Faktörlü Ölçüm Modeli (Kline, 2016, s:327)	56
Şekil 1.3. Temel Değişken Yaklaşımının (URVA) Tek Faktörlü Ölçüm Modeli ve Polikorik Korelasyon ile Gösterimi	57
Şekil 1.4. Temel Sürekli Değişken Yaklaşımı Grafiği (Finney ve DiStefano, 2006, s: 286)	64
Şekil 1.5. Tek Faktör Ölçüm Modeli	71
Şekil 1.6. İlişkisiz Ölçüm Modeli	72
Şekil 1.7. Birincil Seviye DFA Modeli	73
Şekil 1.8. İkincil Seviye DFA Modeli	74
Şekil 1.9. Bağımsız Modelden Doymuş Modele Doğru Uyum İyiliği İndekslerinin Uyum Dereceleri	110
Şekil 3.1. Duygusal Emek Ölçeğine Ait Üç Faktörlü Birincil Düzey DFA Modeli	137

ÇİZELGELER

Çizelge 1.1. Sürekli Verilerin Analizi İçin Öneriler ve Uyarılar (Finney ve DiStefano, 2006, s:298, Tablo9.5)	57
Çizelge 1.2. Ordinal Verilerin Analizi İçin Öneriler ve Uyarılar (Finney ve DiStefano, 2006, s:299)	58
Çizelge 1.3. Ölçek Maddelerine Verilen Cevapların Frekansları (Finney ve DiStefano, 2006, s:284)	62
Çizelge 1.4. Eşik Değerleri ve Birikimli Alanlar (Finney ve DiStefano,2006,s:284)63	
Çizelge 1.5. Kalite ve Tatmin Durumu Değişkenleri Arasındaki Kontenjans Tablosu (Finney ve DiStefano, 2006, s:285)	63
Çizelge 1.6. DFA’da Kullanılan Semboller ve Anlamları	69
Çizelge 1.7. Sıralı Kategorik Veriler için Mplus Tahmin Teknikleri (Finney ve DiStefano, 2006, s:293)	102
Çizelge 3.1. Polikorik Korelasyon Matrisi	133
Çizelge 3.2. Pearson Korelasyon Matrisi	134
Çizelge 3.3. Örneklem Yeterliliği Ölçüleri	134
Çizelge 3.4. Üç Farklı Faktör Çıkartma Yöntemi ile Elde Edilen Faktör Yükleri ve Faktör Sayısı Belirleme	135
Çizelge 3.5. EÇO Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	138
Çizelge 3.6. EÇO Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	139
Çizelge 3.7. Satorra-Bentler Düzeltmeli EÇO Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	140
Çizelge 3.8. Satorra-Bentler Düzeltmeli EÇO Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	141
Çizelge 3.9. ADF Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	142
Çizelge 3.10. ADF Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	143
Çizelge 3.11. CVM Tekniği ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	144
Çizelge 3.12. CVM Tekniği ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	145
Çizelge 3.13. WLSM Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	146
Çizelge 3.14. WLSM Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	147
Çizelge 3.15. WLSMV Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri	148
Çizelge 3.16. WLSMV Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri	149

1. GİRİŞ

1.1. Araştırmanın Konusu

Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) son yıllarda popülerliği ve kullanım alanı hızla artan istatistiki yöntemler bütünüdür. Nedensel ilişkiyi bulmak her ilim dalının ulaşmayı istediği en önemli amaç ve bu amaca ulaşmak için çok çeşitli istatistiksel analizler kullanılmaktadır. Fen bilimleri bulmak istediği nedensel ilişkiyi laboratuvarlarda çok çeşitli deney düzenekleriyle sağlayabilirken, sosyal bilimler, psikiyatri ve ekonomi gibi gözleme dayalı ilimler ise nedensel ilişki ağlarını güçlü istatistiki analiz metotlarıyla elde edebilmektedir.

Son yıllarda sağlık alanında da kullanım alanı gittikçe genişleyen YEM'in kökeni faktör analizi (Spearman, 1904) ve path analizine (Wright 1918, 1921, 1934) dayanmaktadır. Ölçüm modelinin (faktör analizi) ve yapısal modelin (path analizi) birbiri ile entegrasyonu sonucu YEM isimli genelleştirilmiş analitik bir çalışma alanı oluşturulmuştur (Jöreskog 1967, 1969, 1973; Keesling 1972 ve Wiley, 1973). YEM'de gözlenemeyen (latent/yapı/faktör) değişkenler gözlenen indikatör değişkenler tarafından tahmin edilir. Faktörler arası ilişki ölçüm hatalarının etkisinden bağımsızdır (Jöreskog, 1973; Jöreskog, 1979; Bentler 1980, 1983 ve Bollen, 1989a)

YEM ve doğrulayıcı faktör analizi (DFA) model içindeki gözlenen değişkenlere ait ölçüm hatalarıyla başa çıkmak için bir mekanizma sağlar. YEM, günümüz araştırmacılarının öne sürdüğü nedensel modellerin testinde kullanılan en güçlü yöntemler bütünüdür.

Likert tipteki ölçüm araçlarının sosyal bilimler alanında olduğu gibi sağlık bilimlerinde de çok yaygın bir şekilde kullanımı son yıllarda hızla artmaktadır. Ölçeklerden elde edilen bilgilerin güvenilir bir şekilde kullanılabilmesi için doğru istatistiksel analizlerin uygulanması gerekir. Likert tipi ölçekler ordinal ölçüm türünde veriler üretirler. Çoğu istatistiksel yöntemin doğru sonuçlar üretebilmesi ilk olarak sürekli değişken varsayımının karşılanmasına bağlıdır. Açıklayıcı faktör analizi (AFA), DFA ve YEM'de güvenilir sonuçlar elde etmek için sürekli ölçüm türünde değişkenlere ihtiyacı vardır. İkinci önemli varsayım ise çoğu istatistiksel analiz için vazgeçilemeyecek çoklu normal dağılımdır. Ordinal değişkenler kategorik doğası yüzünden çoğunlukla bu varsayımları karşılayamazlar.

AFA ve DFA'da değişkenler sürekli tipte ve çoklu normal dağılıyorsa etkili, yansız ve tutarlı sonuçlar elde etmek olası iken bu varsayımlar karşılanamadığında ise güvenilir sonuçlara ulaşılamamaktadır. Çoklu normal dağılan sürekli değişkenler için bu iki istatistik analiz türünde de çok gelişmiş parametre tahmin metotları bulunmaktadır. Fakat sıralı ve sırasız kategorik veriler için en uygun tahmin metotlarına ait metodolojik çalışmalar günümüzde halen devam etmektedir.

Bu tezin amacı, ordinal ölçüm türündeki değişkenlerin, polikorik korelasyon matrisi ilişki ölçüm aracı kullanılarak ordinal AFA ile öncelikle faktör yapısını ortaya çıkartmak, sonra da ordinal DFA ile bu yapının eldeki veriye uyumunu kontrol etmektir. Literatürden farklı tarafı duygusal emek davranışını ölçmek için geliştirilen Duygusal Emek Ölçeğinin yapısal geçerliğini değerlendirmek için ordinal değişkenler arasındaki ilişki polikorik korelasyon matrisi ile ölçülmüş ve ilk defa bu matris kullanılarak, ordinal açıklayıcı faktör analizinde robust faktör çıkartma yöntemleri, doğrulayıcı faktör analizinde ise robust parametre tahmin yöntemleri uygulanmıştır. Ordinal AFA'da çok değişkenli normal dağılım gerektirmeyen Nunnally ve Bernstein (1994) ile Fabrigar ve ark. (1999) tarafından tavsiye edilen Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler (Unweighted Least Squares, ULS) faktör çıkartma yöntemi, En küçük ranklı faktör analizi (Minimum Rank Factor Analysis, MRFA) isimli faktör çıkartma

yöntemi ve sonuçların karşılaştırılması için ise Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analyze, TBA) kullanılmıştır (Baglin, 2014). DFA'da alternatif olarak kullanılması önerilen (Curran ve ark., 1996) robust yöntemler; asimptotik olarak dağılımdan bağımsız yöntem (Asymptotically Distribution Free Method, ADF), Sürekli / Kategorik değişkenler metodolojisi (Contionous / Categorical Variable Methodology-CVM) tekniği, ortalama düzeltmeli ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLSM), ortalama ve varyans düzeltmeli ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLSMV) ve ortalama düzeltmeli Satorra-Bentler (scaled, MLM, S-B_{sc}) yöntemleri ile elde edilen sonuçların karşılaştırılması için geleneksel tahmin yöntemlerinden En Çok Olabilirlik (Maximum Likelihood, EÇO) kullanılmıştır.

Çalışmanın ilk bölümünde faktör analizi açıklanmış tarihsel gelişim süreci ortaya konmuştur. İkinci bölümde AFA ve DFA kısaca açıklanmıştır. Bilgiyi edinme aracı olarak Likert tipi ölçekler kullanıldığında elde edilen ordinal verilerin analizinde hangi tür tahmin metotları kullanılması gerektiği özet şekilde anlatılmıştır. Üçüncü bölümde DFA'da tahmin yöntemlerini seçmede etkili olan faktörlerin neler olduğu belirtilmiştir. Bu faktörler detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Dördüncü bölümde ordinal DFA açılanmış etkili, güvenilir ve yansız parametre tahminlerinin, standart hataların ve uyum iyiliği indekslerinin elde edilmesi için robust (sağlam) yöntemler ve farklı yaklaşımlara ihtiyaç duyulduğu anlatılmıştır. CVM ve UBN yaklaşımları ile Polikorik korelasyonun önemi izah edilmiştir. Beşinci bölümde doğrulayıcı faktör analizi uygulamasının 5 aşamadan meydana geldiği ifade edilmiştir. Modelin belirlenmesi, tanımlanması, tahmini, değerlendirilmesi ve modifikasyonu alt başlıkları detaylı bir biçimde yazılmıştır. Modelin belirlenmesi aşamasında teorik yapının önemi ve modelin dayanacağı kuramsal yapı olmadan DFA'nın yapılamayacağı belirtilmiştir. Model tanımlama aşamasında tahmini yapılan parametrelere ait tek bir çözümünün olup olmayacağını önemi ve tanımlama tipleri anlatılmıştır. Modelin tahmini kısmında ordinal DFA'da kullanılması önerilen parametre tahmin metotları tanıtılmıştır. Modelin değerlendirilmesi bölümünde izlenmesi gereken yollar belirtilmiş ve model uyumunda kullanılan uyum iyiliği indeksleri tanıtılmıştır. Gereç ve Yöntem kısmında araştırmanın amacı ve tipi anlatılmış, araştırmada kullanılan

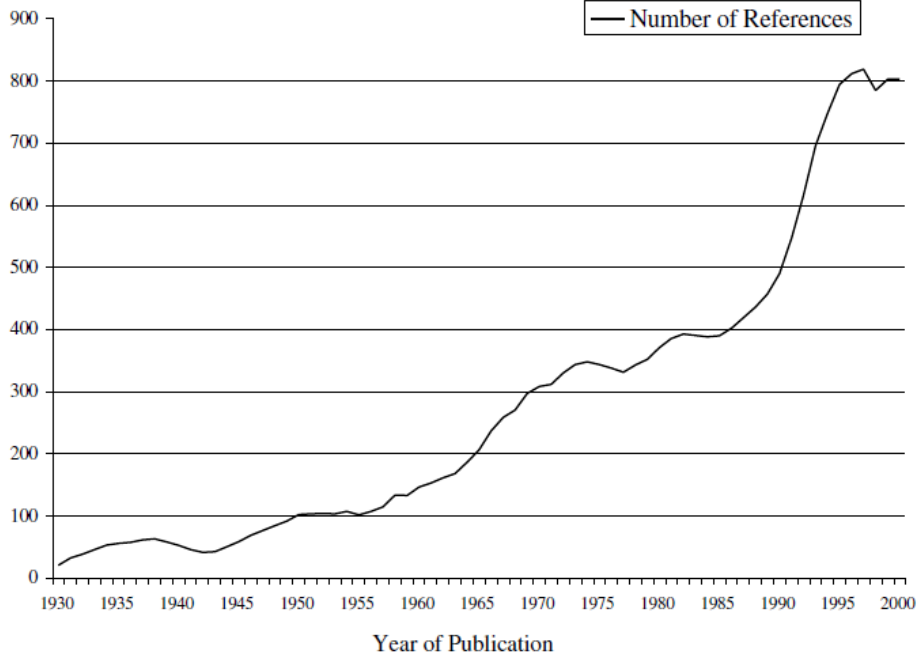
ölçeğin tanıtımı yapılmış ve kullanılan paket programlar tanıtılmıştır. Sonraki bölümler de bulgular, tartışma ile sonuçlar ve öneriler kısmı yer almıştır.

1.2. Faktör Analizi

Faktör, doğrudan ölçülemeyen ve ölçüm türü bilinmeyen değişkenlere verilen isimdir. Faktör modeli, teorik olarak ifade edilebilen yapılardır. Faktörler latent (gizil) yapılar olduğu için ölçülebilen değişkenler tarafından ölçülebilir bir değişken haline getirilir (Bartholomew, 1984 ve Cureton ve D'Agostino, 1983). Faktör analizi hem keşfedici hem de doğrulayıcı özelliğe sahip en önemli çok değişkenli analiz türlerinden birisidir. Açıklayıcı faktör analizi (AFA) gözlenen değişkenlere ait ilişki matrisindeki bilgiyi kullanarak faktör yapısını ortaya çıkarır. Elde edilen bu yapının teorik yapıya uygunluğunu sorgulayan hipotez doğrulayıcı faktör analizi (DFA) aracılığı ile test edilir.

Faktör analizi 20. yüzyılın başında Spearman (1904, 1922, 1923, 1928, 1929) tarafından ortaya konulmasından itibaren yüzyıl boyunca gelişimini sürdürmüş ve en çok tercih edilen çok değişkenli analiz türlerinden birisi olmuştur. 1904'den 1930'ların sonuna kadar İngiliz psikiyatri uzmanları tarafından insan zekasının boyutlarını ölçmek için kullanılmıştır. Spearman ve arkadaşları, insan zekasının boyutlarını faktör analizi ile değerlendirmiş ve iki boyutlu "g" teorisini geliştirmişlerdir (Burt, 1939, 1941; Garnett, 1919; Ledermann, 1937, 1938 ve Thomson, 1934, 1936, 1938). Bu tarihten 1960'ların sonuna kadar faktör analizi alanında Amerikalı uzmanlar söz sahibi olmuşlardır. Thurstone ve öğrencileri, Spearman'ın insan zekasının boyutlarını ölçmek için önerdiği iki boyutlu faktör yapısını eleştirmiş çok boyutlu faktör yapısını önermişlerdir. 1960'ların sonunda ise başta Jöreskog olmak üzere Avrupalı bilim adamları (Goldberger ve Sörbom gibi) faktör analizinde söz sahibi olmaya

başlamışlardır. Jöreskog (1967, 1969, 1970) doğrulayıcı faktör analizinin ve yapısal eşitlik modelinin teorik yapısını oluşturmuştur (Pett ark., 2003).



Şekil1.1 Psycinfo Veritabanında 1930 ile 2000 Yılları Arasında Yayınlanan Faktör Analizi Uygulanmış Psikoloji Makaleleri Grafiği (Pett ark., 2003)

Şekil1.1.'deki grafikte de görüldüğü gibi 1930'dan sonra psikoloji alanındaki yayınlarda faktör analizinin kullanımı 5'er yıllık aralıklarda ivmeli olarak artmıştır (Pett ark., 2003).

Faktör analizi, 20. yüzyılın ilk yarısında psikoloji uzmanları (psychologists) tarafından insan beyninin kabiliyetlerini ölçmek ve anlamak için kullanılan psikolojik testleri geliştirmek amacıyla bulunmuştur. 1940 yılında, İskoçyalı istatistikçi Derrick Lawley en çok olabilirlik (EÇO) faktör analizini formüle etmiştir (Lawley, 1940) ancak o yıllarda yapılan bu çalışma hak ettiği ilgiyi görmemiştir. Jöreskog'a göre o zamanda bu formülün uygulanması için kolay ve etkili bir hesap metodu yoktur. Faktör analizi ile ilgili literatür incelendiğinde, 20. yüzyılın ilk yarısındaki yayınların çoğunun

psikiyatriyelere ait olduđu, ikinci yarısında ise yayınların çoğunun istatistikçiler tarafından yazıldığı görülür (Jöreskog, 2011).

20. yüzyılın son elli yılında faktör analizinde istatistiksel metodoloji açısından inanılmaz gelişme kaydedilmiştir. Hesaplama metotları da aynı şekilde inanılmaz derecede gelişmiştir. Bu periyot içinde faktör analizi uygulama alanı genişleşmiş, psikoloji alanında sıkça kullanılan bu analiz türü ekonomi, sosyoloji, biyoloji, eğitim ve sağlık gibi birçok alanda kendine yer bulmuştur (Jöreskog, 2011).

Tucker 1955'te yazdığı makalede ilk defa keşfedici ve doğrulayıcı (exploratory-confirmatory) faktör analizi terimlerini kullanmıştır. Ölçeklerin yapısal geçerliğini değerlendirmek için kullanılan AFA ve DFA iki önemli varsayıma ihtiyaç duymaktadır. Değişkenlerin sürekli türde ve çok değişkenli normal dağılıma sahip ana kütlede gelmesi gerekir. Eğer bu varsayımlar karşılanırsa en doğru sonuçlar elde edilir. AFA için doğru ve etkili faktör yükleri, DFA için ise yansız, tutarlı ve etkili parametre tahminlerine ulaşılır. Faktör analizi denince ilk olarak akla Açıklayıcı Faktör analizi gelir.

Temel bileşenler analizi (TBA) ve faktör analizinin (FA) en temel amaçları boyut indirgemektir. Başlangıçta her değişken bir boyutu temsil eder. Birbiri ile belirli düzeyde ilişkiye sahip olan değişkenler aynı boyut içinde yer alarak boyut sayısı azaltılmış olur. TBA'da bu boyuta temel bileşen ismi verilirken ortak faktör ailesini oluşturan metotlar ile elde edilen boyutlara ise faktör denmektedir. Ortak faktör ailesi, çok değişkenli yapıların içindeki ilişkilerin yapısını keşfetmek ve çok boyutluluğu en aza indirgemek için kullanılan çok geniş kullanım alanı olan yöntemler bütünüdür (Bartholomew, 1980).

Sağlık bilimlerinde ilk olarak psikiyatri alanında sonra da diğer alanlarda bilgi edinme aracı olarak Likert tipi ölçekler çokça kullanılmaktadır. Bu tür ölçekler ordinal veri

üzerine kuruludurlar. Likert tipi ölçeklerden elde edilen ordinal verilerin modellendiği AFA’da faktör yüklerinin ve DFA’daki ölçüm modelinin analizi sonucunda etkili, güvenilir ve yansız parametre tahminlerinin, standart hataların ve uyum iyiliği indekslerinin elde edilmesi için robust yöntemlere ihtiyaç duyulmuştur. AFA’da EÇO değil de temel aksis faktörleştirilmesi (Principal Axis Factors-PAF) ve ağırlıklandırılmamış en küçük kareler (ULS) gibi robust faktör çıkartma yöntemleri, DFA’da ise geleneksel tahmin yöntemlerinin (EÇO ve GLS gibi) haricinde Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Yöntem (Asymptotically Distribution Free Method, ADF), Ortalama ve Varyans Düzeltmeli Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (WLSMV) yöntemi ve diğer parametre tahmin yöntemlerine başvurulur.

1.2.1. Açıklayıcı Faktör Analizi

Açıklayıcı faktör analizi gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiler açısından faktör yapısını keşfetmeye çalışan çok değişkenli bir analiz türüdür. Faktör analizinin bir çeşitidir. Doğrudan ölçülemeyen ve ölçüm türü bilinmeyen gizli değişkenlere faktör, boyut ve yapı gibi farklı isimler verilir. Teorik olarak ifade edilebilen kavramsal yapılardır. Gözlenen ve ölçülebilen değişkenler tarafından ölçümü yapılabilen gizil yapılardır (Bartholomew, 1984 ve Cureton ve D’Agostino, 1983). Gözlenen değişkenlere ait korelasyon matrisindeki bilgilerin kullanılması yoluyla elde edilirler.

Birbiri ile belirli düzeyde ilişkiye sahip olan değişkenler aynı boyut içinde yer alarak boyut sayısı azaltılmış olur. TBA’da bu boyuta temel bileşen ismi verilirken ortak faktör ailesini oluşturan metotlar ile elde edilen boyutlara ise faktör denmektedir (Bartholomew, 1980). TBA boyut indirgemek için, Ortak faktör ailesindeki yöntemler ve diğer faktör çıkartma yöntemleri ise faktöriyel yapıyı ortaya çıkartmak için kullanılır. TBA, Ortak faktör ailesinden tamamen farklı boyut indirgeme yöntemidir. TBA yöntemi Pearson tarafından geliştirilmiş ve faktör analizine Spearman tarafından uygulanmış hesaplaması kolay bir yöntemdir (Osborne ve Costello, 2005). Osborne ve Costello’ya (2005) göre faktör analizi için TBA’nın kullanılması yanlıştır çünkü bu

analiz yalnızca boyut indirgemek için kullanılmalıdır. Bu yazarlar bu konu ile ilgili literatürde bir anlaşmazlığın olduğunu belirtmiştir. TBA'nın kullanımının sınırlı olması gerektiğini savunan grup (Bentler ve Kano, 1990; Gorsuch, 1990 ve MacCallum ve Tucker, 1991) ile faktör analizi ile benzer sonuçlar verdiğini bu yüzden de kullanılmasını tercih eden iki ayrı grup görüş mevcuttur (Steiger, 1990; Velicer ve Jackson, 1990 ve Osborne ve Costello, 2005)

Ortak faktör ailesi, çok değişkenli yapıların içindeki ilişkiler ağını keşfetmek ve çok boyutluluğu en aza indirgemek için kullanılan çok geniş kullanım alanı olan yöntemler bütünüdür (Bartholomew, 1980). Ortak faktör ailesine dahil olan yöntemler şunlardır: PAF, iterasyonlu temel eksen faktörleştirme (iterated PAF), alfa faktörleştirme (alpha factoring), imaj faktörleştirme (image factoring). Diğer faktör çıkartma yöntemleri; ULS, EÇO, Diyagonal Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (DWLS) ve en küçük ranklı faktör analizidir (Minimum Rank Factor Analysis, MRFA) (Baglin, 2014 ve Osborne ve Banjanovic, 2016).

Faktör analizine başlamadan önce, korelasyon matrisinin faktör analizine uygunluğu araştırılır. İlk olarak korelasyon matrisinin birim matristen farklılığı Bartlett's küresellik testi ile, örneklem yeterliliği ise Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) testi ile değerlendirilir. Faktör sayısına karar vermek için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Kaiser-Guttman kuralı veya Kaiser kriteri (Kaiser, 1960) olarak bilinen 1'den büyük özdeğeri anlamlı faktör olarak sayan birinci yöntemdir. İkincisi Varyans açıklama oranı ve üçüncüsü ise Cattell (1966) tarafından önerilen yamaç birikinti grafiğidir (Scree Plot). Bu yöntemlere alternatif olarak Horn (1965) tarafından paralel analiz ve Velicer (1976) tarafından ise en küçük ortalamalı kısmi korelasyon olarak adlandırılan (Minimum Average Partial, MAP) yöntemleri önerilmiştir.

Rotasyona ihtiyaç duyulmasının nedeni basit, açık, anlaşılabilir ve yorumu kolay faktör yapısını ortaya çıkartmaktır. Thurstone (1947) tarafından önerilen basit yapı (simple structure) kriterlerini sağlamak için yani bir faktör altındaki maddelerin yüklerini en yüksek yapmak ve faktörler arasındaki ilişki katsayısını en aza indirgemek

için faktör döndürme yöntemleri kullanılmaktadır. Dik (Orthogonal) ve eğik (Oblique) döndürme yöntemleri olmak üzere iki çeşidi vardır. Dik döndürme yöntemleri birbiri ile ilişkisiz faktörler üretirken, eğik döndürme yöntemleri ise ilişkili faktörler üretirler. (Osborne ve Costello, 2005) En çok bilinen dik döndürme yöntemleri; Quartimax (Carroll, 1953) ve Varimaxtır (Kaiser, 1958). Eğik döndürme yöntemlerinden en çok bilinenleri ise Promax (Hendrickson ve White, 1964) ve Direct Oblimin'dir (Jennrich ve Sampson, 1966).

Faktör analizi diğer çok değişkenli istatistik analizleri yada metotları gibi iki önemli varsayım üzerine kurulmuştur. İlk varsayım ölçüm türünün sürekli olması ikincisi ise çok değişkenli normal dağılımdır. Bu varsayımlar karşılandığında gözlenen değişkenlerin kendi arasındaki ve faktörler ile arasındaki doğrusal ilişki sağlanmış olur. Sürekli ve çok değişkenli normal dağılan değişkenler ile yapılan faktör analizi sonucunda doğru, tutarlı, yansız ve etkin sonuçlar elde edilir. Faktör analizi denince ilk olarak akla Açıklayıcı (Exploratory) Faktör analizi gelir.

İngiliz psikiyatrist Charles Spearman (1904, 1923, 1927) insan zekası üzerine yaptığı çalışmada farklı entellektüel aktiviteleri bir fonksiyon altında tanımlayıp ona da faktör adını vermiştir. Herhangi bir kabiliyet çifti arasındaki pozitif ilişkiyi açıklayabileceği "g" ismini verdiği genel bir faktör yapısını ortaya atmıştır. Yani eldeki maddeler arasındaki ilişkileri korelasyon analizi ile değerlendirmiş ve bu birlikte değişimi açıklayabileceğini düşündüğü faktör isimli yapıyı ortaya atarak ilk faktör analizinin ortaya çıkmasını sağlamıştır. Spearman'dan sonra faktör analizi keşfedici yönde gelişimine devam etmiştir. Thurstone (1931) faktör analizinin temel modelini değişkenleri faktörlerin ağırlıklandırılmış toplamları şeklinde göstererek ifade etmiştir (Pugesek ve ark., 2003). Hotelling (1933) ve Thurstone (1933) temel aksis (principal axes) faktör çıkartma metodunu tanıtmışlardır. EÇO yöntemi AFA'ya ilk olarak Lawley (1940) tarafından uygulanmıştır.

Osborne ve Costello (2005) yaptıkları çalışmada PsycINFO veritabanının iki yıllık faktör analizi makalelerini incelemişler 1700 çalışmanın yüzde ellisinden fazlasında faktör çıkartma yöntemi olarak TBA ve faktör döndürme yöntemi olarak da Varimax yönteminin kullanıldığını görmüşlerdir (Costello ve Osborne, 2005). Izquierdo ve ark. (2014), impact faktörü en yüksek 3 İspanyol psikoloji dergisinin 2011-2012 yılları arasında faktör analizi ile ilgili 117 makalesini incelemişlerdir. Bu inceleme sonucunda makalelerin yüzde ellisinden fazlasında (%58,1) TBA'nın faktör çıkartma yöntemi ve Varimax'ın da faktör döndürme yöntemi olarak kullanıldığını görmüşlerdir.

AFA'da çok değişkenli normal dağılım varsayımı karşılanabiliyorsa değişkenler arasındaki doğrusal ilişki de değişkenler arasındaki ikili normal dağılım da sağlanmış olur. Çok değişkenli normallik varsayımı iki kategorili değişkenlerin kullanıldığı çalışmalarda korunamaz (Mislevy, 1986). Sürekli tipteki veri ve çoklu normallik varsayımına dayanan faktör analizi kategorik değişkenlerin modele dahil edilmesi ile doğru sonuçlar vermemeye başlamış ve bu yüzden de robust (güçlü) çalışmalar hız kazanmıştır. Robust çalışmaları olarak adlandırılan istatistiksel prosedür, istatistiksel analizler sırasında kullanılan metotların ve tekniklerin dayandığı varsayımlardan sapmaların yaşandığı durumlarda elde edilen sonuçların doğruluğunu kontrol eden çalışmalardır (Box, 1953). Tahmin edicilerin robustluk özellikleri Monte Carlo simülasyon çalışmaları aracılığı ile araştırılır.

Kategorik değişkenlerin modellendiği faktör analizi çalışmaları ilk olarak Bock ve Lieberman (1970) tarafından yapılmıştır. En çok olabilirlik (EÇO) tahmin edicisinin kullanıldığı bu çalışmada tek faktörlü bir model analiz edilmiştir. En fazla 10-12 değişkenin analizinin yapılabildiği bu yöntemin hesap edilmesi zamanın şartlarına göre çok uzun sürdüğü için çok kullanışlı olmamıştır (Muthén, 1978).

İki kategorili deęişkenler için yapılan ikinci çalışma Christoffersson'e (1975) aittir. Bu tür deęişkenlerin analizi için ilk parametre tahmin yöntemi olan genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) yöntemini önermiştir. Ağırlık matrisi olarak Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (WLS) yönteminden elde edilen kovaryans matrisinin tersini kullanmıştır. İterasyon sırasında tek ve ikili deęişken istatistiklerinin integrasyonu kolay olmadığı ve çok uzun sürdüęü için çok kullanışlı bir yol olmadığı görülmüştür. Analiz sonucunda elde edilen parametre tahminlerinin asimptotik olarak uygun, en az varyanslı olduęu, Ki-kare istatistik deęerinin ve standart sapmaların asimptotik olarak doğru olduęu görülmüştür.

Üçüncüsü ise 1978 yılında Muthén'in yaptığı makale çalışmasıdır. Muthén bu çalışmada Christoffersson'in (1975) önerdiği genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) kadar etkili bir GLS yöntemi önermiştir. Bu çalışmanın en önemli özellięi ilk defa tetrakorik korelasyonun kullanılmış olmasıdır. Muthén (1978), kategorik verilerin analizinde doğru parametre tahminleri bulmak için 3 aşamalı bir metodoloji önermiştir. İkili kategorili deęişkenlerin ilişkisini doğru ölçen tetrakorik korelasyon matrisi kovaryans matrisine çevrilmiş ağırlık matrisi olarak bunun tersi kullanılmıştır (Forero ve ark., 2009).

Kategorik deęişkenlerin açıklayıcı faktör analizinde kullanılmak üzere Bartholomew (1980) çapraz (kontenjans) tablolarda uygulamak için koşullu olasılık fonksiyonu üzerine odaklanmıştır. Gözlenen deęişkenler ve faktörler arasındaki ilişki koşullu olasılık fonksiyonu ile ifade edilebilir. Bu fonksiyon gözlenen deęişkenler eęer sürekli türde ise olasılık yoğunluęunu (density), kategorik türde ise olasılık ağırlığını (mass) içerir. Bu araştırmalar, gözlenen deęişkenler ve latent faktörler arasındaki ilişki probit fonksiyon ile kurulursa minimum artıklar (minimal residual-MINRES), yani genel (ordinary) en küçük kareler faktör analizine ulaşılabileceğini göstermiştir (Bartholomew, 1980).

Mislevy (1986) yaptığı çalışmada doğrusal olmayan faktör modellerinde ağırlıklandırılmamış en küçük kareler (ULS), genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) ve en çok olabilirlik (EÇO) faktör analizi yöntemlerinin birbirine karşı avantajlarını karşılaştırmıştır. Her üç metot ile elde edilen faktör yükü tahminlerinin ve artıkların tutarlı olduğunu görmüştür. Sonuçlar, EÇO faktör çıkartma yönteminin gözlenen değişken sayısının çok olduğu ve az faktörün elde edildiği analizlerde diğer yöntemlere göre güçlü olduğunu göstermiştir. GLS metodu az değişken ve çok ortak faktör varsa tercih edilecek en iyi yöntemdir (Mislevy, 1986).

Fabrigar ve ark.'ına (1999) göre AFA'da değişkenler normal dağılıma yakın bir dağılım gösteriyorsa EÇO en iyi faktör çıkartma yöntemidir. Uyum iyiliği indeksleri hesaplanabilir. Bulunan faktör yüklerinin ve faktörler arası korelasyonların istatistiksel anlamlılığı test edilebilir. Güven aralıkları bulunabilir (Fabrigar ve ark., 1999). Eğer çok değişkenli normallik varsayımından çok uzaklaşırsa Nunnally ve Bernstein (1994) ile Fabrigar ve ark. (1999) tarafından tahmin metodu olarak PAF'ın, iterasyonlu PAF olarak bilinen temel faktör çıkartma yöntemlerinin yada ULS'nin kullanılması tavsiye edilmiştir. Farklı faktör çıkartma yöntemleri tavsiye edenler olmasına rağmen normal dağılıma yakınlıktan uzaklığa doğru sırasıyla EÇO, PAF ve ULS metotlarının en iyi sonuçları verdikleri görülmüştür (Osborne ve Costello, 2005).

Faktör analizinde doğru sonuçlar elde etmek için ölçüm türüne göre korelasyon tipinin doğru seçilmesi gerekir. Pearson korelasyon matrisi sürekli değişkenler için kullanıldığı gibi nominal ve ordinal değişkenlerin analizinde de yanlışlıkla kullanılmaktadır. Ordinal değişkenler gözlenemeyen sürekli değişkenlerin birer temsilcisidirler. İki gözlenemeyen sürekli değişken arasındaki ilişki polikorik korelasyon ile ölçülür. Bu korelasyon Pearson korelasyonunun en çok olabilirlik tahmin edicisidir. Altta yatan iki sürekli değişkenin bileşik dağılımının ikili normal dağılım göstermesi varsayımına bağlıdır. Jöreskog ve Sorbom (1986) ile Muthén ve Kaplan (1985) yaptıkları Monte Carlo çalışmalarında ordinal veriler için seçilmesi gereken matris tipinin polikorik korelasyon matrisi olduğunu belirtmişlerdir. Ordinal verili

faktör analizleri polikorik korelasyon ile yürütülmelidir. Likert türde ölçeklerin kullanıldığı ve ordinal cevaplara ulaşıldığı faktör analizlerinde değişkenlere ait dağılımlarda da eğer büyük basıklık ve çarpıklık değerlerine sahip ise Polikorik korelasyon kullanılmalıdır.

1.2.2. Doğrulayıcı Faktör Analizi

Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), Path analizi ve Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) bileşenlerinden oluşan çok değişkenli istatistiksel analiz türüdür. Son yıllarda, sağlık alanında sorunların çözümü için geliştirilen Likert tipteki ölçüm araçlarının yapısal geçerliğinin değerlendirmek için kullanım alanı oldukça yaygınlaşan çok güçlü bir veri analiz yöntemi haline gelmiştir. Gizli değişkenlerin modellendiği YEM, ölçüm modeli ve yapısal model olmak üzere iki basamaktan meydana gelmektedir.

DFA, YEM'in ölçüm modeli ile ilgilenir ve ölçüm modelinin yapısal geçerliğini araştıran analiz türüdür. Teorik modelin örneklem verisine uygunluğu hipotezini test eden istatistiksel analizdir. YEM, DFA aracılığı ile ölçüm modelindeki gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiden latent değişkenler üretir ve yapısal model ile bu üretilen latent değişkenler arasındaki ilişkiyi analiz eder (Wang ve Wang, 2012). Path analizi sadece gözlenen değişkenlerin arasındaki ilişkiyi analiz ederken, YEM ise latent değişkenler arasındaki nedensel ilişkiye odaklanmıştır.

James ve ark. (1982) latent değişkenli modeller için ölçüm modeli ve yapısal model olmak üzere iki basamaklı bir modelleme yaklaşımı önermiştir (Schumacker ve Lomax, 2010). Bu yaklaşıma yakın bir yaklaşım öne süren Anderson ve Gerbing (1988) kendi yaklaşımlarını şu şekilde ifade etmişlerdir; ölçüm modeli yakınsama (convergent), ayırimsama (discriminant) geçerliliğini değerlendirirken, yapısal model ise tahmin (predictive) geçerliliğini değerlendirmektedir. Mulaik ve ark. (1989) bu

görüşü genişletmiş, yapısal modeldeki latent değişkenler arasındaki uyumun değerlendirilmesinin ölçüm modelindeki latent ve gözlenen değişkenler arasındaki uyumun değerlendirilmesinden bağımsız olduğunu söylemiştir (Schumacker ve Lomax, 2010).

20. yüzyıl boyunca YEM'in gelişimine katkı yapan dört ana disiplin biyometri, ekonometri, psikometri ve sosyometridir (Pugesek ve ark., 2003). Pearson ile başlayan değişkenler arası ilişkilerin araştırılması, en çok merak edilen nedensel ilişkiler üzerine yoğunlaşmıştır. Bu ilgi Spearman'ın çalışmaları ile faktör analizi isimli istatistiksel metodun bulunmasına yol açmıştır. Biyometrisyen Wright, nedensel ilişkilerin araştırılmasında çığır açan path analizini bulmuştur. YEM'in kökenleri 20. yüz yılın başında Spearman'ın (1904) geliştirdiği faktör analizine ve Wright'ın bulduğu path analizine dayanır. Sewall Wright'ın 1920'lerde ve 1930'larda yol analizini geliştirmek için yaptığı çalışmalar YEM'in dayandığı en sağlam temellerden birini oluşturmuştur (Wright, 1921, 1934). Yol analizi 1966 yılına kadar sosyal bilimlere tanıtılmamıştır. Duncan (1966) sosyoloji, Werts ve Linn (1970) psikoloji alanına yazdıkları makaleler ile yol analizini tanıtmışlardır.

Doğrulayıcı faktör analizinin gelişiminde Howe (1955), Anderson ve Rubin (1956), Lawley (1958) ile Bock ve Bargman'ın (1966) büyük katkıları olmuştur. Bock ve Bargman 1966 yılında faktör analizinin doğrulanması problemini formüle etmiştir. Lawley (1943) ile Lawley ve Maxwell (1971) EÇO metodu ile tahmin edilen faktör yükleri ve artık varyanslarının en çok olabilirlik fonksiyonunun logaritması şeklinde ifade etmişlerdir. Jöreskog (1967) yakınsama problemini ortadan kaldırmak için Davidon-Fletcher-Powell (Fletcher ve Powell, 1963) tarafından önerilen algoritma ile yeni bir hesaplama geliştirmiştir (Pugesek ve ark., 2003).

1960'larda Karl Jöreskog'un doğrulayıcı faktör analizini geliştirmesi ile YEM'in temelleri atılmıştır. 1970'lerde Jöreskog ve arkadaşlarının çalışmaları ile YEM teknikleri sosyal ve davranışsal bilimler için ulaşılabilir hale gelmiştir. Günümüzdeki

gelişmeler ve kullanım alanı artan paket programlar ile geleneksel veri analiz yöntemlerinin çoğunu (Path analizi, DFA, Regresyon, Korelasyon) içine alan YEM popülerliğini arttırmıştır.

Jöreskog-Keesling-Wiley (JKW) yaklaşımı (Jöreskog, 1973, 1977; Keesling, 1972 ve Wiley, 1973) yapısal eşitlik sisteminin notasyonunu ifade eder. Bu yaklaşım ile ölçüm ve yapısal modelin denklemsel ve matris şeklindeki gösterimi sunulur. Jöreskog bu notasyonu kullanarak geliştirdiği LISREL modelini 1970 yılında ABD’de organize edilen konferansta sunmuştur. LISREL paket programının bütün versiyonları bu temel üzerine inşa edilmiştir (Pugesek ve ark., 2003).

Doğrulayıcı faktör analizi YEM içinde kendine yer bulmuş çok değişkenli bir analiz türüdür. Adından da anlaşılacağı üzere test edilen bir kuramsal yapıyı veya modeli doğrulamak için kullanılan bir analizdir. Yapısal Eşitlik Modellemesi, 20.yüzyıl boyunca biyometri, ekonometri, psikometri ve sosyometri gibi dört ayrı disiplin ile uğraşan bilim adamları tarafından geliştirilmiştir. Açıklayıcı ve Doğrulayıcı faktör analizinin başlangıcı psikoloji alanında, tahmin metotlarının ve modelin tanımlanmasına ait formülasyonlar ise ekonometri alanında yapılan çalışmalarla gelişmiştir. Path analizi biyoloji alanında yapılan çalışmalarla bulunmuş, gelişimi ise sosyolojik uygulamalarla gerçekleşmiştir. Bu üç çok değişkenli istatistik yöntemi Jöreskog tarafından LISREL modeli altında birleştirilmiştir (Pugesek ve ark., 2003).

DFA’nın davranışsal ve sosyal bilimlerin uygulama alanında çok büyük etkisi olmuştur. Araştırmacılar araştırdıkları gizil değişkenleri gözlenen değişkenler ile tanımlayabilmekte ve onların üzerine bina edebilmektedirler. Araştırmacıların çoğu son yıllarda açıklayıcı faktör analizinden çok doğrulayıcı faktör analizini kullanmaktadırlar (Jöreskog, 2011). DFA ekonometri, sağlık, biyoloji ile sosyal ve davranışsal bilimlerde Likert türü ölçeklerden elde edilen verilere ait kovaryans yapısının öncül hipotezlerinin test edildiği çok kullanışlı ve çok güçlü analiz

yöntemidir. Teorik yapının veriye uyumlu olduğunu iddia eden yokluk hipotezi (Null Hypothesis) ile alternatif hipotezi test eder. Son otuz yıl içinde uygulamalı araştırmalarda en çok popüler olan istatistiksel metotlardan birisidir. DFA'da genel olarak en çok kullanılan tahmin metodu EÇO'dur. (Bollen, 1989a; Kline, 2011 ve Bryant ve Jöreskog, 2016).

DFA'da ve YEM'de sıklıkla kullanılan EÇO metodu gözlenen değerlerin çoklu normal dağılımdan geldiği varsayımı altında doğru parametre tahminleri üretmektedir ancak bu varsayımın pratikte karşılanması çoğu zaman mümkün değildir. Bu tür modellerin analizi için birçok istatistiksel tahmin metodu geliştirilmiştir. Michael Browne (Browne, 1984) ve Albert Satorra (Satorra, 1989) gibi istatistikçiler tarafından geliştirilen bu metotlar normal dağılım varsayımını karşılamayan verilerin analizinde etkili olmaktadır. Kategorik verilerin modellenmesi çalışmalarına büyük katkısı olan David Bartholomew (Bartholomew ve Knott, 1999), Bengt Muthe'n (Muthe'n, 1984) ve Irini Moustaki (Moustaki, 2007) burada anılmadan geçilmemelidir (Jöreskog, 2011).

Sağlık alanında ve psiko sosyal alanlarda ölçüm yaptığımız enstrümanların içerdiği maddeler çoğunlukla ordinal cevaplar içermektedir. Likert tipli ölçek maddeleri sürekli veri olmamalarına rağmen çoğunlukla sürekli veriymiş gibi analiz edilmişlerdir oysaki sıralı kategorik veriler sürekli türde olmadığı için tekli ve çoklu dağılımları normal dağılım özelliği göstermez. Bu yüzden bu tür verilerin analizinde tahmin metodu olarak EÇO tahmin edicisinin kullanılması birçok yanlışlıklar doğurduğu için alternatif yeni yöntemler geliştirilmiştir (Olsson,1979).

Ordinal verilerin analizinde, EÇO tahmin metodu Pearson korelasyon matrisi ile değil de Polikorik korelasyon matrisi kullanılarak uygulandığında daha doğru parametre tahminleri bulunmuştur (Holgado-Tello ve ark., 2010). Fakat bunun yanında doğru olmayan standart hatalar ve çok büyük ki-kare test değerleri elde edilmiştir (Babakus ve ark., 1987; Rigdon ve Ferguson 1991 ve DiStefano 2002).

Açıklayıcı faktör analizinde her bir gözlenen değer farklı faktörler altında yüklenebiliyorken, DFA'da ise her bir değişken yalnızca belirlenen faktör altında yüklenir. Fakat, eğer teorik olarak desteklenirse birden çok faktör altında da yüklenebilir. Hipotezi sınanacak önerdiğimiz faktör yapısına karar vermek için, önceden farklı veya aynı anakütle üzerinde yapılmış araştırmalardan elde edilen sonuçlara ve teorik yapıya bakmak gerekir (Bowen ve Guo, 2012).

Açıklayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen faktör modeli DFA'da hipotezi test edilecek model olarak kullanılabilir. AFA'da model tahmin süreci farklı ve araştırmacının modelleme sürecine müdahalesi sınırlı olduğu için analiz sonucu elde edilen faktör yapısının DFA'da sınanacak tek model olarak önerilmesi en iyi yol değildir. DFA doğrulayıcı metoda sahip olduğu için hipotez olarak önerilen modelin teori ile uyumluluğu önem arz eder. AFA'da ise teorik yapıdan daha çok bu alanda önceden yapılan çalışmalardan elde edilmiş sonuçlar önemlidir (Bowen ve Guo, 2012).

1.3. Doğrulayıcı Faktör Analizinde Tahmin Yöntemi Seçimini Etkileyen Faktörler

Doğrulayıcı faktör analizinde doğru sonuçlara ulaşabilmek için en doğru parametre tahmin yöntemini seçmek gerekir. Yöntem seçimini etkileyen en önemli faktörler tahmin yöntemlerinin dayandığı varsayımlardır. Gözlenen Verilerin Ölçüm Tipi ve Çok Değişkenli Normallik ilk bakılması gereken faktörlerdir. İkinci sırada aykırı değer incelemesi ve eksik veri analizi ile örneklem hacmi gelir. Son sırada ise Modelin Doğru Belirlenmesi ve Modelin Büyüklüğü gelmektedir.

Tahmin yöntemi seçiminde birinci ve ikinci sırada etkili olan faktörler aşağıda belirtilmiştir.

1.3.1. Çok Değişkenli Normallik (Multivariate Normal Distribution)

Modelin analizi için kullanılacak tahmin yöntemini belirlemek için ilk olarak verilerin istatistiksel dağılımının bilinmesi gerekir. Parametre tahmin edicilerinin asimptotik olarak yansız, etkin ve tutarlı tahminler yapabilmeleri için çoklu normallik varsayımının sağlanması gerekir. Eldeki verilerin elde edildiği anakütle çok değişkenli normal dağılıma sahip ise EÇÖ ve genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) gibi tahmin yöntemleri kullanılır. Çoklu normal dağılımın varlığı Mardia test istatistiği ile araştırılabilir (Bollen, 1989a; Mardia, 1974 ve Doğan, 2013).

Bütün YEM programlarında varsayılan tahmin metodu EÇÖ'dür. Bu tahmin yöntemi çok değişkenli normallik varsayımı altında doğru sonuçlar vermektedir(Kline, 2011). Çok değişkenli normallik şunları ifade etmektedir;

1. Bütün gözlenen değişkenlerin tekli dağılımları normaldir.
2. İkili, üçlü ve diğer bütün bileşik dağılımlar normaldir.
3. İki değişkenli saçılım grafikleri doğrusaldır.

Çok değişkenli normal dağılım varsayımı yeterli ve tutarlı istatistikler üretmek için en önemli koşuldur. Tahmin metotları, gözlenen değişkenlerin dağılımına karşı çok duyarlıdır. Doğru tanımlı modellerden yeterli örnek büyüklüğüne ulaşıldığında çok değişkenli normal dağılım altında doğru ve kaliteli sonuçlar elde edilir. Değişkenlerin dağılım kalitesini ölçmek çok karmaşık bir süreçtir. Tek değişkenin, ikili ve çoklu değişkenlerin normal dağılımını değerlendirmek için değişkene ait çarpıklık (skewness) ve basıklık (kurtosis) değerlerine bakılabilir. Eğer veri seti çoklu normal dağılıyorsa alt kümeleride yani tekli ve ikili değişkenlerin dağılımı gibi normal dağılım sergiler. Bunun tersi her durumda doğru olmayabilir (Bowen ve Guo, 2012).

Çarpıklık ve basıklık katsayıları sıfır ise dağılımın şekli simetriktir, ortalaması ortancasına eşittir yani normal dağılım gösterir. Tek değişkenli çarpıklık ve basıklık değerlerinin kabul edilemez sınırlarını gösteren tanımlanmış bir kesim noktası yoktur. Kline'a (2011) göre eğer çarpıklık katsayısı -1 ve 1 aralığı dışında ise problem teşkil eder. Curran ve ark. (1996), çarpıklık değerinin 2'yi, basıklık değerinin ise 7'yi geçmesi durumunda dikkatli olunması gerektiğini bildirmişlerdir. Bazı yazarlar ise bu aralığı -3 ile 3 olarak belirtmişlerdir. Kline (2011) tarafından önerilen daha liberal bir yaklaşım ise, -10 ile 10 aralığı dışındaki basıklık değerleri dağılımın çok problemlili olduğunu, -20 ile 20 aralığı dışında ise çok ciddi problemin olduğunu göstermektedir. Gözlenen değişkenlerin çoğunun standardize çarpıklık ve basıklık değerleri eşik değerlerini aşarsa araştırmacıların normal dağılıma uymayan verilerin analizinde kullanılan tahmin yöntemlerini seçmeleri önerilir (Bowen ve Guo, 2012).

Kline normal dağılmayan verilerin analizinde doğru sonuçların elde edilmesi için dört adet strateji belirlemiştir (Kline, 2011):

(1) Normal dağılmayan verilerin dönüşüme tabi tutularak normalleştirilmesi ile elde edilen verilere EÇO yöntemi uygulanır. Ordinal değişkenlerin normallik dönüşümü sorunu çözememekte ve dönüştürülmüş verilerin yorumlanması çok karmaşık olmaktadır.

(2) Gözlenen veriler normal dağılıyormuş gibi EÇO parametre tahmin yöntemi ile analiz edilir sonra da Satorra-Bentler yöntemi ile Ki-kare değeri ve standart hatalar düzeltilir.

(3) Çok değişkenli normal dağılım gerektirmeyen ADF gibi yöntemlerin uygulanması. Bu yöntemin en büyük dezavantajı büyük örnek sayılarına ihtiyaç duymasıdır.

(4) Modelde kullanılan değişkenlerin ölçüm türlerine göre korelasyonlar kullanmak. Örneğin; eğer değişkenlerden ikisi de sıralı kategorik türde ise polikorik, sırasız

kategorik türde ise tetrakorik ve sıralı kategorik ile sürekli türde ise poliseriyal korelasyon katsayısı kullanılır. Değişkenlere özel ilişki matrislerinin ve onlara ait ağırlık matrislerinin kullanımı günümüzde çokça uygulanan bir yoldur (Bollen, 1989a ve Muthén ve Muthén, 1998–2012).

(5) Bollen (1989a) tarafından önerilen diğer bir çözüm de bootstrap yöntemidir. Bu yöntem yanlı parametre tahminlerini ve anlamlılık testlerini düzeltir fakat χ^2 istatistik değerinin yanlılığı devam eder (Curran ve ark., 1996).

Normal dağılım temelli parametre tahmin yöntemlerinin (EÇO ve GLS) değişkenlerdeki dağılımların normallikten sapma derecesinin ne kadarına kadar robust olacakları literatürde çokça tartışılmıştır. Finney ve DiStefano (2006) değişkenlerin her birine ait dağılımların çarpıklık ve basıklık değerlerinin sırası ile 2 ile 7 olabileceğini, Kline (2011) ise 3 ve 10 olabileceğini belirtmiştir. Mardia'nın normalleştirilmiş çok değişkenli basıklık istatistiğinin en yüksek kabul edilebilir sınırı 3'tür (Vaughan, 2009).

Mecklin ve Mundfrom'un (2005) yaptığı literatür taramasına göre, çok değişkenli normalliği değerlendiren 50'den fazla istatistiksel metot bulunmaktadır. Yaptıkları simülasyon çalışmasında bu metotları Tip1 ve Tip2 hata oranlarına göre değerlendirmişler ve bütün koşullarda iyi sonuç veren tek bir yöntem bulamamışlardır. Yazarlar, diğer testlere göre daha güçlü olduğu ve Tip1 hatayı kontrol edebildiği için Henze-Zirkler'in ve Royston'un çok değişkenli normallik testlerini önermişlerdir. Mecklin ve Mundfrom (2005) yaptıkları çalışmada, çok değişkenli normallikten sapmanın nedenini teşhis etmek için Mardia'nın çok değişkenli basıklık ve çarpıklık istatistiklerinin, ki-kare Q-Q plot grafik yaklaşımının kullanılmasını tavsiye etmektedirler. Eğer veriler çok değişkenli normal dağılıyorsa verilerin tekli ve ikişerli olarak da normal dağıldıkları söylenir. Eğer çok değişkenli çarpıklık ve basıklık katsayıları 0'dan istatistiksel olarak anlamlı derecede farklı ise çok değişkenli normallik varsayımı sağlanamaz (Wang ve Wang, 2012).

1.3.2. Gözlenen Verilerin Ölçüm Tipi

Ordinal veriler kategorik veri türünden olduğu için doğası gereği normal dağılımdan uzaklaşma eğilimindedirler. Bu durumlarda normal teori tabanlı EÇO metodunun kullanılması yanlış sonuçlar doğurur. Bunu önlemek için kategorik ve normallikten sapan sürekli verilerin analizinde kullanılmak üzere ADF gibi alternatif tahmin yöntemleri ve WLSMV ile Satorra-Bentler gibi robust tahmin yöntemleri geliştirilmiştir. Literatür incelendiğinde ölçekler ile yapılan araştırmaların büyük çoğunluğunda, yapısal geçerliğini değerlendirmek için uygulanan DFA sırasında parametre tahmin yöntemine karar verirken çoklu normallik varsayımına uygunluk incelenmemiştir (Yuan ve Bentler, 2001 ve Doğan, 2013).

DFA modeline dahil edilen veriler kategorik, ordinal veya sürekli tipte olabilir. AFA'nın ve DFA'nın en önemli varsayımlarından birisi modellemede kullanılan verilerin sürekli olmasıdır. Gerçek hayatta elde edilen verilerin çoğu kategorik ve ordinal tipte olduğu için sürekli verilerin analizinde kullanılan parametre tahmin yöntemlerinin kullanılması doğru bir seçim değildir (Harrington, 2009).

Bu ölçüm türündeki değişkenleri kategorik ve ordinal doğasını ihmal ederek onları sürekli veriymiş gibi yanlış tahmin metotları ile analiz edersek yanlış ve güvenilir olmayan sonuçlar elde edilir (Raykov ve Marcoulides, 2006). Bazı istisnai durumlarda örneğin, yaklaşık olarak normal dağılıyorsa, örnek sayısı yeterli düzeyde ve kategori sayısı en az 5 ise sürekli veriymiş gibi EÇO yöntemi ile DFA yapılabilir (Cohen ve ark., 2003).

Değişken türlerinin farklı olduğu modellerde değişkenlere ait en küçük varyans ile en büyük varyans arasındaki oranın 10 kattan büyük olmaması istenir. Bu durumda analiz sonucunda yakınsamama problemi ile karşılaşılır. Bunun çözümü ise düşük varyanslı

değişkenin sabit bir sayı ile çarpılması yolu ile diğer değişkenlerin varyansına benzer hale getirilmesidir (Kline, 2011).

Değişken türlerinin farklılığı ve normallik varsayımının ihlali durumunda alternatif çözüm yöntemlerine sahip olan araştırmacılar artılarını ve eksilerini hesaba katarak en doğru tahmin yöntemini seçmeleri gerekir.

1.3.3. Aykırı Değer (Outlier) ve Eksik Veri (Missing Value)

Bollen (1989a) ve Kline (2011) analize başlamadan önce tekli ve çoklu değişkenlere ait aykırı değerlerin incelenmesini önermişlerdir. Aykırı ve etkili değerler kabul edilemez sonuçların ortaya çıkmasına neden olurlar (Bowen ve Guo, 2012).

Yuan ve Bentler (1996) gözlenen veriler içinde aykırı değerlerin oranı çok az olsa bile uyum indekslerinin değerini şişirdiğini, parametre tahminlerinde yanlılığa neden olduğunu belirtmişlerdir. Bu problemin çözümü için Jöreskog (1977) ve Browne (1982), örneklem kovaryans matrisinin yerine güçlü (robust) kovaryans matrisinin kullanılmasını önermişlerdir (Yuan ve Bentler, 1996 ve Yuan ve Bentler, 1998).

Bir değişkene ait aşırı küçük ve büyük değer varsa buna tek değişkenli aykırı değer (univariate outlier), iki yada daha fazla değişkenin bileşiminden oluşuyorsa çok değişkenli aykırı değer (multivariate outlier) denir. Tek değişkenli aykırı değer, z standartlaştırması veya kutu grafiği (box-plot) gibi grafikler ile bulunur. Çok değişkenli aykırı değer ise Mahalanobis uzaklığı (Mahalanobis d-squared) değeri ile bulunur. Mahalanobis değerleri Ki-kare dağılımı gösterir ve bu değerler ki-kare istatistik değerleridir. Serbestlik derecesi değişken sayısını ifade etmektedir. Çok değişkenli aykırı değere karar vermek için Mahalanobis değeri serbestlik derecesine karşılık gelen ki-kare tablo değerinden büyük ise bu verinin çok değişkenli aykırı bir değer olduğuna karar verilir (Khine, 2013).

Tahmin yöntemi seçimini etkileyen faktörlerden bir diğeri ise kayıp verilerin durumudur. Kayıp veriler, içinde DFA'nın da bulunduğu çoğu istatistiksel analizin sonucunu etkiler. Veri setlerinin çoğu kayıp veri içermesine rağmen araştırmacılar kayıp veri yüzdesini ve analiz sırasında kayıp veri ile başa çıkma yöntemlerini belirtmezler. Eğer kayıp veriler analizden çıkarılırsa testin gücü düşer. Çalışma öncesinde çoğunlukla %80 güç ile elde edilen örnek sayıları kayıp veri yüzünden azalır ve istenen sonuç ve güç elde edilemez. Kayıp veriler bir desene sahipse doğrulayıcı faktör analizine geçmeden önce kayıp veri analizi ile bu sorun giderilir. Genel kabul gören birkaç tane kayıp veri ile başa çıkma yolu vardır (Harrington, 2009).

Kayıp veri analizinde, kayıp veri yüzdesinin çokluğundan daha önemli olan kayıp veri deseninin şeklidir (Savalei ve Bentler, 2005). Elde edilen verilerdeki kayıp veri deseninin bilinmesi kayıp veri ile başa çıkmak için bize en iyi yolu bulmakta rehberlik eder. Üç tip kayıp veri deseni vardır. Bunlar; Tamamıyla Rastsal Kayıp (Missing Completely at Random, MCAR), Rastsal Kayıp (Missing at Random, MAR) ve İhmal Edilemez Kayıp (Nonignorable, NI) diğeri bir isim ile Rastsal Olmayan Kayıp (Missing Not At Random, MNAR) olarak adlandırılmıştır (Harrington, 2009).

Kayıp veri analizinde kullanılacak yöntemin belirlenmesi için kayıp veri sürecinde rastgeleliğin farklı yöntemlerle irdelenmesi gerekir. Bu yöntemlerden en çok bilineni ve kullanılanı ise Little'ın MCAR testidir. Bu test rastgeleliğin araştırılmasında sıklıkla kullanılan bir χ^2 testidir. $p < 0,05$ olması durumunda veri yapısının Tamamıyla Rastsal Kayıp (MCAR) olmadığı sonucuna varılır.

Eğer kayıp veri yapısı MCAR ise, Liste Bazında Veri Silme (Listwise Deletion) yöntemi kullanıldığında elde edilen parametre tahminleri, standart hataları ve test istatistik değerleri (χ^2) tutarlı (consistent) ve yansız (unbiased) olur. Diğeri tür eksik verilerde bu yöntem etkili (efficient) değildir ve standart hatalar diğeri veri atama

yöntemlerine göre büyük çıkma eğilimindedir. Güven aralığı büyür, testin gücü düşer ve parametre tahmin kesinliği azalır. Schafer ve Graham (2002), bu yöntemin kayıp veri MCAR türünde ise ve veri silme oranı az ise çok etkili bir yöntem olduğunu belirtmiştir. MAR türü kayıp veri deseninde ise, bu yöntem ile uygun ve etkili sonuçlar elde edilemez.

Listwise ve pairwise silme yöntemleri kayıp verilerin olduğu analizlerde en çok kullanılan kayıp veri ile baş etme yöntemleri olmalarına rağmen tavsiye edilmezler (Allison, 2003 ve Schafer ve Graham, 2002). Geleneksel kayıp veri analizleri ve yeni yöntemlerin uygulandığı çalışmalar incelendiğinde Çoklu Veri Yükleme (Multiple Imputation , MI) ve tam-bilgi en çok olabilirlik (full information ML, FIML, Raw ML, Direct ML) yöntemlerinin diğerlerine göre daha üstün olduğu görülmüştür (Bowen ve Guo, 2012).

1987 yılında Little ve Rubin yayınladıkları çalışmalarında geliştirdikleri üç adet modern kayıp veri analizini tanıtmışlardır. Bunlar; Beklenti Maksimizasyonu (Expectation–Maximization, EM-EMA), Çoklu Veri Yükleme (MI) yöntemi ve tam-bilgi en çok olabilirlik (FIML) isimli üç metottur (Bowen ve Guo, 2012).

YEM ve DFA’da en fazla tercih edilen kayıp veri yöntemleri; FIML ve MI’dır. İki yöntemde örneklem içindeki tüm verileri hiçbir bilgi kaybı olmadan kullanır. Kayıp veri yapısı MCAR ya da MAR ise, veriler çok değişkenli normal dağılıyorsa FIML ve MI ile elde edilen parametre tahminleri, standart hataları ve test istatistikleri tutarlı ve etkilidir.

FIML tahmincisinin tahminleri de EÇO gibi tutarlı, asimptotik olarak yansız, normal ve etkin parametreler ile onlara ait asimptotik standard hatalar üretir (Arbuckle, 1996). Bu yöntemle kayıp verilerin yerine bir değer atanmaz, örneklem içindeki bütün veriler

hiçbir bilgi kaybı olmadan analiz edilir. MCAR ve MAR türü kayıp veri deseninde FIML tahmin edicisinin tahminleri doğrudur.

EQS paket programındaki Satorra-Bentler düzeltilmeli EÇO yönteminin Mplus'taki dengi olan ortalama düzeltilmeli EÇO (scaled, MLM, S-B_{sc}, Maximum Likelihood parameter estimates with Mean-adjusted) tahmin yöntemi kayıp veriler ile başa çıkamaz. EQS'deki Yuan-Bentler düzeltilmeli EÇO yönteminin dengi olan normal dağılmayan ve bağımlı gözlemlere karşı güçlü parametre tahminleri sunan EÇO (Maximum Likelihood parameter estimates Robust to non-normality and non-independence of observations, Yuan-Bentler T2, MLR) ise hem az sayıda hem de kayıp veri içeren örneklemelerin analizinde tavsiye edilen tahmin yöntemidir (Yuan ve Bentler, 2000 ve Muthén ve Asparouhov, 2002). Robust tahmin edici MLR kayıp veriler ile başa çıkmada esnek bir yapıdadır. Kayıp veri deseninin MCAR olmasına gerek yoktur, MAR olması yeterlidir (Wang ve Wang, 2012).

FIML yöntemi geliştirilmeden önce, kayıp veri mekanizması MAR olduğunda ve veriler çok değişkenli normal dağılım varsayımını sağlıyorsa, en çok kullanılan atama yöntemi Beklenti Maksimizasyonu (EM) algoritma yöntemi idi (Little ve Rubin, 2002). Bu yöntem varyans-kovaryans matrisini ve ortalamaları kullanır, EÇO tahminlerini hesaplamak için ham veri kullanmaz. En büyük avantajı paket programların çoğunda bulunmasıdır. EM metodunun aksine, FIML daha iyi standart hata tahminleri sunar ve araştırmacılara çok ciddi yanlışlıklara düşmeden test edilen hipotezleri geliştirme imkanı sunar (Graham, 2009).

Enders (2001), Enders ve Bandolos (2001), Savalei ve Bentler (2005) tarafından yapılan çalışmalarda MCAR ve MAR kayıp veri mekanizmaları altında parametre tahmin metotları karşılaştırılmıştır. En iyi tahmin sonuçları EÇO yöntemi ile MCAR türü desenlerde elde edilmiştir. Savalei ve Bentler, kayıp veri sayısının kayıp veri mekanizmasından daha etkili olduğunu MAR durumunda bile MCAR'dan daha etkili tahminler elde edilebildiğini belirtmişlerdir.

Savalei ve Bentler (2005) bazı normal dağılımdan sapma durumlarında FIML tahmin yöntemini önermişlerdir. AMOS paket programında kayıp verilerin olduğu veri setinde varsayılan tahminci olarak FIML kullanılmaktadır. Çok değişkenli normallik sağlandığında ve yeteri kadar büyük örnek sayısı olduğunda MAR ve MCAR kayıp veri desenlerinde FIML ile doğru istatistiksel tahminler elde edilmiştir. Normal dağılmayan veriler MCAR türü kayıp deseni sergiliyorsa bu durumda Yuan-Bentler düzeltmeli EÇO (MLR) metodunun doğru sonuçlar verdiği görülmüştür (Enders, 2001).

MI metodunun aksine, FIML eksik veriler için hiçbir atama yöntemi kullanmadan tek bir basamakta sonuç verir. Bununla beraber Mplus gibi paket programlarda FIML yöntemi diğer parametre tahmin yöntemleri ile beraber kullanılabilir (Bowen ve Guo, 2012).

Kayıp veri analizi literatürüne bakılırsa AMOS ve Mplus paket programlarında FIML parametre tahmin yönteminin kullanılması tavsiye edilmektedir. Bu yöntem bütün veri setindeki bilgileri kullanır. AMOS'ta bu tahmin yöntemi ile DFA uygulandığında modifikasyon indeksleri üretilmez. Eğer modelin geliştirilmesi için modifikasyon indeksleri çıktı olarak görülmek isteniyorsa MI yöntemi iyi bir alternatifir (Bowen ve Guo, 2012).

Eğer kayıp veri deseni MNAR ise analiz için eldeki ham veriler yeterli olduğu için birçok YEM paket programı FIML tahmin metodunu tavsiye eder. Eğer ham veri seti yerine korelasyon veya kovaryans matrisi analiz için kullanılacaksa öncelikle MI ile orjinal veri seti kullanılarak matrisler üretilir (Bowen ve Guo, 2012).

1.3.4. Örneklem Hacmi (Sample Size) ve Hesabı

Bir DFA çalışması tasarlayan araştırmacı için en önemli soru araştırmaya dahil olacak katılımcı sayısıdır. Araştırmacılar DFA'nın doğru sonuçlar vermesi için büyük örnek sayılarına ihtiyaç olduğunda hemfikir olduğu halde bu büyüklüğün miktarı konusunda ortak bir karara ulaşamamışlardır (Harrington, 2009). Modele ait tahmin edilen parametrelerin kabul edilebilir kesinlikte olması ve uyumu ölçen indekslerin güvenilir seviyede olması için testin istatistiksel gücünün yeterli düzeyde olması gereklidir. Testin gücü ise doğrudan örnek sayısına bağlıdır (Brown, 2015).

Geleneksel yöntemler içinde en küçük örnek sayısının 100 ile 200 aralığında olmasını tavsiye eden, her bir serbest parametre için gereken en küçük örnek sayısının 5 ile 10 aralığında olmasını tavsiye eden yada her bir indikatör değişken başına düşen en küçük katılımcı sayısının 10 ile 20 aralığında olmasını tavsiye eden birçok kural önerilmiştir (Bentler ve Chou, 1987; Boomsma, 1983; Ding ve ark., 1995; Khine, 2013 ve Tanaka, 1987).

Muthén ve Muthén (2002), örnek sayısının hesabı için her türlü durumda geçerli olacak genel bir kuralın bulunamayacağını, bunun sebebinin ise her çalışma için gereken örnek sayısının birçok faktöre bağlı olmasıdır. Örneklem büyüklüğünü etkileyen faktörler şunlardır; araştırma dizaynı, indikatörler arasındaki ilişki katsayısının büyüklüğü, indikatörlerin güvenilirliği, ölçüm türü (sürekli mi yoksa kategorik mi olduğu) ve gözlenen verilerin dağılımı, kullanılan tahmin metotları (örneğin, EÇO, ADF, Robust EÇO gibi) kayıp verilerin sayısı ve deseni ile modelin büyüklüğü yada karmaşıklığıdır. Bu kadar farklı koşuldan etkilenen örnek sayısı için genel bir kural koymanın zor olduğu görülmüştür (Brown, 2015).

Doğrulayıcı faktör analizinde ve yapısal eşitlik modellemesinde en iyi çözümü elde etmek için gerekli örnek sayısının ne olacağına dair geleneksel yöntemler içinde birçok

görüş vardır. Kline (2011) tarafından çalışmalarda örnek sayısı ihtiyacını belirlemek üzere iki adet rehber önerilmiştir. İlki kesin sayılara dayalıdır ve şu şekildedir; 100 küçük örnek sayısı olarak belirtilmekte ve basit modeller için uygun görülürken, 100 ile 200 arası orta örnek sayısı olarak belirtilmekte ve çok karışık olmayan modeller için uygun görülürken, 200 üstü örnek sayısı ise büyük olarak belirtilmekte ve karışık modeller için uygun görülmektedir (Harrington, 2009). Kline'in (2011) yaptığı tavsiyeye benzer bir tavsiyeyi Ding ve ark. (1995) yapmış ve en az örnek sayısının 100 ile 150 arasında yeterli olacağını belirtmişlerdir.

İkinci rehber ise birincisine göre daha görecelidir. Her bir parametre için 20 örnek sayısının gerekli, 10 örnek sayısının çok gerçekçi ve 5'in ise şüpheli olduğunu Kline (2011) belirtmiştir. Kline'in bu iki rehberi çalışmalar için yol gösterici olsa da istatistiksel güç analizini kullanarak daha kesin örnek sayısına ulaşmak mümkündür. Diğer bir görüşe göre modelin karmaşıklığı düşünülerek hesap edilecek serbest parametre sayısı ne kadar ise onun en az 10 katı kadar örnek sayısının yeterli olduğudur (Raykov ve Marcoulides, 2006). Eğer faktör yükleri yeterince büyük ise 100'den küçük ve her bir parametre için 5 örnek, örnek sayısı olarak alınabilir (Bowen ve Guo, 2012).

DFA için gerekli örnek sayısına karar vermek hiçte kolay değildir. Örnek sayısı hesabı için aşağıda dört adet yaklaşım vardır. Bunlar geleneksel yaklaşımlar ve model temelli 3 adet yaklaşımdır (Harrington, 2009)

Model temelli yaklaşımlar uygun örnek sayısını bulmak için istatistiksel güç kavramı üzerine odaklanmışlardır. Model temelli örneklem hesabı yaklaşımları şunlardır; Satorra-Saris yöntemi, MacCallum yaklaşımı ve Monte Carlo metodudur. A.Satorra ve Saris (1985) ile MacCallum ve ark. (1996) örnek sayısını hesaplarken modele ait ki-kare ve RMSEA değerlerinin kullanıp güç ve kesinlik hesabını ona göre yapmıştır. Muthén ve Muthén'in (2002) önerdiği Monte Carlo simülasyon tekniği ise

modeldeki tek tek parametrelerin güç ve kesinliği cinsinden örnek hesabı yapmıştır. Bu yöntem, örnek sayısına etki edebilecek normallikten sapma ve indikatörlerin ölçüm türündeki değişiklik gibi bütün olasılıkları da hesaba katan esnek bir örnek hesaplama yöntemidir (Khine, 2013).

1.3.4.1. Satorra-Saris Yaklaşımı

Satorra ve Saris yaklaşımı, Satorra ve Saris (1985) tarafından tanıtılmış YEM’de güç analizinde çok kullanılan model tabanlı örnek hesabı yapan yöntemlerden birisidir. Bu yöntemi geleneksel örnek sayısı hesaplama yöntemlerine göre daha üstündür. Merkezi olmayan (Non-centrality) parametreyi (NCP) kullanarak örnek hesabı yapar. Merkezi olmayan parametre ($NCP = \chi^2 - df$) modelin yanlış tanımlanma derecesinin göstergesidir (Brown, 2015). Tek seferde tek bir parametre üzerine odaklanır. Bu yaklaşım tek parametre ile alakalı belirleme hatasını bulmak için yapılan ki-kare fark testinin gücünü hesaplama üzerine kurulmuştur (Brown, 2015).

NCP kullanılarak elde edilen örnek sayıları aşağıdaki gibidir;

N	NCP	Güc
100	6.4368	0.72
125	8.0459	0.81
150	9.6551	0.87
200	12.8735	0.95

Güç analizi için önerilen bir diğer yaklaşım ise Bootstrap yöntemidir. Bu yaklaşımın en önemli sınırlılığı veri setinden tekrar örnek veri setleri üretilebilmek için eldeki veri setinin yeteri kadar büyük olması gerekir.

Yapılacak analize uygun örnek sayısı hesabı modelin karmaşıklığı ve kullanılacak tahmin metodundan etkilenir. Modelin çok karmaşık olduğu durumlarda ve ADF gibi dağılımdan bağımsız tahmin yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalarda örnek

büyükliğünün 200 olması bile yeterli olamamaktadır (Bowen ve Guo, 2012). ADF gibi normal dağılım göstermeyen örneklerde kullanılan bazı tahmin metotları, EÇO gibi normal dağılımın varlığı durumunda kullanılan metotlara göre daha fazla örnek sayısına ihtiyaç duymaktadır (Lee ve Song, 2004).

Ordinal ve normal dağılmayan sürekli verilerin analizinde de büyük örneklere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu değişkenlerin analizinde eğer ADF yöntemi kullanılacaksa en küçük örnek sayısının en az 1000 olması gerektiği (Hoogland ve Boomsma, 1998), analiz edilen modelin çok karmaşık ve değişkenlerin normal dağılımdan çok sapması durumunda ise bu sayının 4000 veya 5000'e (Hoogland, 1999) kadar çıkacağı bildirilmiştir. Robust EÇO kullanıldığı durumda ise örnek sayısının en az 400 olması gerekir (Schermelleh-Engel ve ark., 2003).

1.3.4.2. MacCallum Yaklaşımı

MacCallum ve ark. (1996) tarafından önerilen model tabanlı bir örneklem hesabı metodudur. MacCallum ve Hong (1997), 1996'daki yaptıkları çalışmayı genişletmiş güç analizinin RMSEA uyum indeks değerleri üzerinden yapılması gerektiğini belirtmiştir. GFI indeksi ile yapılan hesapların her koşulda doğru sonucu veremeyeceğini çünkü serbestlik derecesinden çok etkilendiğini ifade etmiştir.

MacCallum ve arkadaşları 2001'de yaptıkları çalışmada modelin hatalı olmasının faktör analizi için gerekli örnek sayısına etkisini araştırmışlar ve sonuç olarak ortak varyansın çok yüksek olduğu durumlarda örnek büyüklüğü, modelin yanlışlığı ile faktör sayısının düşük olmasına bakılmaksızın faktör analizi için kullanılan geleneksel örnek sayısı hesaplama yönteminin çok iyi sonuç verdiğini bulmuşlardır. Araştırmacılar DFA için örnek hesabına ait genel bir tavsiyenin olamayacağı sonucuna varmışlardır (MacCallum ve ark., 2001). Açıklayıcı faktör analizi ile yaptıkları bu

çalışmanın sonuçlarının model yanlış tanımlanmadıysa doğrulayıcı faktör analizi için de geçerli olacağını belirtmişlerdir.

1.3.4.3. Monte Carlo Yaklaşımı

Bu yaklaşım, Muthén ve Muthén'in (2002) önerdiği bir hesap metodudur. Muthén ve Muthén (2002) Mplus programı ile Monte Carlo simülasyon tekniğini kullanarak örnek hesabının ve DFA'da güç hesabının nasıl yapılacağını göstermişlerdir. Monte Carlo çalışmaları anakütleden veri üretmek için kullanılır. Monte Carlo çalışmaları örnek sayısını belirlemede araştırmacılara rehber niteliğinde bilgiler sunmaktadır (Brown, 2015).

Muthén ve Muthén (2002) yaptıkları Monte Carlo simülasyon çalışmasında, normal dağılan değişkenler ve kayıp veri içermeyen veri seti kullanmışlar ve yeterli örnek sayısını 150 olarak bulmuşlardır. Aynı modelde rastgele kayıp veri deseni kullanılırsa örnek sayısı 175, normal dağılmayan değişken kullanılırsa 256 ve hem normal dağılmayan değişken hem de kayıp veri kullanılırsa 315 örneğin gerekli olduğunu bulmuşlardır. Bu çalışmadan elde edilen sonuca göre modele dahil edilen indikatör değişkenlerin normal dağılıma uygunluğu ve kayıp veri içerip içermemesi analizin doğruluğu için gerekli olan örnek sayısını ve analizin gücünü etkilemektedir. Eğer teorik model küçük örnek sayısı ile analiz edilirse yakınsama problemi ortaya çıkar, uygun olmayan ve güvenilir olmayan sonuçlar elde edilir. İdeal olan örnek sayısı belirleme yöntemi YEM ve DFA için güç analizi uygulamaktır. Bunun içinde etki büyüklüğü, Tip1 hata düzeyi ve güç düzeyine karar vermek gerekir (Bowen ve Guo, 2012).

1.4. Ordinal Doğrulayıcı Faktör Analizi

Sürekli değişkenlerin modellendiği AFA ve DFA teorik ve metodolojik yönden oldukça geliştirilmiştir. Fakat pratikte gözlenen ve ölçülen değişkenlerin çoğu ordinal niteliktedir. Uygulamada sıralı kategorik nitelikteki değişkenlerin kategorilerini temsil eden 1, 2, 3, 4, 5 gibi sayılar sürekli tipte veriler gibi analize dahil edilmektedir. Sıralı kategorilere atanan bu rakamlar metrik ölçüm olmayıp toplama ve çıkarma gibi aritmetik işlemlerin yapılamayacağı, ortalama ve standart sapma gibi istatistiklerin elde edilemeyeceği değişken türüdür.

Jöreskog'un 1969'da DFA için önerdiği EÇO parametre tahmin edicisinin doğru, yansız ve tutarlı sonuçlar vermesi için şu varsayımların karşılanması gerekir;

- 1) Sürekli veri türünde değişkenlerin olması
- 2) Değişkenlerin çok değişkenli normal dağılımdan gelmesi
- 3) Örnek hacminin yeterince büyük olması

Bu varsayımların karşılanamadığı durumlarda EÇO tahmin edicisinden elde edilen sonuçların doğruluğu günümüze kadar yapılan Robust (dayanıklılık ya da güçlülük) çalışmalar ile sınanmıştır.

Robust çalışmaları olarak adlandırılan istatistiksel prosedür, istatistiksel analizler sırasında kullanılan metotların ve tekniklerin dayandığı varsayımlardan sapmaların yaşandığı durumlarda elde edilen sonuçların doğruluğunu kontrol eden çalışmalardır (Box, 1953). Tahmin edicilerin varsayımlardan sapmalara karşı güçlülüğü Monte Carlo simülasyon çalışmaları aracılığı ile araştırılır. DFA'da ilk Robust çalışmalar EÇO yöntemi üzerine yapılmıştır. Bu yöntemin dayandığı iki güçlü varsayım olan sürekli veriler ve çoklu normallikten sapmalar farklı simülasyon çalışmaları ile sınanmıştır. Babakus'un (1987) belirttiğine göre yapılan ilk çalışmalarda, EÇO yönteminin sürekli ve normal dağılan değişkenlerin farklı örneklem büyüklüklerindeki

davranışları incelenmiştir. Örneklem hacmindeki değişimin parametre tahminlerine, standart hatalara, uyum iyiliği indekslerine ve yakınsamaya etkisine bakılmıştır.

Sürekli iki değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi ölçmek için kullanılan Pearson momentler çarpımı korelasyonu iki ordinal değişken arasındaki ilişkiyi doğru ölçemez. Ordinal değişkenler arasındaki ilişki eğer Pearson korelasyon ile elde edilirse beklenenden daha düşük katsayılar elde edilir. Gözlenen veriler sürekli türde ise örneklemeden elde edilen kovaryans matrisi ile modelden elde edilen kovaryans matrisi eşitliği $\Sigma = \Sigma(\theta)$ hipotezi şeklinde yazılabilirken, sıralı kategorik türdeki değişkenler için bu eşitliğin doğru bir ifade olmayacağı belirtilmiştir ($\Sigma \neq \Sigma(\theta)$) (Yingruolan, 2014).

Polikorik korelasyonla ilgili gelişmeler, iki ordinal değişken arasındaki ilişkiyi doğru ölçmede çok büyük rol oynamıştır. Bu korelasyon analizi, ordinal değişkenlerin sürekli değişkenler tarafından üretildiğini varsayar. Bu görüşe göre sürekli değişkenler eşik değerleri ile kategorize edilerek ordinal veriler haline çevrilmiştir. Polikorik korelasyon bir teorik korelasyondur. Gözlenen iki ordinal değişken arasındaki ilişkiyi değil altlarında var olduğu düşünülen gizli sürekli değişkenler arasındaki ilişkiyi ölçen bu korelasyon Pearson korelasyon katsayısının en çok olabilirlik tahmin edicisidir. Normal dağılım gösteren iki temel sürekli değişken (Underlying Bivariate Normal Approach-UBN) arasındaki doğrusal ilişkiyi tahmin eder (Vaughan, 2009).

Babakus ve ark. (1987) tarafından Polikorik korelasyonun hata kareler ve faktör yüklerindeki yanlılığı giderme konusunda en iyi çözümü sunduğu belirtilmiştir. Jöreskog ve Sörbom'un (1996) yaptığı çalışmada, ordinal veriler altında yatan sürekli ve ikili normal dağılım gösteren temel değişkenler varsayımı altında ordinal veriler arasındaki ilişkiye 6 farklı korelasyon türü ile bakılmış, Polikorik korelasyonun ilişkiyi en doğru ölçen korelasyon türü olduğu gösterilmiştir (Yingruolan, 2014).

Doğrulamalı faktör analizinde kullanılan veriler ordinal ise, sürekli veriymiş gibi düşünülerek EÇÖ tahmin edicisi ile parametre tahmini yapıldığında ve model uyumu arandığında doğru ve güvenilir olmayan sonuçlar elde edilir. Faktör yüklerinin tahminleri negatif yanlı, parametre tahminlerine ait standart hatalar beklenenden küçük değerler ve çok büyük ki-kare değerleri elde edilir (Vaughan, 2009). Bu yüzden ordinal verilerin dahil edildiği DFA'larda alternatif yöntemler kullanılır (Finney ve DiStefano, 2006). Bu yöntemler şunlardır;

1.Ordinal değişkenleri, kategori ve dağılımlarına göre değerlendiren yöntem. Modellenen değişkenlerin dağılımı normal veya normale yakın ise ve kategori sayısı 5 ve üstü ise EÇÖ tahmin yöntemi ile Satorra-Bentler (S-B) veya Yuan-Bentler gibi düzeltme yöntemleri kullanılabilir.

Satorra ve Bentler (1988) tarafından çoklu normallik varsayımından sapma halinde daha doğru sonuçlara ulaşmak için iki adet düzeltme yöntemi öne sürülmüştür. Yuan ve Bentler (1995) tarafından öne sürülen iyileştirme ise hem küçük örneklerde hem de çoklu normallikten sapma durumunda etkili performans göstermiştir (Fouladi, 2000).

2.Ordinal veriler sürekli değil de kategorik yapıya sahip olduğu için tabiatı gereği çoğunlukla normal dağılım göstermeyeceği için ADF ve ULS gibi dağılımdan nispeten etkilenmeyen yöntemler kullanılabilir.

Kategorik değişkenlerin modellenmesinde kullanılan ADF, teoride asimptotik olarak yansız, tutarlı ve etkili parametre tahminleri, standart hatalar ve ki-kare test değerleri vermesine karşın pratikteyse yeteri kadar büyük örneklere ulaşamaması ve modellerdeki değişken sayısının çok fazla olması yüzünden teorideki gibi istenilen sonuçlara ulaşamamaktadır (Muthén ve Satorra, 1995). Modelin büyük olması asimptotik kovaryans matrisinin de büyük olmasını gerektirdiği için ağırlık matrisinin güvenilir bir şekilde hesaplanabilmesi Joreskog ve Sorbom'un (1996) önerdiği en az örnek sayısının $((p + 1)(p + 2) / 2)$ elde edilmesine bağlıdır (Vaughan, 2009).

3. Polikorik korelasyon temelinde Sürekli / Kategorik değişkenler metodolojisi (Contionous / Categorical Variable Methodology-CVM), WLSM ve WLSMV denilen yöntemler ile Jöreskog'un kendi geliştirdiği DWLS teknik ailesi dediği iki adet yöntem (DWLS ve cat-DWLS) kullanılabilir. Bu yaklaşım da ordinal değişkenlerin gözleyemediğimiz sürekli bir değişkenin temsilcisi olduğu varsayılır. Eğer altta yatan sürekli bir değişken yaklaşımı analizde kullanılmazsa doğru sonuçlar elde edilmesi zorlaşır (Vaughan, 2009).

4. Bootstrap yöntemi kullanılabilir.

Çoklu normal dağılım varsayımı çok değişkenli birçok istatistiksel analizin ve tekniğin olmazsa olmaz şartıdır. Anderson ve Amemiya (1988) ile Browne ve Shapiro (Browne ve Shapiro,1988) kovaryans yapı analizinde kullanılan normal teori tahmin edicilerin (EÇO ve GLS) asimptotik özelliklerinin devam etmesi için çok değişkenli normal dağılım varsayımının sağlanmasının yeterli ama gerekli olmadığını söylemişlerdir.

Ordinal verileri eğer sürekli verilerin analiz edildiği DFA modelinde olduğu gibi tanımlarsak yanlış tanımlanma sorunu ortaya çıkar (Rhemtulla, 2012). Sürekli verilerin modellendiği DFA analizinde dışsal (exogenous-x) ve içsel (endogenous-y) değişkenler ile sürekli gizil (faktör) değişken arasında doğrusal ilişki şu şekilde modellenir;

$$\underline{x} = \Lambda_x \xi + \delta \quad 1.1$$

$$\underline{y} = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad 1.2$$

Likert tipi ölçeklerde olduğu gibi elde edilen ölçümler (x) sıralı kategorik düzeyde olduğunda ise faktör ile arasında ilişki doğrusal olmadığı için $x = \Lambda\xi + \delta$ eşitliği ve test edilen $\hat{\Sigma}(\theta) = \Sigma(\theta)$ hipotezinin doğruluğu göstermediği belirtilmiştir ($x \neq \Lambda_x \xi + \delta$). Pearson korelasyon yerine Polikorik korelasyon kullanılarak bu sorun

çözülebilmektedir. Bu korelasyonun hesaplanabilmesi için ordinal verilerin sürekli verilerin (x^*) bir temsilcisi olduğu varsayımı ile bu latent sürekli değişkenler ile faktörler arasında $x^* = \Lambda\xi + \delta$ denklemi ve $\hat{\Sigma}^*(\theta) = \Sigma(\theta)$ hipotezi kurulabilmektedir. Aşağıda temel sürekli değişkenlerin DFA'da kullanılabilmesi için dönüştürülmesi gerekli formlar bulunmaktadır.

$$\Theta = \underline{I} - \text{diag}(\Lambda\Phi\Lambda') \quad 1.3$$

$$\hat{\Sigma}^*(\theta) = \Lambda\Phi\Lambda' + I - \text{diag}(\Lambda\Phi\Lambda') \quad 1.4$$

Eşitlik 1.3 temel sürekli verilerin (x^*) standart hatalarını göstermektedir. Eşitlik 1.4 ise temel sürekli verilerin (x^*) modellendiği analizde elde edilen modele ait tahmini korelasyon matrisini ifade etmektedir.

Jöreskog ve Moustaki (2017) yaptıkları çalışmada latent değişken modeli (latent variable model) kullanan ordinal verilerin analizinde iki ana yaklaşım olduğunu belirtmişlerdir. Bu yaklaşımlardan ilki Temel değişken yaklaşımı (underlying response variable approach-URVA), her bir gözlenen ordinal değişkenin gözlenemeyen sürekli ve normal dağıldığı öngörülen değişken tarafından üretildiğini varsayar. Bu yöntem Muthén (1984) tarafından gizil yanıt değişkeni formülasyonu (Latent Response Variable Formulation) olarak ifade edilmiştir. İkinci yaklaşım, madde yanıt kuramı (Item Response Theory-IRT) olarak bilinen yöntemdir.

Bu iki başlıkta tanımlanan tahmin yöntemleri Maydeu-Olivares ve Joe (2005) tarafından sınırlı (limited information) ve tam (full information) bilgi yaklaşımı isimleri ile farklı iki başlık altında toplanmıştır. Maydeu-Olivares ve Joe (2005) latent değişkenli modellerin ordinal değişkenler içeren verilere uyumunu ölçmek için kullanılan birkaç metot olduğunu söylemişlerdir. Temel değişken yaklaşımı (URVA) temelli metotların çoğunun sınırlı bilgi yaklaşımını ve madde yanıt kuramını (IRT) kullanan metotların ise tamamının tam bilgi yaklaşımını kullandıklarını belirtmişlerdir (Rhemtulla, 2012).

Maydeu-Olivares ve Joe (2005) tarafından ordinal DFA’da kullanıldığını söyledikleri birkaç metodu Karl G. Jöreskog ve Irini Moustaki yaptıkları çalışmada incelemişlerdir. İncelenen yöntemler şunlardır; (a) altta yatan (temel) çok değişkenli normal dağılım yaklaşımı (Underlying Multivariate Normal Approach- UMN) (b) altta yatan (temel) iki değişkenli normal dağılım yaklaşımı (Underlying Bivariate Normal Approach-UBN) (c) normal Ogive yaklaşımı (Normal Ogive Approach-NOR) ve (d) Orantısal Odds Model yaklaşımı (Proportional Odds Model Approach-POM) (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

UMN yaklaşımı tam bilgi en çok olabilirlik (full information maximum likelihood-FIML) metodunun faktör analizi modeline uygulanmış halidir (Lee ve ark., 1990). Bu yaklaşım Temel değişken yaklaşımına (URVA) benzer, her bir gözlenen ordinal değişkenin gözlenmeyen sürekli ve normal dağıldığı öngörülen değişken tarafından üretildiğini varsayar. Temel sürekli değişkenlerin birleşik dağılımı çok değişkenli normallik göstermelidir (Jöreskog ve Moustaki, 2001). Bu metot ile gözlenen bütün değişkenlerin çok değişkenli kategorik dağılımları modellenir. Yani verilen bütün cevaplara ait desenlerin içindeki bilgiler model parametrelerini tahmin etmek için kullanılır (Rhemtulla, 2012). Marjinal dağılımlardan eşik değerleri ve bu değerleri kullanarak EÇO yöntemi ile tahmini korelasyon matrisi hesaplanır. Bu çözüm yöntemi ile p boyutlu integralin hesaplanması uzun sürdüğü için pek kullanışlı değildir (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

UMN yönteminin dezavantajları yüzünden modelin değerlendirilmesinde sınırlı bilgi metodu tavsiye edilir. Temel iki değişkenli normal dağılım (UBN) sınırlı bilgi metodunu kullanan en önemli yaklaşımdır. Ordinal ve kategorik değişkenlerin yer aldığı modelin analizi için UBN temeline dayalı Muthén’in CVM’si ve Jöreskog’un yöntemi en iyi çözüm yöntemi olarak önerilmektedir. Bu yaklaşım bütün tek değişkenli ve iki değişkenli marjinal olasılıkların toplamının en çoklanmasına dayanır (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

NOR ve POM yaklaşımları ise FIML metoduna dayanır. İki yöntemde koşullu bağımsızlık varsayımını kullanır. İki yaklaşımın ayrıldıkları tek nokta farklı birikimli cevap fonksiyonunu kullanmalarıdır. NOR yaklaşımı normal, POM ise lojistik birikimli fonksiyon kullanır (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

POM lojistik regresyon modeli temeline dayanır ve tam bilgi metodunu kullanır. Bu yaklaşım, Moustaki (2000) ile Moustaki ve Knott'un (2000) sundukları genel sınıf modellerinin özel bir durumu veya açılımıdır. POM diğer üç yöntemden farklı olarak temel değişken yaklaşımına değil de madde-yanıt (IRT) yaklaşımına dayanır (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

UBN, NOR ve POM yaklaşımı ile tek basamakta bütün parametreler tahmin edilmektedir. NOR ve POM bütün verileri kullanır, fakat UBN tek ve ikili marjinal dağılımları kullanır (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

Forero ve Maydeu-Olivares (2009) sınırlı ve tam bilgi yaklaşımını karşılaştırdıkları çalışmada aradaki farkın ihmal edilebilir düzeyde olduğunu bildirmişlerdir. Sınırlı bilgi yaklaşımı ile elde edilen parametre tahminlerinin tam bilgi yaklaşımı ile elde edilenden azda olsa daha iyi olduğunu, elde edilen standart hataların ise tam bilgi yaklaşımında sınırlı bilgi yaklaşımına göre azda olsa daha iyi olduğunu söylemişlerdir (Rhemtulla, 2012).

1.4.1. CVM ve UBN Yaklaşımları

Temel değişken yaklaşımı (URVA), herbir gözlenen ordinal değişkenin gözlenmeyen sürekli ve normal dağıldığı öngörülen değişken tarafından üretildiğini varsayar. Bu tip durumların çözümü için iki ve üç aşamalı farklı tahmin metotları önerilmiştir (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

Muthén (1984) gizil yanıt değişkeni formülasyonu adı altında hem kategorik ve hem de sürekli verilerin bulunduğu modeller için 3 aşamalı tahmin metodu önermiştir. Sürekli / Kategorik değişkenler metodolojisi (Contionous / Categorical Variable Methodology-CVM) olarak bilinen bu teknik Muthén tarafından 1984 yılında sıralı, sırasız kategorik ve sürekli değişkenlerin birlikte bulunduğu DFA modellerini analiz etmek için geliştirilmiştir.

Sürekli / Kategorik değişkenler metodolojisi, üç aşamada gerçekleştirilir. İlk aşamada birinci sıra istatistikler; eşik değerleri, ortalama ve varyans EÇO metodu ile tahmin edilir. İkinci aşamada, eşik değerleri ve ikili marjinal dağılımlar kullanılarak koşullu en çok olabilirlik yöntemi ile polikorik korelasyon bulunur. Üçüncü aşamada, genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) metodu ile modele ait parametreler tahmin edilir (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

CVM, Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (WLS) tahmin yöntemi üzerine bina edilmiş bir tekniktir. Browne (1982, 1984) tarafından geliştirilen asimptotik olarak dağılımdan bağımsız (ADF) tahmin yönteminin içine kategorik değişkenleri de dahil ederek genelleştirmiştir (Flora ve Curran, 2004). Flora ve Curran (2004) bu yaklaşımı tam Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler (Full Weighted Least Squares, Full WLS) yöntemi olarak isimlendirmiştir. Bandalos (2014) tarafından ise kategorik ağırlıklandırılmış en küçük kareler (Categorical Weighted Least Squares, cat-WLS) yöntemi ismi ile ifade edilmiştir. CVM yönteminin uyum fonksiyonu şu şekildedir;

$$F_{CVM} = [r - \sigma(\hat{\theta})]' W^{-1} [r - \sigma(\hat{\theta})] \quad 1.5$$

Eşitlik 4.5'te r tahmini eşik değerlerini ve polikorik korelasyon katsayılarını içeren vektörü temsil etmektedir. $\sigma(\hat{\theta})$, modele ait tahmini eşik değerlerini ve polikorik korelasyon katsayılarını içeren vektörü göstermektedir. W, eşik değerleri ve polikorik korelasyon katsayılarından elde edilen asimptotik varyans-kovaryans değerlerini içeren matrisi göstermektedir. Ağırlık matrisi olarak W kullanılır (Bollen, 1989 ve West ve ark., 1995). Full WLS ismi ile de ifade edilen CVM'nin ADF metodundan

farklı modele dahil olan kategorik veya sürekli değişkenler için en uygun ilişki katsayısını hesaplaması ve asimptotik kovaryansları da bu farklı korelasyon matrislerini kullanarak elde etmesidir (Muthén, 1984 ve Muthén ve Satorra,1995).

Eşitlik 1.6'da görüldüğü gibi model uyum fonksiyonu (F_{WLS}) $2N$ ile çarpılarak ki-kare test değeri elde edilir (Muthén ve Muthén 1998-2012).

$$\chi_{F_{WLS}}^2 = 2NF_{WLS} \quad 1.6$$

Muthén'in (1984) Mplus programındaki CVM yöntemi Jöreskog'un (Jöreskog ve Sörbom, 1996) LISREL programındaki yönteme (DWLS) çok benzese de bunlar birbirinden bağımsız şekilde geliştirilen iki ayrı yöntemdir. Dolan (1994) yaptığı simülasyon çalışmasında iki yöntemi karşılaştırmış iki yöntemden de elde edilen asimptotik kovaryansların, parametre tahminlerinin ve diğer sonuçların birbirine çok benzer olduğunu görmüştür. İki yöntem arasındaki en önemli fark, temel sürekli değişkeni kategorize ederek ordinal hale getiren eşik değeri parametre değerlerinin farklı olmasıdır (Flora ve Curran, 2004).

CVM tekniği AMOS hariç; LISREL, EQS ve Mplus gibi diğer yapısal eşitlik modeli analizi yapan paket programlarda kategorik verilerin analizinde farklı isimlerle alternatif bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Mplus paket programı, modelde dışsal (exogenous) değişkenlerin varlığına göre CVM yöntemini iki farklı şekilde uygular. Mplus programında Ordinal DFA için izlenen yol aşağıdaki gibidir;

1) Eğer dışsal (exogenous) değişken yoksa CVM yöntemi gizil yanıt değişkeni formülasyonu ile çözülür. Ordinal değişkenlerin (y) normal dağılan sürekli gizil yanıt değişkenleri (y^*) tarafından üretildiğini varsayar. Eşik değerleri (threshold), gizil korelasyonlar (polikorik gibi) ve asimptotik kovaryans matrisi tahmin edilir. Bunun için de ADF tahmin yöntemi kullanılır.

2) MIMIC modelde olduğu gibi dışsal değişkenler faktörü etkiliyorsa ikinci yöntem uygulanır. Bu durumda gizil yanıt değişkeni formülasyonu yerine koşullu olasılık eğri formülasyonu (conditional probability curve formulation) kullanılır. y^* ve faktör arasındaki doğrusal ilişkiyi tahmin etmek yerine, gizil yanıt değişkeni formülasyonu ile elde edilen faktör ile y arasındaki doğrusal olmayan ilişki modellenir. Bunun için de probit model kullanılır. İlk adımda probit kesim noktası, regresyon katsayısı ve probit artıklar korelasyonu bulunur. İkinci adımda ise asimptotik kovaryans matrisi elde edilir. En son aşamada ise ADF tahmin yöntemi kullanılarak parametreler, standart hatalar ve ki-kare test istatistiği elde edilir (Finney ve DiStefano, 2006).

Jöreskog (1990,1994) üç aşamalı bir metod öne sürmüştür. Muthén'den farklı olarak üçüncü aşamada parametreleri ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS) metodu ile bulmuştur. Ağırlık matrisi olarak polikorik korelasyonun asimptotik kovaryans matrisinin tersini kullanmıştır (Jöreskog ve Moustaki, 2001).

LISREL programında Ordinal DFA için izlenen yol aşağıdaki gibidir;

- 1) İlk olarak eldeki örneklemden her maddeye ait eşik (threshold) değerleri hesaplanır.
- 2) Bu eşik değerlerinin standart normal dağılımdan geldiği varsayılır ve normal dağılım fonksiyonunda yer aldığı formül ile hesaplanır.
- 3) Sonra, eşik değerleri ve değişkenlerin ikili olumluluk tabloları kullanılarak polikorik korelasyon bulunur.
- 4) PRELIS ile polikorik korelasyon ve eşik değerleri kullanılarak tam (full) asimptotik kovaryans matrisi elde edilir.
- 5) Korelasyon ve asimptotik kovaryans matrisi LISREL kısmında kullanılarak WLS metodu ile parametreler tahmin edilir (Finney ve DiStefano, 2006).

Lee ve arkadaşları (1990, 1992), Jöreskog'un (1990,1994) geliştirdiği üç aşamalı metodu genişletmişler ve iki aşamalı bir tahmin süreci öne sürmüşlerdir (Jöreskog ve Moustaki, 2001). EQS, kategorik verilerin analizinde Lee ve arkadaşlarının (Lee ve ark., 1995) bulduğu metodolojiyi kullanarak iki aşamada gerçekleştirir:

1) İlk aşamada, parçalı en çok olabilirlik (partitioned maximum likelihood-PML) ile eşik değerleri ve veri yapısına uygun korelasyon türleri elde edilir. Eğer iki değişken de dikotom ise tetrakorik, iki değişken de ordinal ise polikorik ve iki değişkenden biri ordinal diğeri sürekli ise poliseriyal korelasyonlar hesaplanır.

PML, modeli alt modellere yani daha küçük modellere parçalar ve bu modeller arasındaki ilişkiyi tahmin eder. Eğer modelde ordinal ve sürekli veri aynı anda bulunuyorsa EQS paket programı ilk olarak bunların arasındaki poliseriyal ilişkiyi tahmin eder, sonra ordinal değişkenler arasındaki polikorik ilişkiyi hesaplar.

2) İkinci aşamada, modelin analizi için asimptotik kovaryans matrisi ile AGLS (Arbitrary Generalized Least Square-WLS) tahmin metodu kullanılır. Parametreler ve onlara ait standart hatalar, ki-kare ile uyum iyiliği indeksleri tahmin edilir (Finney ve DiStefano, 2006).

Ordinal değişkeni latent sürekli değişken ile ilişkilendiren parametreler eşik değerleridir. Eşik değerler bu sürekli temel değişkenleri belirli noktalardan keserek değişkeni sıralı kategorik hale getirirler. Ordinal değişkenler ile gözlenemeyen bu sürekli değişkenler arasındaki ilişki monotonik dönüşüm ile sağlanır.

$$x_i = c \quad \tau_{c-1}^{(i)} < x_i^* < \tau_c^{(i)}, \quad c = 1, 2, \dots, m_i \quad 1.7$$

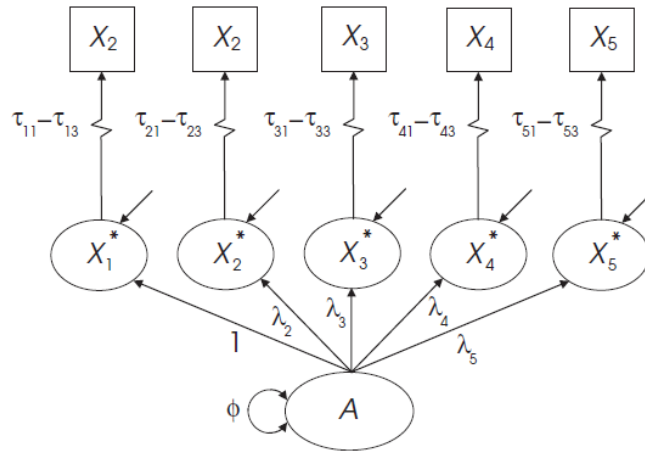
$$\tau_0^{(i)} = -\infty, \quad \tau_1^{(i)} < \tau_2^{(i)} < \dots < \tau_{m_i-1}^{(i)}, \quad \tau_{m_i}^{(i)} = +\infty \quad 1.8$$

x_i^* gözlenemeyen temel sürekli değişkenleri göstermektedir. Eşitlik 1.7'de m_i kategorili x_i ordinal değişkenlerin gözlenemeyen sürekli x_i^* değişkenler ile nasıl

bağlandığını göstermektedir. Eşitlik 1.8 ise $m_i - 1$ adet eşik değer parametrelerini ($\tau_1^{(i)}, \tau_2^{(i)}, \dots, \tau_{m_i-1}^{(i)}$) göstermektedir.

$$x = \begin{cases} 1 & \text{if } x^* \leq \tau_1 \\ 2 & \text{if } \tau_1 < x^* \leq \tau_2 \\ 3 & \text{if } \tau_2 < x^* \leq \tau_3 \\ 4 & \text{if } \tau_3 < x^* \leq \tau_4 \\ 5 & \text{if } x^* > \tau_4 \end{cases} \quad 1.9$$

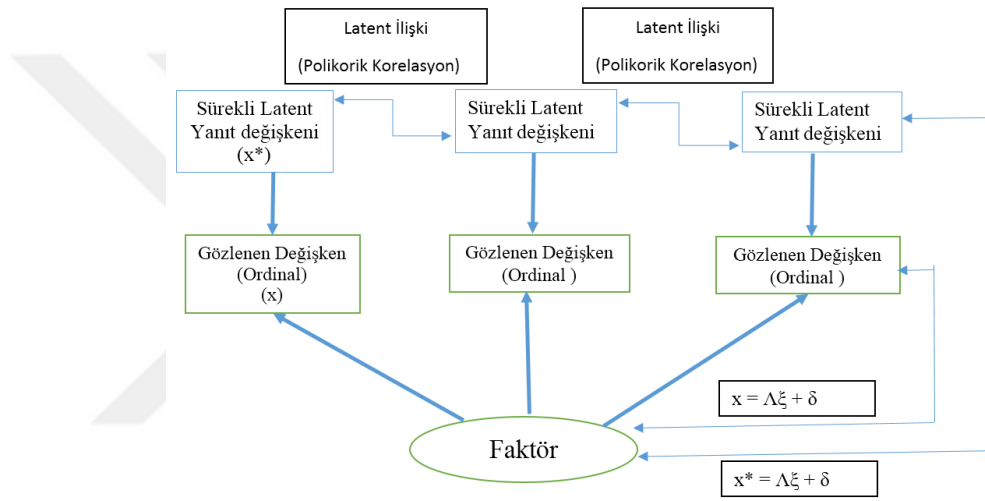
Eşitlik 1.9'da gösterilen formülasyon 5'li Likert tipte ölçüm yapan bir ölçüm aracı için Muthén'in (1984) gizil yanıt değişkeni formülasyonu ve Jöreskog'un temel değişken yaklaşımlarının gösterim şeklidir. y ordinal değişkenine ait 4 adet eşik değer (τ) ile 5 kategorili hale getirilen y^* gözlenemeyen gizil sürekli değişkenini göstermektedir. Aşağıdaki Şekil 1.2'de, Eşitlik 1.9'da matris şeklinde gösterilen temel değişken yaklaşımının tek faktör modeli ile gösterim şeklidir.



Şekil 1.2 Temel değişken yaklaşımının (URVA) Tek Faktörlü Ölçüm Modeli (Kline, 2016).

Şekil 1.2'de Likert tipte X ordinal değişkenlerine ve onların altında yattığı varsayılan temel sürekli değişkenlere veya latent sürekli cevap değişkenine (X^*) ait tek faktörlü bir model görülmektedir. τ eşik değerlerini, λ faktör yüklerini ve ϕ faktör varyanslarını göstermektedir.

Aşağıdaki Şekil 1.3'te her bir gözlenen ordinal değişkenin gözlenemeyen sürekli ve normal dağıldığı öngörülen değişken tarafından üretildiğini varsayan Temel değişken yaklaşımını (URVA) ve bunların faktör latent değişkeni ile ilişkisi gösterilmektedir. Ordinal değişkenler ile faktör arasında doğrusal ilişki kurulmadığı için latent temel sürekli değişkenler ile faktör arasında doğrusal ilişki kurulmaktadır. Polikorik korelasyon ise iki sürekli latent yanıt değişkeni arasındaki latent ilişkidir. Ordinal doğrulayıcı faktör analizi için önerilen URVA bu şekilde şematize edilebilir.



Şekil 1.3 Temel değişken yaklaşımının (URVA) Tek Faktörlü Ölçüm Modeli ve Polikorik korelasyon ile Gösterimi

Finney ve DiStefano (2006) sürekli ve ordinal tipteki değişkenlerin analizinde kullanılmak üzere farklı durumlar için farklı tahmin metotları tavsiyesinde bulunmuşlardır. Çizelge 1.1'de sürekli verilerin analizinde kullanılmak üzere yapılan tavsiyeler görülmektedir (Finney ve DiStefano, 2006).

Çizelge 1.1 Sürekli Verilerin Analizi İçin Öneriler ve Uyarılar (Finney ve DiStefano, 2006, Tablo9.5).

Değişken Türü	Öneriler	Uyarılar
Yaklaşık Normal Dağılan	EÇO Tahmin Yöntemi	EÇO yöntemine ait varsayımlar karşılanırsa yansız, etkili ve tutarlı tahminler elde edilir.
Normallikten Orta Derecede Ayrılmış Dağılım (çarpıklık < 2, basıklık < 7)	-EÇO yöntemi oldukça Robust -Satorra-Bentler yaklaşımı	Bu durumda iki yöntemden elde edilen sonuçların karşılaştırılması daha uygun olur.
Yüksek Derecede Normallikten Ayrılmış Dağılım (çarpıklık > 2, basıklık > 7)	-Satorra-Bentler yaklaşımı -Bootstrapping yöntemi	Yanlış tanımlanmış modele karşı S-B metodu daha hassastır. Uyum iyiliği indekslerinin çoğu S-B için elde edilemez.

Çizelge 1.2’de ise Finney ve DiStefano (2006) tarafından ordinal tipteki değişkenlerin analizinde kullanılmak üzere yapılan tavsiyeler görülmektedir.

Çizelge 1.2 Ordinal Verilerin Analizi İçin Öneriler ve Uyarılar (Finney ve DiStefano, 2006, Tablo9.5).

Değişken Türü	Öneriler	Uyarılar
Yaklaşık Normal Dağılan	-Mplus programındaki WLSMV yöntemi -En az 5 kategoriden oluşuyorsa EÇO yöntemi -En az 4 kategoriye sahipse Satorra-Bentler (S-B) yaklaşımı	-WLSMV yöntemi parametre tahminlerini, standart hatalarda ve uyum indekslerinde düzeltme (adjust) yapar. -Satorra-Bentler (S-B) yaklaşımı ve EÇO yöntemi ile elde edilen parametre tahminleri azaltılır.
Normallikten Orta Derecede Ayrılmış Dağılım (çarpıklık < 2, basıklık < 7)	-Mplus programındaki WLSMV yöntemi -En az 5 kategoriden oluşuyorsa EÇO yöntemi -En az 4 kategoriye sahipse Satorra-Bentler (S-B) yaklaşımı	-WLSMV yöntemi parametre tahminlerini, standart hatalarda ve uyum indekslerinde düzeltme (adjust) yapar. -Satorra-Bentler (S-B) yaklaşımı ve EÇO yöntemi ile elde edilen parametre tahminleri azaltılır.
Yüksek Derecede Normallikten Ayrılmış Dağılım (çarpıklık > 2, basıklık > 7) veya 3 ve altı kategoriler	-Mplus programındaki WLSMV yöntemi -Satorra-Bentler yaklaşımı	-WLSMV yöntemi kullanılır. RMSEA ve WRMR uyum iyiliği indeksleri tavsiye edilir. - Satorra-Bentler (S-B) parametre tahminlerinde düzeltme yapmaz.

1.4.2. Polikorik Korelasyon

Polikorik korelasyon, gözlenen ordinal değişkenlerin altında var olduğu düşünülen iki gizli (latent) sürekli değişken arasındaki ilişkiyi ölçen Pearson korelasyonunun En çok olabilirlik tahminidir. Latent değişkenler arasındaki var olduğunu varsaydığımız teorik ilişkiyi ölçen latent bir korelasyon çeşitidir. Gözlenemese de iki sürekli değişken arasındaki Pearson korelasyon katsayısının doğru, yansız ve etkin bir tahmin edicisidir. Polikorik korelasyon latent düzeyde Pearson korelasyonu temsil eden yansız bir istatistiktir.

Polikorik korelasyonun gelişim tarihinin başlangıcı Pearson (1901) tarafından 2x2 kontenjans tabloları için önerilen tetrakorik korelasyona dayanmaktadır (Olsson, 1979). Pearson, 2x2 kontenjans tablosundaki marjinal dağılımların normal dağıldığını varsaymıştır. Bu iki kategorik değişkenin altında sürekli değişkenler olduğunu ve iki sürekli değişkenin birleşik dağılımlarının normal dağılım gösterdiğini belirtmiştir. Ekström, Pearson'ın bu varsayımına dayanmasının iki sebebi olduğunu söylemiştir. İlki o dönemde normal dağılımın popüler olması, İkincisi ise Pearson'ın odaklandığı çalışma alanının normal dağılan değişkenler olmasıdır (Yingruolan, 2014).

Polikorik korelasyonun gelişmesinde ikinci önemli çalışma Ritchie-Scott'a (1918) aittir. Pearson'ın çalışmalarına dayanarak 2x2 kontenjans tablolarından daha büyük tablolar ($r \times c$) için bir katsayı geliştirmiştir. Bu katsayı $r \times c$ tablolardaki hesaplanabilecek olası bütün tetrakorik korelasyonların ağırlıklandırılmış ortalamaları temeline dayanmaktadır. Pearson ve Pearson (1922), bundan etkilenerek daha büyük tablolar için daha kolay hesaplanabilecek bir metot bulmuşlardır.

Ordinal verilerin içinde bulunduğu ölçüm modelinin doğru analiz edilmesi için sınırlı bilgi yaklaşımının en önemli parçasını Polikorik korelasyon matrisi oluşturmaktadır. Bu yaklaşım, gözlenen değişkenlere ait tekli ve ikili frekans dağılımlarını kullanarak

parametreleri doğru tahmin etmeye çalışan çözüm yöntemidir. Diğer bir yöntem ise bütün değişkenlerin dahil olduğu frekans tablosundaki tüm bilgiyi analize dahil eden tam bilgi yaklaşımıdır (Rhemtulla ve ark., 2012). Tam bilgi yaklaşımı örnekleminizdeki tüm bilgiyi analize dahil etmesine karşın hem sınırlı bilgi yaklaşımından elde edilen sonuçlarla benzer sonuçlar vermekte hem de hiçbir yapısal eşitlik paket programlarında yer almamaktadır (Yingruolan, 2014).

Değişkenler arasındaki ilişki doğru korelasyon yöntemleri ile ölçülürse parametreler doğru, tutarlı, etkin tahmin edilir. Ölçümü yapılan değişkenlerin ölçüm tipleri doğru değerlendirilip onlara uygun korelasyon yöntemleri belirlenirse tahminlerin doğruluk oranı artar. Örneğin, iki adet dikotom veri arasındaki ilişki tetrakorik ilişki katsayısı ile, iki adet ordinal değişken arasındaki ilişki polikorik ilişki katsayısı ile ve biri ordinal diğeri sürekli iki değişken arasındaki ilişki poliseriyal ilişki katsayısı ile ölçülürse daha doğru parametre tahminlerine ve ki-kare istatistik değerlerine ulaşılabilir. Parametre tahminlerinin doğru olmasını sağlayan durum örneklemden elde edilen varyans-kovaryans matrisindeki bilginin doğruluk oranıdır. Bilgi matrisi örneklemdaki bilgileri ne kadar kapsıyorsa doğru sonuçlara ulaşılır (Wang ve Wang, 2012).

Polikorik korelasyon tahmini için birçok yöntem olmasına rağmen en çok tercih edilen yöntemler Olsson (1979) tarafından geliştirilen iki adet en çok olabilirlik metodudur. Olsson 1979'daki makalesinde polikorik korelasyon katsayılarının tahmin edilmesi için iki adet tahmin edici önermiştir. Ordinal değişkenlerin altında yatan gözlenemeyen sürekli değişkenlerin iki değişkenli normal dağılıma sahip olduğu varsayımı altında aradaki doğrusal ilişkiyi tek aşamalı EÇO ve iki aşamalı EÇO yöntemleri ile tahmin etmiştir. Tek aşamalı EÇO yönteminde eşik değerleri ve korelasyon katsayıları aynı zamanda elde edilirken iki aşamalı EÇO yönteminde ilk aşamada marjinal dağılımlarda eşik değerleri elde edilir sonraki aşamada ise bu eşik değerleri yardımcı ile polikorik korelasyon katsayıları elde edilir. Olsson, iki latent sürekli değişken ikili normal dağılım varsayımını yerine getirirse tek ve iki aşamalı

tahmin yöntemlerinden elde edilen polikorik korelasyon katsayısı ve varyans tahminlerinin birbirine benzer olduğunu göstermiştir (Vaughan, 2009).

Polikorik korelasyon değişkenlerin dağılımından olumsuz yönde etkilendiği için ordinal değişkenlerin temsil ettiği varsayılan sürekli temel değişkenlerin ikili normal dağılıma sahip olması gerekir. LISREL (Jöreskog ve Sörbom, 1996) ikili normal dağılımın varlığını olabirlik oranı testi (LR) ile ölçmektedir. Olabirlik oranı testi sonuçları Pearson Ki-kare (χ^2) ile benzerdir. İki aşamalı EÇO metodu kullanılarak elde edilen polikorik korelasyon tahmini için daha uygun bir yöntem Maydeu-Olivares ve Joe (2005, 2006) ile Maydeu-Olivares ve ark. (2009) tarafından önerilmiştir.

Temel sürekli değişken yaklaşımına göre sürekli veriler eşik değerleri ile belirli kesim noktalarından bölünerek kategorik hale getirilmiştir. Sürekli verilerin standart normal dağılması en önemli varsayımdır. Bu varsayım sağlanamadığında nasıl sonuçlar alınacağı birçok çalışmada incelenmiştir. Flora ve Curran (2004) yaptıkları çalışmada, Fleishman–Vale–Maurelli metodu (Fleishman, 1978 ve Vale ve Maurelli, 1983) kullanarak normal olmayan dağılım üretmişlerdir. Çarpıklık değeri 0,75-1,25 aralığında basıklık değeri 1,75-3,75 aralığında olan bu değişkenlerden elde edilen polikorik korelasyonların az bir yanlılık gösterdikleri fakat çarpıklık değeri 5, basıklık değeri 50 gibi normallikten çok büyük sapmalara karşı ise robust (güçlü) olmadıkları görülmüştür (Jin ve Yang-Wallentin, 2017).

$$L = C \cdot \prod_{i=1}^{m_1} \prod_{j=1}^{m_2} \pi_{ij}^{n_{ij}}, \quad 1.10$$

Eşitlik 1.10'da L olabirlilik fonksiyonunu göstermektedir.

$$\pi_{ij} = \Phi_2(\tau_i^1, \tau_j^2) - \Phi_2(\tau_{i-1}^1, \tau_j^2) - \Phi_2(\tau_i^1, \tau_{j-1}^2) - \Phi_2(\tau_{i-1}^1, \tau_{j-1}^2) \quad 1.11$$

Eşitlik.1.11'de ikili normal dağılım varsayımı altında π_{ij} olasılık değerinin elde edildiği formülasyon gösterilmektedir. π_{ij} , gözlenen bir değer için x_1 için i. kategoriye

ve x_2 için ise j. kategoriye hangi olasılıkla dahil olacağını gösteren bir olasılık değeridir. C sabit bir değeri göstermektedir. m_1 ve m_2 sırasıyla gözlenen x_1 ve x_2 ordinal verilerine ait kategori sayısını göstermektedir.

$$\Phi_2(\tau_i^1, \tau_j^2) = \int_{-\infty}^{\tau_i^1} \int_{-\infty}^{\tau_j^2} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2(\sqrt{1-\rho^2})}(x_1^2 - 2\rho x_1 x_2 - x_2^2)} dx_1 dx_2 \quad 1.12$$

Eşitlik.1.12’de, Φ_2 ikili normal dağılıma ait birikimli dağılım fonksiyonunun detaylı gösterimidir. x_1^* ve x_2^* sıfır ortalamalı ve birim varyanslı normal dağılım gösteren sürekli temel değişkenlerdir. x_1^* temel sürekli değişkenini m_i adet kategoriye ayıran m_{i-1} adet eşik değerinin gösterimi şu şekildedir $(\tau_1^1, \tau_2^1, \dots \dots \tau_{m_{i-1}}^1)$. x_2^* temel sürekli değişkenini m_j adet kategoriye ayıran m_{j-1} adet eşik değerinin gösterimi şu şekildedir $(\tau_1^2, \tau_2^2, \dots \dots \dots \tau_{m_{j-1}}^2)$. x_1^* ve x_2^* normal dağılım gösteren sürekli temel değişkenler arasındaki polikorik korelasyon katsayısı ρ ile gösterilmiştir.

Bollen (1989a) x_1^* gizil cevap değişkeninin standart normal dağılıma sahip olması koşulunda eşik değerlerinin hesabı için Eşitlik1.13’teki formülasyonu önermiştir.

$$a_i = \Phi^{-1}\left(\sum_{k=1}^i \frac{N_k}{N}\right), \quad i = 1, 2, \dots \dots, c - 1 \quad 1.13$$

Φ^{-1} standart normal dağılımın tersini, N toplam örneklem sayısını, N_k k’inci kategoriye düşen gözlem sayısını c ise x_1 ordinal değişkenine ait kategori sayısını göstermektedir (Bollen, 1989a, s: 440).

Polikorik korelasyonun nasıl hesaplanacağına dair bir örnek verilecek olursa Finney ve DiStefano (2006) yaptıkları çalışmada, Rosenberg’in (1989) benlik saygısı ölçeğindeki iki madde arasındaki ilişkiyi hesaplamıştır. 120 kişiye uygulanan ölçeğin iki maddesine ait tek tek ve ikili frekans dağılımları Çizelge1.3, 1.4 ve 1.5’te

verilmiştir. Çizelge 1.3'te tatmin durumu ve kalite değişkenlerine ait ayrı ayrı frekanslar, çarpıklık ve basıklık değerleri görülmektedir (Finney ve DiStefano, 2006). Polikorik korelasyonun, Eşitlik 1.13'te Bollen (1989a) tarafından önerilen formül ile nasıl elde edileceği aşağıda açıklanmıştır.

Çizelge 1.3 Ölçek maddelerine verilen cevapların frekansları (Finney ve DiStefano, 2006).

Tatmin Durumu		Kalite	
Kategori	Frekans	Kategori	Frekans
1 (Hiç Katılmıyorum)	4	1 (Hiç Katılmıyorum)	4
2 (Katılmıyorum)	16	2 (Katılmıyorum)	27
3 (Katılıyorum)	50	3 (Katılıyorum)	42
4 (Tamamen Katılıyorum)	50	4 (Tamamen Katılıyorum)	47
N	120	N	120
Çarpıklık	-0,812	Çarpıklık	-0,514
Basıklık	0,154	Basıklık	-0,726

Çizelge 1.3'e baktığımızda her bir değişken için ayrı ayrı eşik değerlerinin hesaplandığını görürüz. Bu eşik değerleri Eşitlik 1.13'te Bollen (1989a) tarafından önerilen formül ile bulunmuştur. Tatmin durumu değişkeninde 1. eşik için birikimli N (4) toplam N'e (120) bölünür $4/120=0,033$ birikimli alan elde edilir. Temel sürekli değişkenimizin standart normal dağıldığını varsaydığımız için birikimli alana (0,033) denk gelen z değeri -1,834 eşik değeri olarak alınır. Diğer eşik değerleri de bu şekilde hesap edilir.

Çizelge 1.4 Eşik Değerleri ve Birikimli alanlar (Finney ve DiStefano, 2006).

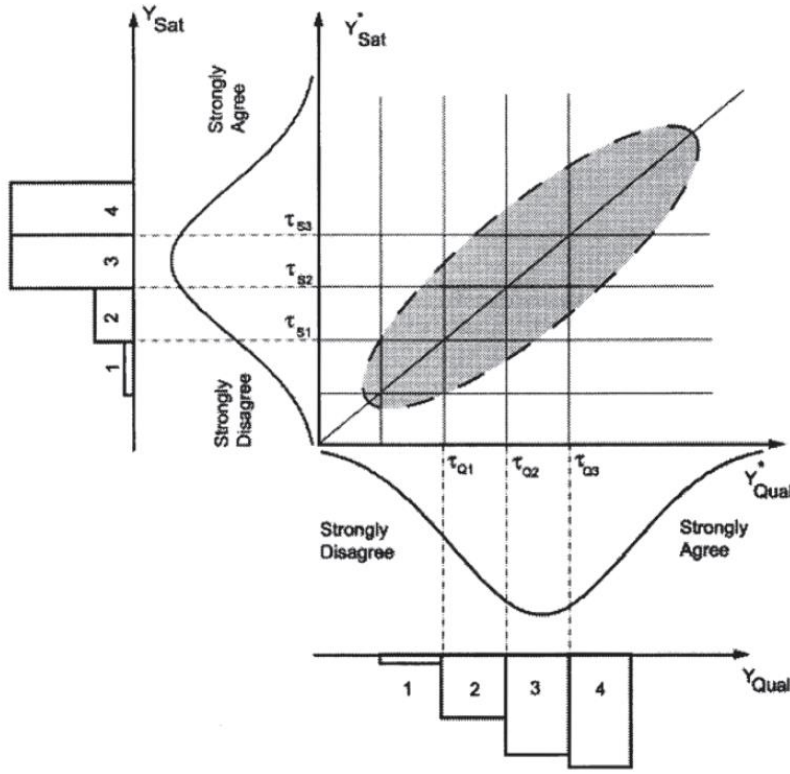
	Tatmin Durumu			Kalite		
	1	2	3	1	2	3
Eşik	1	2	3	1	2	3
Birikimli N	4	20	70	4	31	73
Birikimli Alan	0,033	0,167	0,583	0,033	0,258	0,608
Eşik Değer	-1,834	-0,967	0,210	-1,834	-0,648	0,275

Çizelge 1.4'teki bilgiler ile Olsson (1979) tarafından önerilen tahmin yöntemi kullanılarak önce eşik değerleri elde edilmiş sonrada polikorik korelasyon katsayısı 0,649 olarak bulunmuştur. Pearson korelasyon katsayısı (0,551) polikorik korelasyon katsayısından çok daha küçük bulunmuştur.

Çizelge 1.5 Kalite ve Tatmin durumu değişkenleri arasındaki kontenjans tablosu (Finney ve DiStefano, 2006).

Tatmin Durumu	Kalite				Toplam
	1 (Hiç Katılmıyorum)	2 (Katılmıyorum)	3 (Katılıyorum)	4 (Tamamen Katılıyorum)	
1 (Hiç Katılmıyorum)	2	1	1	0	4
2 (Katılmıyorum)	0	8	6	2	16
3 (Katılıyorum)	1	15	26	8	50
4 (Tamamen Katılıyorum)	1	3	9	37	50
Toplam	4	27	42	47	120

Rosenberg'in (1989) benlik saygısı ölçeğindeki Tatmin durumu ve Kalite ordinal değişkenleri arasındaki ilişki grafiği aşağıda görülmektedir.



Şekil 1.4 Temel Sürekli Değişken Yaklaşımı Grafiği (Finney ve DiStefano, 2006).

Şekil 1.4, kalite (Y_{Qual}) ve tatmin durumu (Y_{Sat}) değişkenleri arasındaki polikorik korelasyon grafiğini göstermektedir. Dört kategorili iki ordinal değişkenin üç adet eşik değeri (Tatmin durumu için τ_{s1} , τ_{s2} , τ_{s3}) ve (kalite için τ_{Q1} , τ_{Q2} , τ_{Q3}) olarak gösterilmiştir. Şekil 1.2’de ordinal değişkenlere ait dağılım histogram şeklinde, ordinal verilerin altında yatan ve eşik değerleri vasıtasıyla elde edilen temel sürekli değişkenlere ait dağılım ise normal dağılım grafiği ile gösterilmiştir. İki temel sürekli değişken arasındaki ilişki doğrusallaşmıştır. Bu doğrusal ilişki Pearson korelasyonunun en çok olabilirlik tahmin edicisi olan polikorik korelasyondur. Çalışmanın bundan sonraki kısmında YEM ve DFA’da modellemenin nasıl yapıldığı anlatılacaktır.

1.5. Doğrulayıcı Faktör Analizi Aşamaları

Bu bölümde YEM ve DFA'da modellemenin nasıl yapıldığı beş basamakta anlatılacaktır. Bu 5 aşama kısaca aşağıda belirtilmiştir (Bollen ve Long, 1993):

1. Model formülasyonu: Araştırmacılar doğru belirlenmiş YEM veya DFA modellerini test etmek isterler. Model ya teori temellidir yada gözlemsel bulgularla elde edilmiştir. YEM modelleri genellikle iki parçadan oluşur. Ölçüm modeli denilen ve DFA modeli olarak bilinen kısmı ile yapısal modeldir.

2. Model tanımlama: Belirlenen modele ait bütün serbest parametrelerin tek bir çözümü var mı yok mu onun kararının verildiği aşamadır. Eğer model formülasyonu yapılamazsa model tanımlanamaz ve bunun sonucunda da model tahmini yapılamaz.

3. Model tahmini: Bu aşamada parametreler ve uyum iyiliği indeksleri uygun tahmin metotları ile tahmin edilir. Parametre tahminleri için birçok farklı yöntem vardır fakat çoğu paket programda varsayılan tahmin metodu olarak EÇÖ metodu kullanılmaktadır.

4. Modelin değerlendirilmesi: Doğrulayıcı faktör analizi sonucunda anlamlı parametre tahminleri elde edildikten sonra modelin eldeki veriye uygunluğu sorgulanır. Eğer elde edilen sonuçlar yorumlanabilir seviyede ve hipotez testi yapılan teorik model gözlenen veriye uyumlu ise modelleme işlemi bu basamaktan sonra sona erdirilir.

5. Model modifikasyonu: Model değerlendirilmesi sonucu model veri ile uyumlu olmaz ise ya birinci basamağa geri dönülüp model tekrar belirlenir yada model modifikasyonuna gerek duyulur. Bu aşamada araştırmacılar anlamlı olmayan parametrelerin silinmesine veya modifiye edilmesine ve yeni parametreler

eklenmesine karar verir. Parametrelerin tekrar belirlenmesi ile model uyumu geliştirilebilir. Bu aşama model için en iyi uyumu elde edene kadar birkaç kez tekrar edebilir. Aşağıda takip eden bölümlerde YEM ve DFA'da benzerlik gösteren modelleme aşamaları basamak basamak anlatılmaktadır.

1.5.1. Modelin Formülasyonu (Belirlenmesi)

Doğrulayıcı faktör analizinin ilk ve en önemli basamağı modelin belirlenmesidir. Modelin temelini teori oluşturur. Teorik alt yapı olmadan ölçüm modeli ve yapısal modelin oluşturulması düşünülemez. Kuramsal yapı modelin çıkış noktasıdır. Bir modelin kurulabilmesi için ilk ve en önemli adım ilgili konudaki teorinin ayrıntılı olarak incelenmesidir. Teori incelendikten sonra, teoriyi birebir yansıtacak modelin yol şeması ile kurulması gerekir. Modelin uyum testinin yapılacağı örneklem belirlendikten sonra model test edilir (Meydan ve Şeşen, 2015).

Bu aşamada, önceden yapılan araştırmalardan elde edilen bulguların ve teorinin eşliğinde model formüle edilir. Modelde yer alması düşünülen, gözlenen ve gizil değişkenler ile faktör yükü, ilişki katsayıları gibi parametreler belirlenir. Modellemenin bu aşaması ilerde yapılacak modelin tanımlanması, parametre tahmin yönteminin seçilmesi gibi birçok basamağa etki eder. Bu yüzden modelin sağlam temeller üzerinde yükselmesi için model belirleme aşamasının çok iyi düşünülmesi ve bunun için de dayanılan teorik yapının sağlam olması gerekir (Harrington, 2009).

Araştırmacılar yapısal eşitlik modellemesine başlamadan önce test edilecek modelin doğru olarak belirlenmesini isterler. Önerilen model, sadece teoriye göre yada önceden yapılmış araştırmalardan elde edilen bulgulara göre formüle edilirler. YEM'de belirlenen model iki bileşenden oluşur. Bunlardan ilki ölçüm modeli diğeri ise yapısal modeldir. Doğrulayıcı faktör analizi ölçüm modelinin değerlendirilmesinde kullanılır (Wang ve Wang, 2012).

DFA, yapısal eşitlik modellemesinde olduğu gibi modelin belirlenmesiyle başlar. Bu aşamada ilgilenilen modelin formülasyonu için farklı yaklaşımlar mevcuttur. Bunlar; denklem sistemi, path (yol) diyagramı ve matris ile gösterimidir. YEM ve DFA’da en çok tercih edilen modelin şematize edilerek gösterilmesidir. Bunun için path (yol) diyagramından yararlanır. Path analizi Wright (1934) tarafından geliştirilen çok değişkenli bir analiz türüdür. Bu çok değişkenli analiz türünde kullanılan yol diyagramı, önerilen modelin görsel olarak gösterimini kolaylaştırarak, araştırmacıya analiz sırasında doğru, geçerli ve yeterli modelin geliştirilmesi için rehberlik eder (Wang ve Wang, 2012).

Path diyagramında, gözlenen (indikatör) değişkenler kare veya dikdörtgen ile gizil (latent, faktör, yapı, örtük) değişkenler daire yada oval şekil ile gösterilir. Değişkenler arası ilişki düz çizgi ile gösterilir eğer arada böyle bir çizgi yoksa bu iki değişken arasında direk bir ilişkinin varlığı test edilmiyor demektir. Tek ucu ok şeklinde olan çizgi iki değişken arasındaki direkt ilişkiyi yani okun ucundaki değişkenin diğer değişken tarafından etkilenip etkilenmediğinin test edildiği şekildedir. İki ucu ok şeklinde olan çizgi ise iki değişken arasındaki kovaryansın yani birlikte değişimin test edildiği şekildedir (Wang ve Wang, 2012).

Modelin şekille ifade edilebilmesi, araştırmacıya modele istediği müdahaleyi yapabilmeyi kolaylaştırmaktadır. Konu ile ilgili kavramsal çerçeveye uymak koşulu ile modelin uyumunu en üst düzeye taşımak, ressamın bir fırça darbesi ile resmini güzelleştirmesi gibi kolay olabilmektedir.

Diyagramda her şekil bir semboldür. Matris veya denklem sistemi ile de gösterebileceğimiz bir modeli geometrik şekillerle ve çizgilerle ifade etmek çok değişkenli kompleks modellerin analizinin anlaşılmasını kolaylaştırmaktadır. Model belirleme, analizin her aşamasında devam eden bir süreçtir. Teorik yapının müsaade

ettiği ölçüde model uyumu sağlanana kadar yapının tekrar tekrar şekillenerek belirlenmesi devam eder.

Yapısal geçerliği merak edilen ölçeğin öncelikle kavramsal çerçeveye uygun ifadeler içerip içermediği uzmanlar grubu tarafından kapsam geçerliği ile değerlendirilir. Açıklayıcı faktör analizi ile de faktör yapısı oluşturulur. Bu aşamaya faktör yapısını kurgulama aşaması denir. Bu durumda model formülasyonu yapılarak model tarif edilmektedir. Faktör yapısının tarifi, içerdiği bütün bileşenlerin tarif edilmesi ile mümkün olur. Modelde, kaç adet gözlenen değişken, faktör olacağı ve hangi faktörlerin birbiri ile ilişkili olacağı belirtilir. Modelin belirlenmesi matematiksel formüllerle ve ifadelerle olsaydı bu analiz türünün uygulanması çok zor olurdu. Bu yüzden path analizinin mucidi Wright DFA'nın ve YEM'in gelişiminde ve bu kadar popüler olmasında çok büyük bir paya sahiptir (Byrne, 2010).

Modelin oluşturulması, DFA'da kullanılacak ölçüm modelinin belirlenmesi aşamasıdır. Öncelikle, analiz edilecek model hangi amaç için oluşturulacak ona karar verilir. Model kavramsal yapının çizdiği çerçeveye uygun bir şekilde formüle edilir. Jöreskog'a (1993) göre model şu üç amaç için oluşturulur:

1. Doğrulayıcı modelleme stratejisi; Bu stratejiyi izleyen araştırmacı, gözlemlediği değişkenlerin arasındaki ilişkileri tek bir modelle test etmekte ve sonuçta modeli kabul veya reddetmektedir. Analiz sonucunda modelin sadece eldeki örnekleme uyumlu olup olmadığı doğrulanmaktadır. Bu yöntem sonucunda elde edilen modelin tekrar belirlenmesine ihtiyaç yoktur (Meydan ve Şeşen, 2015).

2. Alternatif modeller stratejisi; Bu strateji araştırmacıya gözlemlediği verilerle en iyi uyuma sahip modeli seçme imkanı verir. Teorik olarak desteklenen alternatif modeller arasından teoriyi en iyi yansıtan ve gözlenen değişkenler arasındaki ilişkileri en iyi açıklayan modeli seçilir (Meydan ve Şeşen, 2015).

3. Model geliştirme stratejisi; Model geliştirme amacı ile yapılan Doğrulayıcı Faktör Analizlerinde teorik modelin kovaryans matrisi, veri kovaryans matrisine en yakın olana kadar ve teorinin müsaade ettiği ölçüde düzenlenir. Düzeltme indekslerinin önerdiği parametre serbest bırakma ve silme gibi değişiklikler yapılarak uyum indeks değerleri kriterlere uygun seviyeye getirilir. Burada en önemli amaç modelin testinden çok modelin uyumunu en iyi hale getirmektir (Jöreskog, 1993).

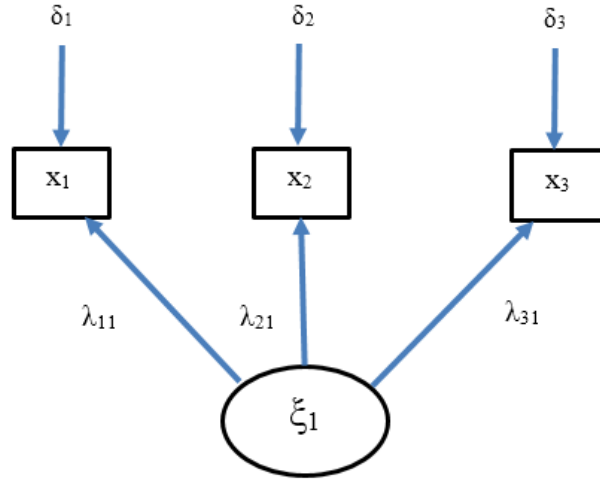
1.5.1.1. Doğrulayıcı Faktör Analizi Denklem, Matris ve Şekilsel Gösterimi

Jöreskog-Keesling-Wiley (JKW) yaklaşımı (Jöreskog, 1973, 1977; Keesling, 1972 ve Wiley, 1973) yapısal eşitlik sisteminin notasyonunu ifade eder. Bu yaklaşım ile ölçüm ve yapısal modelin denklemsel ve matris şeklindeki gösterimi sunulur. JKW notasyon gösteriminde kullanılan semboller aşağıda gösterilmiştir (Çizelge1.6).

Çizelge 1.6 DFA’da Kullanılan Semboller ve Anlamları

Değişkenler	Sembol Adı	Boyutu	Tanımlama
y		p x 1	η 'nin gözlenen göstergeleri
x		q x 1	ξ 'nin gözlenen göstergeleri
ε	Epsilon	p x 1	y'nin ölçüm hataları
δ	Delta	q x 1	x'in ölçüm hataları
Katsayılar Matrisi			
Λ_y	Lambda y (λ_y)	p x m	y'nin η ile ilişki (regresyon) katsayısı
Λ_x	Lambda x (λ_x)	q x n	x'in ξ ile ilişki (regresyon) katsayısı
Γ	Gamma (γ)		ξ 'nin η ile ilişki (regresyon) katsayısı
Kovaryans Matrisi			
Θ_ε	Theta-epsilon	p x p	ε ' nun kovaryans matrisi ($E(\varepsilon\varepsilon')$)
Θ_δ	Theta-delta	q x q	δ ' nin kovaryans matrisi ($E(\delta\delta')$)
Φ	Phi		ξ 'nin kovaryans matrisi ($E(\xi\xi')$)
Ψ	Psi		ζ ' nin kovaryans matrisi ($E(\zeta\zeta')$)
Vektörler			
τ	Tau		Gösterge Ortalamaları
κ	Kappa		Gizil Ortalamalar
ξ	Xi (Ksi)	n x 1	Gizil dışsal değişken
η	Eta	m x 1	Gizil içsel değişken
ζ	Zeta	m x 1	Eşitliklerdeki gizil hatalar

Aşağıda üç indikatör değişkenli ve tek faktörlü ölçüm modeline ait şekilsel gösterim, denklem ve matris gösterimi görülmektedir.



Şekil 1.5 Tek faktör Ordinal DFA modeli

Tek faktöre denklem gösterimi;

$$x_1 = \lambda_{11} \xi_1 + \delta_1$$

$$x_2 = \lambda_{21} \xi_1 + \delta_2$$

$$x_3 = \lambda_{31} \xi_1 + \delta_3$$

1.14

Ölçüm modeli için denklem gösterimi;

$$\underline{x} = \Lambda_x \xi + \delta$$

1.15

Varsayımlar;

$$E(\xi) = 0, E(\varepsilon) = 0, E(\delta) = 0$$

1.16

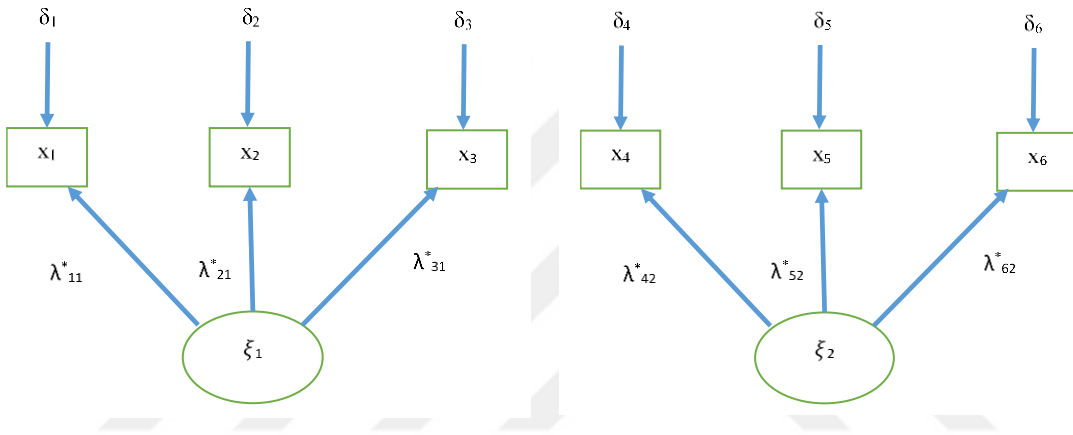
ε , ξ ve δ ilişkisizdir.

Tek faktöre matris gösterimi;

$$\underline{x} = \Lambda_x \xi + \delta \quad 1.17$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix} \quad 1.18$$

Aşağıda altı indikatör değişkenli ve iki faktörlü ilişkisiz ölçüm modeline ait şekilsel gösterim, denklem ve matris gösterimi görülmektedir.



Şekil1.6 İlişkisiz DFA modeli

İlişkisiz DFA modeli denklem gösterimi;

$$x_1 = \lambda_{11} \xi_1 + \delta_1$$

$$x_2 = \lambda_{21} \xi_1 + \delta_2$$

$$x_3 = \lambda_{31} \xi_1 + \delta_3$$

$$x_4 = \lambda_{42} \xi_2 + \delta_4$$

$$x_5 = \lambda_{52} \xi_2 + \delta_5$$

$$x_6 = \lambda_{62} \xi_2 + \delta_6$$

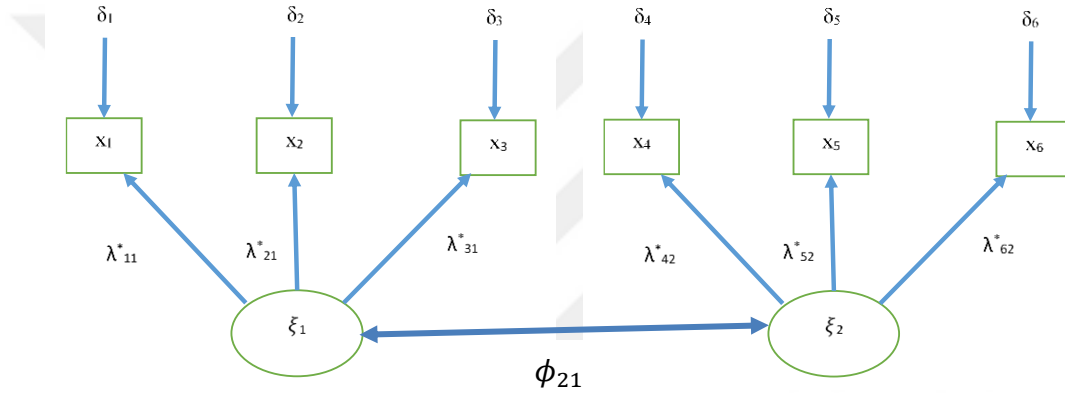
1.19

İlişkisiz DFA modeli matris gösterimi;

$$\underline{x} = \Lambda_x \xi + \delta \quad 1.20$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \end{bmatrix} \quad 1.21$$

Aşağıda altı indikatör değişkenli ve iki faktörlü birincil ölçüm modeline ait şekilsel gösterim, denklem ve matris gösterimi görülmektedir.



Şekil1.7 Birincil Seviye DFA modeli

Birincil Seviye DFA modeli denklem gösterimi;

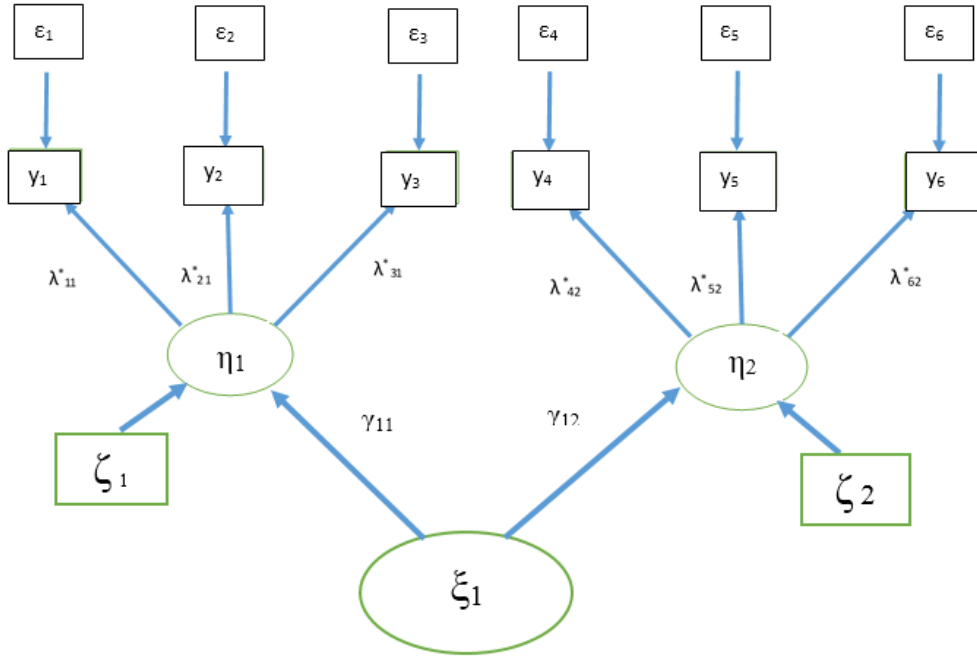
$$\begin{aligned} x_1 &= \lambda_{11} \xi_1 + \delta_1 \\ x_2 &= \lambda_{21} \xi_1 + \delta_2 \\ x_3 &= \lambda_{31} \xi_1 + \delta_3 \\ x_4 &= \lambda_{42} \xi_2 + \delta_4 \\ x_5 &= \lambda_{52} \xi_2 + \delta_5 \\ x_6 &= \lambda_{62} \xi_2 + \delta_6 \end{aligned} \quad 1.22$$

Birincil Seviye DFA modeli matris gösterimi;

$$\underline{x} = \Lambda_x \Phi + \Theta_\delta \quad 1.23$$

$$\begin{matrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{matrix} = \begin{matrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{matrix} \begin{matrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{matrix} + \begin{matrix} \theta_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \theta_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \theta_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_{44} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \theta_{55} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \theta_{66} \end{matrix} \quad 1.24$$

Aşağıda altı indikatör değişkenli ve iki faktörlü ikincil seviye ölçüm modeline ait şekilsel gösterim, denklem ve matris gösterimi görülmektedir.



Şekil1.8 İkincil Seviye DFA modeli

İkincil Seviye DFA modelinde içsel ve dışsal değişken arasındaki ilişkiyi gösteren denklem gösterimi;

$$\eta_1 = \gamma_{11} \xi_1 + \zeta_1 \quad 1.25$$

$$\eta_2 = \gamma_{12} \xi_1 + \zeta_2 \quad 1.26$$

İkincil Seviye DFA modelinde içsel ve dışsal değişken arasındaki ilişkiyi gösteren matris gösterimi;

$$\eta = \Gamma \xi + \zeta \quad 1.27$$

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad 1.28$$

İkincil Seviye DFA modeli denklem gösterimi;

$$\begin{aligned} y_1 &= \lambda_{11} \eta_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \lambda_{21} \eta_1 + \varepsilon_2 \\ y_3 &= \lambda_{31} \eta_1 + \varepsilon_3 \\ y_4 &= \lambda_{42} \eta_2 + \varepsilon_4 \\ y_5 &= \lambda_{52} \eta_2 + \varepsilon_5 \\ y_6 &= \lambda_{62} \eta_2 + \varepsilon_6 \end{aligned} \quad 1.29$$

İkincil Seviye DFA modeli matris gösterimi;

$$\underline{y} = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad 1.30$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \quad 1.31$$

1.5.2. Modelin Tanımlanması

Model tanımlama aşamasında merak edilen durum tahmini yapılan parametrelere ait tek bir çözümünün olup olmayacağıdır. Kestirimi yapılmak istenen serbest parametre veya parametreler eğer gözlenen verilere ait varyans-kovaryans matrisinin

matematiksel fonksiyonu olarak ifade edilemezse tanımlı değildir denir. Bu sorunu anlamak için bir örnek verelim (Wang ve Wang, 2012).

$$\text{Var}(y) = \text{Var}(\eta) + \text{Var}(\epsilon) \quad 1.32$$

$\text{Var}(y)$ gözlenen y değişkeninin varyansı, $\text{Var}(\eta)$ latent η değişkeninin varyansı ve $\text{Var}(\epsilon)$ ise ölçüm hatasının varyansını göstermektedir. Bu eşitlikte yalnızca $\text{Var}(y)$ bilinmekte, $\text{Var}(\eta)$ ve $\text{Var}(\epsilon)$ parametreleri bilinmemektedir. İki bilinmeyenden dolayı bu denklemin tek bir sonucu yoktur. Birden fazla çözümü olan bu denklem sisteminden bir adet anlamlı sonuç elde edebilmemiz için tanımlamanın doğru yapılması gerekir (Wang ve Wang, 2012).

Bu denklemin birden fazla çözümünün olması modelin tanımlanamayacağını gösterir. Bu sorunu çözmek için ölçüm hatasının varyansı olan $\text{Var}(\epsilon)$ C gibi herhangi sabit bir değere eşitlenerek kısıt uygulanır. Böylece denklemde tek bilinmeyen, gizil değişkenin varyansı olan $\text{Var}(\eta)$ kalır. Gözlenen değişkenin varyansından ölçüm hatası varyansı olan C çıkartılırsa gizil değişkene ait tek bir çözüm bulunmuş olur, bunun sonucunda da varyans parametresi tanımlı hale gelir. Yukarıda izah edilen bu genel prensip YEM ve DFA'nın en karmaşık modeline de uygulanabilir (Wang ve Wang, 2012).

Bilinmeyen parametreleri, gözlenen değişkenlere ait varyans yada kovaryansın bir veya birden çok elemanının içinde bulunduğu en az bir cebirsel fonksiyon ile ifade edebilirsek o zaman parametreyi tanımlamış oluruz. Bilinmeyen bütün parametrelerin anlamlı bir şekilde tanımlanması da bütün modeli tanımlı hale getirir (Wang ve Wang, 2012).

Sıkça rastlanan bir durumda modelin fazla tanımlanmasıdır (Over-identified). Ölçümle elde edilen verilerin varyans-kovaryans matrisinde modelin tanımlanmasını sağlayacak yeterli bilgidен daha fazla bilgi olduğu durumda tahmini yapılacaktır.

parametre birden çok yolla hesap edilebilir. Eğer model teorik olarak doğru ise farklı yollardan elde edilen bir parametreye ait bu tahmin değerleri anakütle için tek bir değer olmalıdır (Bollen, 1989a). Tahmin edilmek istenen her bir parametre tanımlandığında ve onlardan en az biri fazla tanımlandığında model fazla tanımlanmıştır (Wang ve Wang, 2012).

Tanımlı olma terimi tam ve fazla tanımlanmış ifadelerini de kapsamaktadır. Yani modelin tam tanımlı (just-identified) olması için her bir parametre tanımlanmış olmalı hiç birisi fazla tanımlanmış olmamalı yani birden fazla çözümü olmamalıdır. (Wang ve Wang, 2012).

Tanımlanmamış model terimi az tanımlanmış (under-identified) ve hiç tanımlanmamış ifadelerini temsil etmektedir. Tahmin edilmek istenen parametrelerden bir veya daha fazlası hiç tanımlanmamışsa bu model meydana gelir. Eğer, model az tanımlanırsa parametrelerin uygun tahminleri yapılamaz. Örnekleme büyüklüğü tanımlama ile ilgili bir kavram olmadığı için, örnek sayısının ne kadar büyük olduğunun az tanımlanma veya tanımlanamama ile ilgisi yoktur. Analizi yapılan herhangi bir modelin doğru tahminin yapılması modelin tam ve fazla tanımlanabilmesi ile mümkün olabilmektedir (Wang ve Wang, 2012).

Fazla tanımlanmış yapısal ve ölçüm modelleri DFA ve YEM analizlerinde ilk öncelikli ilgilenilen yapılardır. Bu tür modellerde ölçümle elde edilen varyans-kovaryans matrisindeki parametre sayısından daha az parametre vardır. Gözlenen varyans-kovaryans matrisindeki parametre sayısından serbest parametre sayısı çıkarılırsa serbestlik derecesi elde edilir. Tam tanımlı modellerin serbestlik derecesi sıfır olduğu için modelin uyum iyiliği test edilemez (Wang ve Wang, 2012).

Modelin tanımlı olup olmadığı, iki adet gerekli koşulun sağlanması ile kontrol edilebilir. İlk kontrol edilecek durum varyans-kovaryans girdi matrisindeki parametre

sayısı, serbest parametre sayısından az olmamalıdır. Girdi matrisindeki parametre sayısı $(q+p)(q+p+1)/2$ formülü ile elde edilir. p içsel (endogenous), q dışsal (exogenous) indikatör değişkeni gösterir. Serbest parametre sayısı ise faktör yükleri, faktör varyans-kovaryansı, yol katsayıları, artık varyans-kovaryansı ve hata varyansının sayımı ile elde edilir. Eğer, girdi matrisindeki parametre sayısı serbest parametre sayısından çok ise *fazla tanımlanmış model*, az ise *yetersiz tanımlanmış model* denir. Sayı eşit ise *tam tanımlanmış model* denir. Model az tanımlı durumda iken DAF'ta parametreler tahmin edilemez çünkü bilinmeyen sayısı bilinenlerden daha çoktur. İkinci olarak gizil değişkenlerin bir ölçü birimi olması gerekir. Ölçü birimi iki yolla atanır. Birincisi, faktör ile gözlenen değişkeni birbirine bağlayan yolu gösteren faktör yüklerinden birine sabit bir sayı verilerek sabit parametre haline getirilmesi gerekir. Bu sabit sayıda çoğunlukla 1'dir. İkincisi, faktör varyanslarının 1'e eşitlenerek faktörlerin standardize edilmesidir. Eğer faktör yükleri ve varyansları sabit bir sayıya eşitlenmezse tanımlanamazlar. Bunun sonucunda, dışsal gizil değişkenler ile diğer gizil değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren yol (standardize regresyon) katsayıları da tanımlanamazlar ve içsel gizil değişkenlere ait artık varyans ile diğer gizil değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren yol katsayıları da tanımlanamazlar. Bu iki koşulun sağlanması modelin tanımlı olması için gerekli fakat yeterli değildir. Bu iki koşul sağlansa bile tanımlamada problemler devam edebilir (Wang ve Wang, 2012).

Tanımlanamama sorunundan kaçınmanın en iyi yolu iki-gösterge, üç-gösterge ve t kuralları ile belirlenmiş sınırlara dikkat etmektir. Modelin tanımı için yeterli ve gerekli koşul böylece sağlanmış olur. Üç-gösterge kuralı adından da anlaşılacağı gibi her bir gizil değişken için üç veya daha fazla gözlenen değişken faktör yapısına dahil edilirse modelin tanımı daha kolay olur. İki gösterge kuralına göre her bir faktör en az iki indikatör tarafından temsil edilmelidir. Faktörlerin birbirleriyle ilişkili olması modelin belirlenmesine engel değildir. İki ve üç gösterge kuralları, tek (unique) faktör yüklerini yani ölçüm hatalarını ilişkisiz olarak varsayar (Kelloway, 2015). Diğer bir tanımlama kuralı ise t kuralıdır. Bu kurala göre tahmin edilen parametre sayısı yani serbest parametre sayısı gözlenen verilere ait kovaryans matrisindeki tek elemanların sayısından daha az veya eşit olmalıdır (Brown, 2006).

Üç indikatör kuralı belki en çok alıntı yapılan model belirleme kuralıdır ama yapılan gözlemsel çalışmalar da örneklem büyüklüğü fazla olan durumlarda iki indikatör kuralını destekleyen deliller elde edilmiştir. Anderson ve Gerbing (1984) yaptıkları Monte Carlo simülasyon çalışmasında küçük örnek sayıları ($n < 100$) için iki indikatörlü faktör yapısının yakınsama ve uygun olmayan (improper) sonuçlar ürettiğini belirtmiştir. Üç göstergeli faktör modelinde ise örnek sayısı 200'ün üstü olduğunda yakınsama ve uygun olmayan sonuç elde etme sorununun çözüldüğü görülmüştür.

Parametre tanımlarının doğruluğu bizi modelin doğru tanımına götürür. Tanımlama; serbest, sabit ve kısıtlı parametrelerin doğru tanımına bağlıdır. Serbest parametre, bilinmeyen tahmin edilmeye çalışılan parametredir. Sabit parametre, sabit değer atanan parametredir. Kısıtlı parametre ise bilinmeyen ancak yapay olarak bir veya birden fazla parametreye eşitlenen parametrelerdir. Kısıtlı parametreyi şu şekilde daha iyi açıklayabiliriz, eğer elimizdeki iki indikatör bağımlı değişken üzerinde aynı etkiye sahipse biri diğerinin yol katsayısına eşitlenir. Parametrenin sabitlenmesi ya da diğer bir parametrenin değerine eşitlenmesi ile serbest parametre sayısını düşürür. Böylece az tanımlanmış model artık tanımlı hale gelir (Wang ve Wang, 2012).

Ölçüm modelinin tanımlaması 4 aşamadan oluşmaktadır;

1. Modelde kaç tane gizil değişken olacağı, her bir gizil değişken altında kaç tane indikatör değişkenin yer alacağı ve bu gözlenen değişkenlerin diğer faktörler ile ilişkili olup olmayacağı önceden belirlenir. Modeldeki parametrelerin hangisinin serbest, sabit veya kısıtlı olacağı belirlenmelidir (Bowen ve Guo, 2012).

2. Her bir gizil değişkenin ölçüm türü belirlenir.

3. Gözlenen değişkenlere ait ölçüm hataları ve bu hataların varsa birbiri ile ilişkisi belirlenir.

4. Gizil değişkenler arasında ilişki varsa bu belirtilir (Bowen ve Guo, 2012).

Sabit parametreler analiz sırasında hesaplanmayan kullanıcı tarafından atanan sabit değerlerdir. DFA’da genellikle 0 veya 1 olarak alınır. Çoğunlukla 0 değeri verilir. Sabit parametreler faktör yapısı içinde şuralarda kullanılır;

- a) Faktörün ölçüm birimini belirtmek için her bir faktöre ait bir faktör yüküne 1 değeri verilir.
- b) Gözlenen değişken ve ona ait ölçüm hatasının varyansı arasındaki regresyon katsayıları 1 ile sabitlenir. Eğer 1 değeri verilirse ölçüm hataları hesaplanabilir ve tanımlama sorunu yaşanmaz.
- c) Ölçüm hatalarının varyansı 1’e sabitlenirse, gözlenen değişkenler ve ölçüm hata varyansları arasındaki regresyon katsayıları hesaplanabilir.

Ordinal verilerin analiz edildiği ölçüm modellerinde eğer bu değişkenler normal dağılıma yakın dağılım sergiliyorlarsa ve kategori sayısı 5 ve üstü ise sürekli veriler gibi düşünülerek tanımlama yapılabilir. Bu tür modellerin böyle belirlenmesi teorik olarak yanlıştır. Ordinal değişkenlerin kendi ölçüm türünde modellemek en doğrusudur. Bu durum iki farklı metot ile sağlanır. İlki ordinal verilerin altında yatan temel sürekli ve normal dağılan bir değişken olduğu varsayımı ile hareket eden gizil cevap değişkeni metodolojisidir. İkincisi ise madde yanıt teoresidir (item response theory).

1.5.3. Modelin Tahmini ve Tahmin Metotları

Modelin tanımlama aşaması bittikten sonra parametre tahmin aşamasına geçilir. Farklı parametre tahmin yöntemleri kullanarak, elde edilen parametreler ve teorik modele ait varyans-kovaryans matrisini ($\Sigma(\hat{\theta})$), gözlem verilerine ait varyans-kovaryans matrisine (S) mümkün olduğunca yakınsamaktır. Bunun için ordinal verili DFA’da en çok kullanılan parametre tahmin yöntemleri EÇO ve ADF’dir. Son yıllarda geliştirilen Robust yöntemler ise Satorra-Bentler düzeltmeleri, WLSM ve WLSMV yöntemidir. Bu yöntemler aşağıda kısaca tanıtılacaktır (Bollen, 1989a).

1.5.3.1. EÇO (En Çok Olabilirlik Yöntemi)

En çok olabilirlik tahmin yöntemi sürekli türde verilerin modellendiği DFA'larda en fazla tercih edilen metottur. Bu yöntemle elde edilen parametre tahminlerinin asimptotik olarak yansız, tutarlı ve etkili olabilmesi için karşılanması gerekli olan en önemli varsayım modele dahil olan değişkenlerin sürekli türde ve çok değişkenli normal dağılıma sahip olması gereklidir. Bununla birlikte, parametre tahminlerinin asimptotik olarak ana kitle parametrelerine yaklaşmaları için büyük örnek hacimlerine ihtiyaç duyulur.

Bollen (1989a) YEM programlarında varsayılan olarak kullanılan ve en çok tercih edilen bu parametre tahmin yönteminin avantajlarını ve özelliklerini şu şekilde listelemiştir; hesaplama kolaylığı, elde edilen sonuçların doğruluğu, kesinliği, etkililiği, tutarlılığı ile ölçekten bağımsız olması ve ölçme türüne göre değişmemesidir. Dezavantajları ise çok değişkenli normallikten sapmanın derecesine göre ve örneklem sayısının az olma durumuna göre EÇO metodunun performansı düşmektedir (Bowen ve Guo, 2012)

EÇO'ya ait uyum fonksiyonunun en fazla tercih edilen gösterim şekli Eşitlik1.33'teki gibidir;

$$F_{EÇO}(\hat{\theta}) = \log|\hat{\Sigma}(\hat{\theta})| + \text{tr}(S \hat{\Sigma}^{-1}(\hat{\theta})) - \log(S) - p \quad 1.33$$

Eşitlik1.33'teki uyum fonksiyonunda S; örneklem varyans-kovaryans matrisi, $\hat{\Sigma}(\hat{\theta})$; modelin tahmini varyans-kovaryans matrisi, $\hat{\theta}$ parametre tahminlerini, p gözlenen indikatör değişken sayısını gösterir.

Jöreskog ve ark., (2001) ve Yang-Wallentin ve ark., (2010) EÇO uyum fonksiyonunun en küçük kareler uyum fonksiyonunun gösterim şekli ile yani kuadratik formda (Eşitlik1.49) da yazılabileceğini ve Eşitlik1.33'teki uyum fonksiyonundan elde edilen sonuçlar ile asimptotik olarak benzer sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir (Yingruolan, 2014).

$$F_{EO\check{C}} = [s - \sigma(\theta)]' W [s - \sigma(\theta)] \quad 1.34$$

$$W_{EO\check{C}} = D' (\hat{\Sigma}^{-1}(\theta) \otimes \hat{\Sigma}^{-1}(\theta)) D \quad 1.35$$

$$\underline{s}' = (s_{11}, s_{21}, s_{22}, s_{31}, s_{32}, \dots, s_{pp}) \quad 1.36$$

Eşitlik1.36'daki s' örneklem kovaryans matrisinin (S) köşegende dahil tekrar etmeyen kısmını temsil eden vektörünü göstermektedir. Eşitlik1.34'teki $\sigma(\theta)$ ise modele ait kovaryans matrisinin ($\Sigma(\theta)$) köşegende dahil tekrar etmeyen kısmını temsil eden vektörü göstermektedir. Eşitlik1.35'teki W ağırlık matrisini, D dublikasyon matrisini (Magnus ve Neudecker, 1999) ve \otimes sembolü de Kronecker çarpımını temsil etmektedir.

Modelin uyumunu değerlendirebilmek için modele ait uyum istatistiği olan ki-kare değeri aşağıdaki formül ile bulunur.

$$\chi^2 = (N-1)F_{EO\check{C}} \quad 1.37$$

Eşitlik1.37'deki N örneklem sayısını, $F_{EO\check{C}}$ ise EÇO'ya ait uyum fonksiyonunu gösterir. Ki-karenin beklenen değeri modelin serbestlik derecesidir. Uyum fonksiyonunu en küçükleyen parametre tahminleri ile örneklem varyans-kovaryans matrisi ve modele ait tahmini varyans-kovaryans matrisi birbirine çok yaklaşırsa modelin örneklem ile uygun olduğu sonucuna varılır.

Doğru tanımlanmış bir modelin EÇO ile analizi sonucunda elde edilen ki-kare tahmin değeri çok değişkenli normal dağılım altında yanlılık göstermezken, dağılım normallikten uzaklaşmaya başlayınca yanlılık göstermeye başlar ve bunun sonucunda da doğru olan model yanlışlıkla reddedilir. Tip1 hata oranı artar (Curran ve ark., 1996).

EÇO tahmin edicisi birçok önemli özelliğe sahiptir. Bunlardan ilki, büyük örnek sayılarında ana kitlenin parametresini asimptotik olarak yansız olarak tahmin etmek ikinciside örnek sayısı arttıkça ana kitleye ait parametre değerlerine yaklaşma olasılığı artması yani asimptotik olarak tutarlı tahminler üretmesidir. Üçüncü özellik, örneklem sayısı arttıkça varyans azalarak asimptotik olarak etkili tahminler yapar. Dördüncüsü, örnek sayısı arttıkça ve sonsuza yaklaştıkça parametrelerin dağılımı asimptotik olarak normal dağılım özelliği gösterir. Beşincisi, EÇO fonksiyonu değişkenlerin ölçüm tipinden bağımsızdır. Bu yüzden ölçüm tipi değişse de elde edilen sonuçlar bir birine benzer. Çok değişkenli normallik ve örnek sayısının çokluğu varsayımları altında EÇO uyum fonksiyonu (N-1) ile çarpılırsa ki-kare dağılımı gösterir.

Yapısal eşitlik modellemesi yapılan AMOS, Lisrel, EQS ve Mplus gibi paket programlarda varsayılan parametre tahmin yöntemi olarak kullanılan EÇO iki önemli varsayım üzerine bina edilmiştir; çok değişkenli normal dağılım ve sürekli değişkenler. EÇO metodu belirli derecede normallikten sapmaya karşı robust olduğu için kategorik ve ordinal verilerin analizinde de tercih edilen bir parametre tahmin yöntemidir. Normallikten sapma derecesi kabul edilebilir sınırlar içinde ise EÇO metodu kullanılabilir.

Ordinal değişkenlerle faktörler arasındaki ilişki doğrusal olmadığı için $x = \Lambda\xi + \delta$ denklemi ve $\hat{\Sigma}(\theta) = \Sigma(\theta)$ hipotezi doğru bir gösterim şekli değildir. Bu sorun Pearson korelasyon yerine Polikorik korelasyon kullanılarak çözülebilmektedir. Ordinal verilerin altında yatan temel sürekli verilerin temsilcisi olduğu varsayımı altında temel

sürekli değişkenler (x^*) ile faktörler arasında $x^* = \Lambda\xi + \delta$ denklemi ve $\hat{\Sigma}^*(\theta) = \Sigma(\theta)$ hipotezi kurulabilmektedir.

En çok olabilirlik fonksiyonunu ordinal verilerin doğrulayıcı faktör analizinde kullanmak için yukardaki Eşitlik1.33 ve Eşitlik1.34'te gösterilen her iki uyum fonksiyonunda da düzeltme yapmak gerekmektedir.

$$F_{OR-E\check{C}O} = \log|\hat{\Sigma}^{*-1}(\theta)| + \text{tr}(R\hat{\Sigma}^{*-1}(\theta)) - \log(R) - p \quad 1.38$$

$$F_{OR-E\check{C}O} = [r - \rho(\theta)]' D' (\hat{\Sigma}^{*-1}(\theta) \otimes \hat{\Sigma}^{*-1}(\theta)) D [r - \rho(\theta)] \quad 1.39$$

$$\underline{r}' = (1, r_{21}, 1, r_{31}, r_{32}, 1, \dots, r_{p,p-1}, 1), \quad 1.40$$

Eşitlik1.38'deki formül gösterimi Eşitlik1.33'tekinin ordinal verilere göre uyarlanmış halidir. Eşitlik1.39'daki formül gösterimi Eşitlik1.34'dekinin ordinal verilere göre düzeltilmiş halidir. R polikorik korelasyon, $\hat{\Sigma}^*(\theta)$ temel sürekli değişkene ait Eşitlik1.4'te ($\hat{\Sigma}^*(\theta) = \Lambda\Phi\Lambda' + I - \text{diag}(\Lambda\Phi\Lambda')$) belirtilen kovaryans matrisidir. Eşitlik 1.40'daki \underline{r}' örneklem polikorik korelasyon matrisindeki (R) diyagonalinde dahil olduğu tekrar etmeyen kısma ait vektörü temsil etmektedir. $\rho(\theta)$ modele ait korelasyon matrisindeki ($\hat{\Sigma}^*$) diyagonalinde dahil olduğu tekrar etmeyen kısma ait vektörü temsil etmektedir.

Ordinal veriler kesikli yapıda olduğu için normallik varsayımını çoğunlukla karşılayamazlar. Bu durumda parametre tahmin metodu olarak EÇO kullanılırsa elde edilen modelin gözlenen veriye uygunluğunu test eden istatistiksel anlamlılık testinin geçerliği tehlikeye düşer. Finney ve DiStefano'nun (2006) yaptığı simülasyon çalışmasına göre ordinal değişken 5 ve üstü kategori içeriyorsa sürekli türdeymiş gibi düşünülür ve normal dağılıyorsa EÇO metodu kullanılabilir.

Muthén ve Kaplan (1985, 1992) yaptıkları çalışmalarda, EÇO ve GLS ile elde edilen sonuçların asimptotik olarak birbirine çok yakın olduğunu göstermişlerdir. İki tahmin yöntemi de çok farklı koşullarda birbirlerine benzer davranışlar göstermişlerdir. Olsson ve ark.'ının (2000) yaptığı çalışmaya göre GLS, modelin yanlış belirlenmesi durumunda EÇO'ya göre daha yanlı parametre tahminleri ve iyimser uyum indeksleri üretmektedir. Bu yüzden Normal dağılım temelli metotlardan en fazla tercih edileni EÇO yöntemidir.

DiStefano (2002) sıralı kategorik verileri analiz ettiği DFA çalışmasında EÇO ve WLS'nin performanslarını değerlendirmiştir. Ordinal değişkenlerin her birinin dağılımına ait basıklık ve çarpıklık değerleri Muthén ve Kaplan, (1985) tarafından önerilen değer olan 1'in altında ise yaklaşık olarak normal dağılmakta ve bu durumda EÇO yöntemi güvenle kullanılabilir. Bundan önceki çalışmalarda Pearson korelasyon ile yapılan EÇO yönteminin ordinal değişkenlerin normallikten sapmaları durumunda yanlı parametre tahminleri, faktörler arası korelasyonlar ve standart hatalar ürettiği gösterilmiştir (Babakus ve ark., 1987; Boomsma, 1983, Hoogland ve Boomsma, 1998; Dolan, 1994 ve Muthén ve Kaplan, 1985).

Kategorik veriler doğası gereği çok değişkenli normal dağılım varsayımını karşılayamadığı için kategorik verilerin modellendiği DFA'da tahmin metodu olarak EÇO'nun kullanılması Tip1 hata oranını arttırmakta, parametre ve onlara ait standart hata tahminlerinde yanlı ve etkisiz sonuçlara neden olmaktadır. Bu durumlarda ADF, S-B, WLSM, WLSMV ve Bootstrapping yöntemlerinin alternatif olarak kullanılması önerilmiştir (Curran ve ark., 1996).

1.5.3.2. ADF / WLS (Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız Tahmin Yöntemi)

Browne (1984) tarafından geliştirilmiştir. Ordinal DFA'da en çok tercih edilen yöntemlerden birisidir. Çok değişkenli normallikten sapmalara karşı güçlü (Robust) ve doğru sonuçlar vermeyen EÇO yöntemine alternatif olarak geliştirilmiştir (Finney ve DiStefano, 2006). GLS yöntemi üzerine bina edilmiştir. Literatürde Ağırlıklandırılmış WLS olarak geçmektedir (Finney ve DiStefano, 2006). Asimptotik olarak dağılımdan bağımsız (ADF) parametre tahmin yöntemi öncelikle normal dağılmayan sürekli değişkenlerin analizinde kullanıldığı gibi sıralı ve sırasız kategorik ölçüm türlerinin de modellendiği doğrulayıcı faktör analizlerinde de çokça tercih edilmektedir.

ADF tahmin yöntemine ait uyum fonksiyonu şu şekilde yazılmaktadır;

$$F_{WLS} = [s - \sigma(\hat{\theta})]' W^{-1} [s - \sigma(\hat{\theta})] \quad 1.41$$

Eşitlik1.41'de, s gözlenen kovaryans matrisindeki (S) tekrar etmeyen kısmı yani diyagonal ve altındaki elemanları içeren vektörü, $\sigma(\theta)$ modele ait kovaryans matrisindeki ($\Sigma(\theta)$) tekrar etmeyen yani köşegeni ve altındaki elemanları içeren vektörü temsil etmektedir. $(s - \sigma(\theta))$ modele ait değerler ile örnekleme ait değerler arasındaki farkı yani artıkları göstermektedir. Bu artıklar W (k x k) boyutlu pozitif tanımlı ağırlık matrisi ile ağırlıklandırılmıştır. θ (t x1) boyutlu parametre vektörüdür. k şu şekilde bulunur, p değişken sayısı olmak üzere $k = p \times (p+1)/2$ 'dir.

Ağırlık matrisi olarak kullanılan asimptotik kovaryans matrisi Eşitlik1.42'de gösterilmektedir.

$$W_{ij,kl} = s_{ijkl} - s_{ij} s_{kl}, \quad 1.42$$

$$s_{ijkl} = \frac{\sum_{a=1}^N (x_{ai} - \bar{x}_i)(x_{aj} - \bar{x}_j)(x_{ak} - \bar{x}_k)(x_{al} - \bar{x}_l)}{N} \quad 1.43$$

Eşitlik 1.42 ve Eşitlik 1.43'deki, s_{ijkl} çok değişkenli basıklık (multivariate kurtosis) ile ilişkili değeri, s_{ij} x_i ile x_j ve s_{kl} x_k ile x_l arasındaki kovaryansı temsil etmektedir. Asimptotik kovaryans matrisi ($W_{ij,kl}$) dördüncü sıra momentlerden oluşan kovaryans matrisi (s_{ijkl}) ile örneklem kovaryans matrisindeki kovaryanslar (s_{ij} , s_{kl}) arasındaki farkı göstermektedir (Bentler ve Dudgeon, 1996).

Etkin ve tutarlı tahminlerin elde edilmesi için büyük örneklemelere ihtiyaç duyar. ADF yöntemi, EÇO yönteminin aksine veri analizi için ham veriye ihtiyaç duyar. ADF yöntemi, LISREL'de WLS, EQS'de AGLS (Arbitrary Distribution Generalized Least Square) olarak geçmektedir (Schermelleh-Engel ve ark., 2003). Bu yöntem, gözlenen değişkenlerin kategorik olduğu ya da normal dağılımdan dikkate değer derecede sapmalar olduğunda tercih edilir. Ayrıca gözlenen değişkenlerin bir kısmı kesikli bir kısmı sürekli olduğu durumda da WLS yöntemi kullanılabilir (Hayduk, (1987); Bollen, (1989a) ve Schermelleh-Engel ve ark., 2003).

ADF metodunun temel avantajı, gözlenen değişkenlerin dağılımları hakkında en az varsayımları içermesidir. Normal dağılıma sahip olmayan değişkenlerle yapılan simülasyon çalışmalarında bu yöntemin dağılımın karakteristik özelliklerinden nispeten etkilenmediği gözlenmiştir (Hoogland ve Boomsma, 1998; Schermelleh-Engel ve ark., 2003; Schumacker ve Lomax, 2010 ve West ve ark., 1995).

WLS metodu tutarlı ve etkin parametre tahmini yapabilmek için EÇO metoduna göre daha büyük örneklem hacmine ihtiyaç duymaktadır (Schermelleh-Engel ve ark., 2003 ve Schumacker ve Lomax, 2010). Yapılan simülasyon çalışmalarında iki faktörlü ve normal dağılmayan sekiz adet sürekli değişkenden oluşan büyük modellerin analizinde 500 adet örnek büyüklüğüne ulaşılamazsa ADF yöntemi ile düşük bir performans elde edilmektedir (Finney ve DiStefano, 2006). Browne (1984) 20 değişkenden fazla model

için ADF metodunun uygun olmadığını ve küçük ile orta dereceli örnek büyüklükleri için ise zayıf performans gösterdiğini bildirmiştir (Curran ve ark., 1996).

Muthén ve Kaplan'ın (1985) bir faktör dört değişkenli basit yapıdaki DFA modeli ile yaptığı çalışmada değişkenlere ait dağılım normalden normal olmayana doğru beş farklı durumda ve 1000 örnek hacmi ile sınanmıştır. Değişkenlerin çarpıklık katsayıları 2.0'den büyükse EÇO ki-kare değeri beklenenden daha yüksek çıkarken, ADF metodu ile elde edilen ki-kare değerinde bir değişiklik olmamıştır.

Muthén ve Kaplan (1992) 1985'te yaptıkları çalışmayı daha karmaşık model ve 500'lük örnek hacmini de dahil ederek genişletmişlerdir. Likert tipteki ordinal değişkenler ile yaptıkları Monte Carlo benzetim çalışmasında farklı örnek ve model büyüklüğü durumunda ve değişkenlerin normallikten sapma derecelerine göre GLS ve ADF yöntemlerinin performansları karşılaştırılmış ve şu sonuçlar elde edilmiştir; 1. iki yöntemden de elde edilen ki-kare değerlerinin model büyüdükçe normallikten sapmaya karşı duyarlılığı artmaktadır. 2. GLS'deki parametre tahminleri yansız iken ADF'dekiler de az bir yanlılık görülmüştür. 3. Model büyüdükçe ADF'de standart hatalar azalma eğilimindedir (Muthén ve Kaplan, 1992). Normal teori tabanlı yöntemler ile elde edilen ki-kare değeri dağılımın normallikten sapma derecesine ve modeldeki parametre sayısının fazla oluşuna karşı aşırı hassastır. ADF yöntemi ile elde edilen ki-kare değeri ise modelin karmaşıklığına ve örneklem hacminin azlığına karşı aşırı duyarlıdır (Curran ve ark., 1996).

Model doğru tanımlandığında ve küçük örnek hacimlerinde ADF yöntemi ile elde edilen ki-kare tahminleri çok yüksek çıkma eğilimindedir. Çok değişkenli normallikten uzak dağılımlara sahip modeller eğer küçük örnekler ile değerlendirilirse bu durumda da ADF tahmin yöntemi ile elde edilen ki-kare değerleri daha da büyük çıkma eğilimindedir. Örneklem 500 ve yukarı ise dağılımın durumundan etkilenmeden tahminler yansız çıkar (Curran ve ark., 1996).

Chou ve ark. (1991) altı deęişken iki faktörden oluşan, doğru tanımlanmış DFA modeli ile yaptığı Monte Carlo simülasyon çalışmasında EÇO, ADF ve S-B χ^2 test istatistiklerinin davranışını incelemiştirlerdir. 200 ile 400 veriden oluşan iki adet örneklem 100 defa ve altı farklı çoklu normal dağılım ile türetilmiştir. EÇO χ^2 test istatistik değeri normallikten sapmanın olduğu durumda yüksek çıkmıştır. Çalışmanın sonucunda EÇO ve ADF test istatistiklerinin S-B χ^2 test istatistiklerinden daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur (Curran ve ark., 1996).

1.5.3.3. Satorra-Bentler Yaklaşımı

Satorra ve Bentler (1988, 1994) tarafından önerilen ki-kare ve standart hata düzeltme teknikleri ailesi büyük modellerin olumsuz etkileriyle başa çıkabilmek için geliştirilmiştir. Bu yöntem Bartlett (1937) ve Satterthwaite'in (1941) teorik çalışmaları ile Box'un 1954'teki çalışmasına dayanmaktadır. Satorra ve Bentler'in (1988, 1994) önerdiği düzeltmeler çok deęişkenli normallik varsayımına çok güçlü bir şekilde bağlı olan EÇO yöntemine en önemli katkıyı normal dağılmayan sürekli deęişkenlerin analizinden elde edilen ki-kare ve standart hatlarda düzeltme yaparak vermiştir (Herzog ve ark., 2007).

Satorra ve Bentler (1988), normal dağılım şartını sağlamayan sürekli deęişkenlerin analizi sorununu çözmek için iki adet düzeltme metodu geliştirmiştir. Sadece ortalama düzeltmeli (scaled, MLM, S-B_{sc}) ve hem ortalama hem de varyans düzeltmeli (adjusted, MLMV, S-B_{adj}, Maximum Likelihood parameter estimates with Mean-Variance adjusted) yöntemlerdir. Normal dağılmayan sürekli veriler ile sıralı ve sırasız kategorik verilerin doğrulayıcı faktör analizlerinde kullanımı son yıllarda artış gösteren ve popülerlik kazanan robust bir düzeltme metodudur. Satorra-Bentler yaklaşımı bir tahmin metodu değildir. EÇO parametre tahmin metodu uygulanarak elde edilen ki-kare (χ^2) değeri, uyum indeksleri ve standart hatalar üzerinde

normallikten sapmanın derecesine bağı olarak bir düzeltme faktörü kullanır (Finney ve DiStefano, 2006).

Model doğru belirlenmiş ve değişkenler çok değişkenli normal dağılıma sahipse modelin serbestlik derecesi beklenen χ^2 değerine eşittir. Serbestlik derecesi merkezi χ^2 dağılımını tanımlamak için kullanılır. Merkezi χ^2 dağılımını ise modelden elde edilen χ^2 değerinin olasılık değerini (p değeri) bulmak için kullanılır. DFA'da kullanılan değişkenler çoklu normallik varsayımını karşılayamadığında, S-B metodu ile elde edilen χ^2 değerinin istatistiksel anlamlılığı teorik χ^2 dağılımı ile değerlendirilir. Bu şartlar altında EÇO metodu ile elde edilen χ^2 istatistiklerinin, normal dağılım varsayımı altında elde edilmesi beklenen χ^2 dağılımına yaklaşması için S-B düzeltmesi yapılır (Finney ve DiStefano, 2006).

Bu düzeltme yöntemlerinin, Fouladi (2000), Nevitt ve Hancock (2004) ile Satorra ve Bentler (1994) tarafından yapılan çalışmalarda normallikten farklı derecelerde sapmalarda çok iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. En büyük dezavantajları ise Tip1 hata oranlarını kontrol altında tutmak için orta büyüklükte örnek sayılarına ihtiyaç duymalarıdır. Nevitt ve Hancock (2004) yaptıkları çalışmada simetrik olmayan ve normal dağılmayan değişkenlerle yapılan analizde model doğru olduğu halde MLM kullanıldığında model % 41 oranında, MLMV kullanıldığında ise % 0,7 oranında reddedilmiştir. Bu sonuca göre MLMV tekniğinin istatistiksel güç olarak MLM tekniğine göre daha üstün olduğu görülmüştür (Jiang ve Yuan, 2017).

Satorra-Bentler Ölçekli (Scaled) Metodu (Satorra and Bentler, 1994) literatürde robust (sağlam) en çok olabilirlik yöntemi (RML) olarakta bilinmektedir. RML asimptotik kovaryans matrisi üzerinden hesaplanmaktadır. Farklı örneklem büyüklükleri ve normallikten sapma derecelerinde çok iyi performans göstermekte ve standart hata değerleri daha düşük çıkmaktadır (Yingruolan, 2014).

RML, EÇO ile aynı uyum fonksiyonuna sahiptir. Analiz sonucunda elde edilen ki-kare test değeri, uyum iyiliği indeksleri ve standart hatalar üzerinde çok değişkenli basıklık değerini de içinde barındıran bir katsayısı ile düzeltme uygular. Robust kovaryans matrisi Eşitlik 1.44'te gösterilmiştir (Browne, 1984; Yang-Wallentin ve ark., 2010 ve Rhemtulla ve ark., 2012).

$$\frac{1}{N} x [(\hat{\Delta}'V\hat{\Delta})^{-1}\hat{\Delta}'VWV\hat{\Delta}(\hat{\Delta}'V\hat{\Delta})^{-1}] \quad 1.44$$

Eşitlik 1.44'te N örnek sayısını ifade etmekte, $\hat{\Delta} = \partial\sigma(\theta) / \partial\theta'|_{\theta=\hat{\theta}}$ parametreler için hesaplanan model türevlerini gösteren matristir. $V = D'(\hat{\Sigma}^{*-1}(\theta) \otimes \hat{\Sigma}^{*-1}(\theta))D$, EÇO uyum fonksiyonunda gösterilen kısımdır. W örneklem kovaryans matrisindeki elemanların asimptotik kovaryans matrisidir.

Parametre tahminlerinin düzeltilmiş standart hataları Eşitlik 1.44'teki asimptotik kovaryans matrisinin köşegenindeki elemanların kareköküdür. Satorra ve Bentler (1994) düzeltilmiş ki-kare değeri şu şekilde formüle edilmektedir.

$$(N-1) F_{EÇO} \cdot \frac{df}{tr[V-V\hat{\Delta}(\hat{\Delta}'V\hat{\Delta})^{-1}\hat{\Delta}'V]} \quad 1.45$$

$F_{EÇO}$ eşitlik 1.33'teki sürekli değişkenlerin analizinde kullanılan EÇO uyum fonksiyonunu, df ise serbestlik derecesini göstermektedir.

Ordinal veriler için kullanılan Satorra-Bentler yöntemi de sürekli verilerde kullanıldığı gibi aynı karakteristiklere sahiptir. Eşitlik 1.45'teki robust kovaryans iki analizde de kullanılmaktadır. $\hat{\Delta}$, V ve W biraz farklılıklar göstermektedir. Kovaryans bağlantılı bileşikler polikorik korelasyonla ilişkili bileşiklerle yer değiştirmiştir. $\hat{\Delta} = \partial\rho(\theta) / \partial\theta'|_{\theta=\hat{\theta}}$ parametreler için hesaplanan model türevlerini gösteren matristir. $V = D'(\hat{\Sigma}^{*-1}(\theta) \otimes \hat{\Sigma}^{*-1}(\theta))D$ ordinal için kullanılan EÇO uyum fonksiyonunda gösterilen kısımdır. W örneklem polikorik korelasyon matrisindeki elemanların asimptotik

kovaryans matrisidir. Ordinal veriler için Satorra ve Bentler (1994) düzeltilmiş ki-kare değeri şu şekilde formüle edilmektedir (Yingruolan, 2014).

$$(N-1) F_{OR-E\check{C}O} \cdot \frac{df}{tr[V-V\hat{\Delta}(\hat{\Delta}'V\hat{\Delta})^{-1}\hat{\Delta}'V]} \quad 1.46$$

$F_{OR-E\check{C}O}$ eşitlik 1.38'deki ordinal veriler için düzenlenmiş EÇO uyum fonksiyonunu df ise serbestlik derecesini göstermektedir.

Elde edilen veriler çoklu normal dağılıma sahip ana kitleden geliyorsa ve model doğru belirlenmiş ise beklenen ki-kare değeri modelin serbestlik derecesine eşittir. Örneğin; model doğru tanımlanmış ve modeldeki değişkenler normallik varsayımını karşılıyorsa modelin serbestlik derecesi 70 ise ki-kare değeri de 70 olur. Ama eğer normallikten sapma orta derecede ise model doğru tanımlanmış olsa bile ki-kare değeri serbestlik derecesinden önemli derecede farklılaşır. Satorra ve Bentler'ın önerdiği düzeltme katsayısı gözlenen veri matrisinden elde edilen çoklu basıklık değerleri kullanılır. Satorra-Bentler düzeltmesinin ifade şekli aşağıdaki gibidir:

$$S-B\chi^2 = d^{-1} (E\check{C}O \text{ temelli } \chi^2) \quad 1.47$$

Eşitlik 1.47'de, d düzeltme faktörünü gösterir, EÇO temelli χ^2 ise En Çok Olabilirlik parametre metodu ile elde edilen ki-kare değerini ifade eder. Eğer çok değişkenli basıklık değeri 0 ise Satorra-Bentler ki-kare ile En Çok Olabilirlik ki-kare değerleri birbirine eşittir. Bu değer 0'dan uzaklaştıkça $S-B\chi^2$ değeri ile EÇO χ^2 değeri arasındaki fark büyür (Finney ve DiStefano, 2006).

Satorra ve Bentler (2001) geliştirdikleri düzeltme metodlarının küçük örnek sayısına sahip büyük modellerde ADF'ye göre daha iyi sonuçlar verdiğini söylemiştir. Fouladi (2000), Nevitt ve Hancock (2004) yaptıkları çalışmalarda normallik varsayımından sapma olmadığı durumlarda küçük örnek büyüklüklerinin performansının da bu düzeltme metodu ile daha da iyileştiğini gösteren gözlemsel bir delil elde etmişlerdir.

Test istatistiklerinin asimptotik özelliğinden dolayı büyük modeller büyük örnek sayılarına ihtiyaç duymaktadır (Herzog ve ark., 2007).

Doğrulamalı faktör analizinde robust EÇO tahmin edicileri, çok değişkenli normallikten sapmaların görüldüğü durumlarda ilgili hesaplamaları yapabilmek için geliştirilmiştir. Satorra-Bentler'in ölçeklenmiş χ^2 'si eldeki verilerin dağılımına bakılmaksızın, örneklemin dördüncü momenti, tahmin metodu ve model temel alınarak hesaplanır (Hu ve Bentler, 1999 ve Schermelleh-Engel ve ark., 2003). Yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlara göre; EÇO kestiricilerinin temelinde hesaplanan Satorra-Bentler ölçeklenmiş χ^2 istatistiği, EKK kestiricileri ile elde edilen χ^2 istatistiği karşılaştırılmasında görece olarak daha iyi istatistiksel özelliklere sahip olduğu belirlenmiştir (Yang-Wallentin ve Jöreskog, 2001). Robust En Çok Olabilirlik (RML) kestiricisi, normallikten sapmaların olduğu durumlarda en az 400'lük bir örneklem büyüklüğüne ihtiyaç duyar. Örnekleme ait veriler çok değişkenli normal dağılıma uygun ise EÇO metodu diğer metotlara göre anakitle parametrelerine ait en iyi tahminleri vermektedir (Çelik ve Yılmaz, 2016).

Curran ve ark. (1996) 1000 örnek ile Hu ve ark. (1992) 5000 örneklem ile yaptığı çalışmalar ise S-B χ^2 yönteminin ADF metoduna göre daha iyi performans sergilediğini göstermiştir. S-B düzeltme metodu ile elde edilen χ^2 değeri uyum iyiliği indeks değerlerinin hesabında kullanılırsa model veri uyumu daha iyi sağlanmış olur. Yu ve Muthén (2002) normallikten sapması orta dereceden çok şiddetli dereceye göre ve 250'den az örneklem hacmi ile yaptıkları çalışmada S-B düzeltmeli RMSEA, TLI ve CFI indekslerinin EÇO metoduna göre daha iyi sonuçlar verdiğini bildirmişlerdir. Bu çalışmada araştırmacılar tarafından S-B düzeltmeli RMSEA indeksi için kesim noktası olarak 0,05, S-B düzeltmeli CFI indeks değeri için ise 0,95 ve üstü kesim noktası olarak tavsiye edilmiştir. CFI indeks için önerilen bu kesim değeri, Hu ve Bentler (1999) tarafından EÇO metodundan elde edilen CFI indeksi için önerilen değer ile benzerdir.

EÇO tahmin edicileri sıralı (ordinal) kategorik verilerin analizinde, kategori sayısından ve dağılımın normallikten sapma derecesinden etkilenir. Green ve ark. (1997), sıralı verilerin kategori sayısının iki, dört, altı olması durumu ile dağılımının simetrik, uniform ve negatif çarpık olması durumunda S-B χ^2 değerinin beklenen ki-kare değerine çok yakın olduğunu söylemişlerdir. İki yöntemde de elde edilen parametre tahminleri birbirine benzerdir. Parametrelere ait standart hatalara bakılırsa, DiStefano'nun (2002) yaptığı araştırmaya göre çarpıklık(skewness) katsayısı 2, basıklık katsayısı (kurtosis) 6 olan ordinal değişkenlerde S-B ölçekli standart hataları EÇO metodundan elde edilene göre daha doğru sonuçlar vermiştir. DiStefano'nun, (2003) yaptığı diğer araştırmaya göre eğer sıralı verilerin kategori sayısı 3'ten az değilse normal dağılım göstermese bile S-B χ^2 iyi sonuçlar vermiştir (Finney ve DiStefano, 2006).

S-B χ^2 değeri ve standart hatalar, Mplus, EQS ve LISREL paket programları ile hesaplanabilmektedir. LISREL'de bu işlem iki aşamada gerçekleşir. İlk aşamada PRELIS ile asimptotik ve gözlenen kovaryans matrisi hesaplanır. SIMPLIS programı ile model belirlenir ve EÇO tahmin metodu seçilerek χ^2 değeri ve standart hatalar bulunur sonrada düzeltme yapılır. LISREL 8.54 versiyonunda uyum indekslerinin bazısı için normallik düzeltmesi yapılmaktadır. CFI ve NNFI gibi artırmalı (incremental) uyum indekslerine S-B düzeltmesi uygulanmamaktadır. Mplus ve EQS programlarında ham veri kullanılır. S-B metodu EQS'de güçlü EÇO (Robust ML) olarak, Mplus'ta ise MLM olarak isimlendirilmiştir. MLM'nin açılımı ortalama düzeltmeli EÇO metodudur ve S-B düzeltmeli ki-kare değerini verir. Mplus 3.01 ve EQS 6.1 programları S-B düzeltmeli uyum indekslerinin hepsini vermektedirler. Mplus'ta MLM'nin yanında MLMV metodu da bulunmaktadır. MLM ortalama düzeltmeli, MLMV ise hem ortalama hem de varyans düzeltmeli EÇO tahmin edicilerdir. MLM ve MLMV metotlarından elde edilen ki-kare sonuçları birbirine çok benzediği için MLM kullanmak yeterlidir (Finney ve DiStefano, 2006).

Satorra ve Bentler (1988) dört deęişikenden oluřan tek faktörlü doęru tanımlanmış model ile yaptığı Monte Carlo simülasyon alıřmasında S-B χ^2 test istatistięinin davranışını incelemişlerdir. arpıklık deęeri 0 ve basıklık deęeri 3.7 olan dört indikatör deęişkenin, hata varyansları deęerlendirilmiştir. Örnek sayısı 300 olan örneklem 1000 defa üretilmiş, EO, ADF ve ULS yöntemleri ile parametreler tahmin edilmiştir. Normal teoriye dayalı EO χ^2 ile S-B χ^2 test istatistięi benzer performansı göstermiştir. EO χ^2 test istatistięi ortalaması beklenenden biraz düşük, S-B χ^2 test istatistięi ortalaması ise beklenenden biraz yüksek bulunmuştur. Hata varyansı ise EO metodunda S-B'ye göre daha yüksek çıkmıştır (Curran ve ark., 1996).

Hu ve ark. (1992) tarafından yürütölen önemli bir simülasyon alıřmasında üç faktörlü ve her bir faktör altında beř indikatörün olduęu 6 farklı örneklem büyüklüęüne sahip DFA modeli 200 defa üretilmiştir. Veriler, normalden normal olmayana doęru 7 farklı daęılıma sahip olacak şekilde belirlenmiştir. Normal daęılım temelli EO ve GLS metotları, verilerin daęılımını normallikten ayrıldığında aşırı yüksek ki-kare deęerleri üretmiştir. ADF yöntemi ise daęılımdan göreceli olarak etkilenmiş ve örnek sayısı 5000 olduęunda güvenilir sonuçlar vermiştir. S-B χ^2 ise küçük örneklem dışıında, bütün kořullarda dięer metotlara göre daha iyi sonuç vermiştir (Curran ve ark., 1996).

1.5.3.4. WLSM – WLSMV (Ortalama ve Ortalama-Varyans Düzeltmeli Aęırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemleri)

Kategorik ve sürekli deęişkenlerin birlikte modellendięi alıřmalarda kullanılmak üzere Muthén (1984) tarafından kategorik deęişkenler metodolojisi (CVM, full-WLS) ismi ile bir analiz teknięi geliştirilmiştir. Bu yöntem WLS tabanlı olduęu için örneklem büyüklüęünden olumsuz etkilendięi yapılan alıřmalarda görölmüştür. Bu yüzden Muthén (1993) tarafından, ortalama düzeltmeli (weighted least squares-mean adjusted estimator, WLSM), ortalama ve varyans düzeltmeli (weighted least squares mean and variance adjusted estimator, WLSMV) tahmin metotları geliştirilmiştir (Muthén ve

Muthén, 1998–2010). Bu yöntemler sıralı, sırasız kategorik değişkenler ve sürekli değişkenlerin bir arada modellendiği analizlerde kullanılabilen en ideal tahmin yöntemleridir. WLSMV metodu Mplus paket programında kategorik verilerin analizinde en çok tavsiye edilen ve varsayılan tahmin yöntemidir (Wang ve Wang, 2012).

CVM yöntemi küçük ve orta büyüklükteki örneklerde düşük performans göstermiş bu yüzden de Muthén ve ark. (1997) tarafından ağırlık matrisi olarak diyagonal ağırlık matrisi (V) önerilmiştir. Bu matris eşik değerleri ve polikorik korelasyonlara ait asimptotik varyans değerlerini içermektedir. Bu tahmin yönteminin literatürdeki genel ismi cat-DWLS'dir. Mplus programında WLSM ve WLSMV olarak LISREL'de DWLS olarak bilinmektedir. Bu yöntemde parametre tahmini için V matrisi kullanılırken, tahminlerin standart hataları ve düzeltilmiş ki-kare istatistikleri için tam ağırlıklandırılmış matris (W) kullanılmaktadır. Standart hatalar asimptotik kovaryans matrisin diyagonalindeki değerlerin karekökü alınarak hesaplanmaktadır.

S-B metodu parametre tahminlerinde düzeltme yapamadığı için ordinal verilerin modellenmesinde CVM alternatif bir metot olarak kullanılmıştır. Bu teknik ile elde edilen sonuçların etkili ve tutarlı olması için büyük örnek hacimlerine ihtiyaç olduğu yapılan çalışmalarda görülmüştür. Bu yüzden Muthén (1993) WLSM ve WLSMV isimli iki adet güçlü tahminciyi geliştirmiştir. Literatürde Robust WLS olarakta bilinmektedir. Bu yöntemler büyük örnekler için ihtiyaç duymazlar. S-B metodu gibi ki-kare değerlerinde ve parametre tahminlerine ait standart hatalarda düzeltme yapmaktadırlar. S-B metodu EÇO ki-kare tahminlerine düzeltme uygularken WLSM ve WLSMV ise ADF ki-kare tahminlerine düzeltme uygulamaktadır (Finney ve DiStefano, 2006).

Jöreskog ve Sörbom'da (1996) bu alanda LISREL'de kullanılan diyagonal WLS'yi (DWLS) geliştirmiştir. Bu yöntemler Satorra Bentler'in uyguladığı düzeltme yöntemleri kullanılarak elde edilmiştir. WLSM, WLSMV ve DWLS tahmin

yöntemleri WLS tabanlıdır fakat bu yöntemde olduğu gibi ağırlık matrisinin tamamı değil de diyagonaldeki elemanlarının tersi alınır. Bundan dolayı WLS yönteminde matrisin tamamının tersi alınırken yaşanan sorunlara bu yöntemlerde rastlanmaz. Bu yüzden literatürde bu yöntemlerin üçüne birden Diyagonal olarak ağırlıklandırılmış en küçük kareler (DWLS) tahmin edici teknikleri denmektedir (DiStefano ve Morgan, 2014).

DWLS yöntem ailesi, ordinal faktör analizinde son yıllarda kullanımı çok popüler olmuştur. Bunun en önemli nedeni ise hem kategorik hem de sürekli değişkenlerin yer aldığı modelin analizinde doğru ve tutarlı sonuçlar elde edilmesidir. DWLS yöntemleri sürekli verilerin içinde bulunduğu modelin analizinde kullanıldığı zaman, veriler doğrusal olarak dönüştürüldüğünde kategorik değişkenler için kullanılan aynı uyum fonksiyonunu minimum yapar ve parametreler doğrusal dönüşüme uğrar (Forero ve ark., 2009).

Dolan (1994) ve Potthast (1993) yaptıkları çalışmalarda, CVM tekniği ve Jöreskog'un DWLS yöntemi parametre tahmininde WLS metodunu kullandıkları için örnek sayısı düştükçe ve model büyüklüğü arttıkça doğru sonuçlar vermedikleri ortaya çıkmıştır.

Aşağıdaki eşitlik Robust WLS'ye ait uyum fonksiyonu ve asimptotik kovaryans matrisine ait formülasyonu göstermektedir.

$$F_{\text{robust-WLS}} = [r - \sigma(\hat{\theta})]' W_{\text{diag}}^{-1} [r - \sigma(\hat{\theta})] \quad 1.48$$

$$aV(\hat{\theta}) = n^{-1}(\Delta'W^{-1}\Delta)^{-1} \quad 1.49$$

$$\Delta = \partial\sigma(\theta) / \partial\theta \quad 1.50$$

Eşitlik 1.48'deki $F_{\text{robust-WLS}}$ Robust WLS'ye ait uyum fonksiyonunu, Eşitlik 1.49'daki $V(\hat{\theta})$ parametre tahminlerinden oluşan kovaryans matrisini ve Eşitlik 1.50'deki Δ parametre tahminlerinin türevlerini göstermektedir. Eşitlik 1.49'daki matris ile standart

hataların hesabı daha kolaydır çünkü tam ağırlık matrisinin (W) tersi yerine diyagonal ağırlık matrisinin (W_{diag}) tersi alınır. Parametre tahminleri de diyagonal ağırlık matrisi kullanıldığı için tutarlı ve güvenilirdir (Bandalos, 2014).

Muthén ve ark. (1997) Eşitlik1.49'daki kovaryans matrisinin alternatif gösterim şeklinin Eşitlik1.51'deki gibi olduğunu belirtmiştir. $\Gamma = W$ olduğunda 1.51'deki eşitlik 1.49'a eşitlenir.

$$\underline{a}V(\hat{\theta}) = n^{-1}(\Delta'W^{-1}\Delta)^{-1}\Delta'W^{-1}\Gamma W^{-1}\Delta (\Delta'W^{-1}\Delta)^{-1} \quad 1.51$$

Aşağıdaki eşitlikler WLSM'ye ait ki-kare değerinin, düzeltme katsayısının ve asimptotik kovaryans matrisinin nasıl elde edildiğini gösteren formülasyonları göstermektedir.

$$\chi_M^2 = n F_{robust-WLS}(\hat{\theta}) / \underline{a} \quad 1.52$$

$$\underline{a} = \text{tr}(U\Gamma) / d \quad 1.53$$

$$U = [W^{-1} - W^{-1}\Delta (\Delta'W^{-1}\Delta)^{-1} \Delta'W^{-1}] \quad 1.54$$

Eşitlik1.52'deki χ_M^2 , WLSM'ye ait ki-kare değerini, n örnek sayısını, $F_{robust-WLS}(\hat{\theta})$ 1.48'deki robust uyum fonksiyonunu, $\hat{\theta}$ tahmini parametreleri ve a ise 1.53'te formüle edilen düzeltme katsayısını göstermektedir. Eşitlik1.54'teki U ise asimptotik kovaryans matrisini ifade etmektedir.

Aşağıdaki eşitlikler WLSMV'ye ait ki-kare değerinin ve düzeltme katsayısının nasıl elde edildiğini gösteren formülasyonları göstermektedir.

$$\chi_{MV}^2 = [d / \text{tr}(U\Gamma)^2]n F_{robust-WLS}(\hat{\theta}) \quad 1.55$$

$$\underline{d}^* = [\text{tr}(U\Gamma)]^2 / \text{tr}[(U\Gamma)^2] \quad 1.56$$

Eşitlik 1.55'teki χ_{MV}^2 , WLSMV'ye ait ki-kare değerini, n örnek sayısını, $F_{robust-WLS}(\hat{\theta})$ 1.48'deki robust uyum fonksiyonunu, $\hat{\theta}$ tahmini parametreleri, d ise 1.53'te formüle edilen düzeltme katsayısı a'nın hesaplanmasında kullanılan ve d* simgesi ile gösterilen eşitlikten elde edilen değere yakın bir değeri göstermektedir. Eşitlik 1.56'daki U ise asimptotik kovaryans matrisini ifade etmektedir. d model serbestlik derecesi, Γ tam asimptotik kovaryans matristir (Vaughan, 2009). d* modelin serbestlik derecesi Satterthwaite (1941) tarafından bulunan formül ile elde edilmiştir.

Yapılan çalışmalar, WLSMV yönteminden elde edilen faktör yüklerinin Satorra Bentler yönteminden elde edilenlere göre daha az yanlı ve çok daha doğru sonuçlar olduğunu göstermiştir. Eğer ordinal veriler altındaki temel sürekli değişkenlerin dağılımı normalikten saparsa ve örnek hacmi az (N=200) olursa WLSMV yöntemi ile elde edilen faktörler arası korelasyon katsayıları gerçek değerlerinden daha yüksek çıkmaktadır. Bu şartlarda Satorra-Bentler yönteminden elde edilen standart hatalar ve faktörler arası korelasyon değerleri WLSMV yöntemine göre daha yanlı bulunmuştur (Li, 2016).

Mplus paket programında yer alan bu iki adet Robust WLS (WLSM ve WLSMV) birbirinin aynı parametre tahminleri ve robust standart hataları üretirler. Fakat iki yöntem de farklı serbestlik derecesi ve ki-kare değeri ürettiği için uyum iyiliği indeksleri de farklı bulunmaktadır. Yapılan simülasyon çalışmaları WLSMV metodunun WLSM'ye göre daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir. Modeldeki gözlenen değişken sayısı göreceli olarak küçük olduğunda WLSMV tahmin yöntemi tercih edilmelidir.

WLSMV tahmin edicileri, EÇO tahmin edicilerine göre daha az örneklem hacmine ihtiyaç duyarlar. Ordinal verilerin modellendiği DFA'da kullanılan bir diğer parametre tahmin yöntemi ADF'dir. Bu yöntem şu varsayım ile hareket eder, gözlenen sıralı veriler sürekli latent değişkenler tarafından türetilmektedir. Örnek sayısı az ve faktör yükleri orta büyüklükte ise ADF tahminleri EÇO'ya göre daha yüksek yanlılık oranına

sahiptir (Hoogland ve Boomsma, 1998). Fakat normal dağılımdan sapma arttıkça EÇO temelli parametre tahminleri, standart hataları ve faktörler arası ilişki katsayılarına ait yanlışlık oranı artış eğilimi göstermektedir (Beauducel ve Herzberg, 2006; Dolan, 1994 ve Hoogland ve Boomsma, 1998).

Jöreskog ve Sörbom (1988) ile Jöreskog (1994) yaptıkları çalışmalarla CVM metodolojisine benzeyen diyagonal WLS'yi (DWLS) geliştirmiştir. Bu tekniğe benzer bir şekilde Browne'nın çalışmasını genelleştirmişlerdir. Polikorik korelasyona ait doğru asimptotik kovaryans matrisinin tahmini üzerine kurulmuştur. DWLS yönteminin uyum fonksiyonu Browne'un (1982, 1984) önerdiği ADF tahmin yöntemine ait uyum fonksiyonuna benzer şekilde yazılmaktadır;

$$F_{WLS} = [s - \sigma(\hat{\theta})]' W^{-1} [s - \sigma(\hat{\theta})] \quad 1.57$$

Eşitlik 1.57'de W ağırlık matrisi olarak eğer full-WLS'de (CVM) kullanılan eşik değerlerini ve polikorik korelasyon katsayılarını içeren kovaryans matrisi kullanılırsa diyagonal WLS (DWLS, cat-DWLS) elde edilmiş olur. Eğer ağırlık matrisi olarak (W) kovaryans matrisinin diyagonalindeki varyanslar ile ortalama ve varyans düzeltmesi yapılırsa Robust-DWLS elde edilir.

Çizelge 1.7'de, Mplus programında yer alan üç parametre tahmin tekniğinin aralarındaki farklar ve benzerlikler özet bir biçimde görülmektedir. WLSM, WLSMV ve ADF uyum fonksiyonlarında asimptotik kovaryans matrisini kullanırlar. Çizelge 1.7'ye göre her üç teknikte parametre tahmin yöntemi olarak Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yöntemini kullanır. Sonuçta ADF ile elde edilen ki-kare ve standart hatalarda bir düzeltme yapılmazken, WLSM'de ki-karelere ortalama düzeltmesi uygulanmış, WLSMV'de ise ki-karelere ortalama ve varyans düzeltmesi uygulanmıştır. Ayrıca WLSM ve WLSMV tekniklerinde standart hatalar düzeltilmiştir. Düzeltme işlemi için S-B tekniğinde uygulanan düzeltme faktörü gibi bir faktör kullanılır. ADF tekniği ki-kare ve standart hatayı hesaplarken ağırlık matrisindeki bilginin tamamını hesaba katmış ve tersini de kullanmıştır. WLSM ve

WLSMV ise ki-kare ve standart hatayı hesaplarırken ağırlık matrisindeki bilginin tamamını hesaba katmış ama tersini kullanmamıştır. Parametre tahminlerinde, ADF ağırlık matrisindeki bilginin tamamını hesaba katmış, WLSM ve WLSMV ise ağırlık matrisinin diyagonalinde yer alan varyansı kullanmıştır. WLSM’de model için serbestlik derecesi normal yoldan bulunurken, WLSMV’de ise en yakın ki-kare dağılımına uygun olarak tahmin edilir bu yüzden de normalden küçük çıkar. Bunun sonucunda, her üç metotta da elde edilen uyum iyiliği indeksleri farklı bulunur (Finney ve DiStefano, 2006).

Robust WLS parametre tahmin edicileri ile yapılan analiz sonucunda Muthén (1993) ile Muthén ve ark. (1997) tarafından yeni bir uyum indeksi geliştirilmiştir. Ağırlıklandırılmış Hata Kareleri Ortalamalarının Karekökü (Weighted Root Mean Square Residual-WRMR) isimli indeks ortaya çıkmıştır. Kategorik ve normal dağılmayan sürekli verilerin içinde bulunduğu modellerin uyumunu değerlendirmek için kullanılan en uygun uyum iyiliği indeksi olduğu bildirilmiştir (Muthén ve Muthén 1998-2012) Bunun sebebinin asimptotik varyansı da hesaba katmasıdır. WRMR değerinin 1’in altında olması istenir. Bu değer küçük olması veya 0’a çok yakın değer alması iyi uyumun göstergesi olarak değerlendirilmektedir (Finney ve DiStefano, 2006).

Çizelge 1.7 Sıralı Kategorik Veriler için Mplus Tahmin Teknikleri (Finney ve DiStefano, 2006)

Tahmin Yöntemi	Tanım	Ki-Kare Tahmini	Parametre Tahmini	Standart Hata	Ne Zaman Uygulanacağı
ADF	Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Tahmin Edicisi Geleneksel Ki-kare ve standart hata bulur	Full-WLS ve tersi alınır	Full-WLS kullanır	Full-WLS ve tersi alınır	Kategorik ve sürekli içsel (endogenous) değişken varlığında
WLSM	Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Tahmin Edicisi Ortalama düzeltmeli Ki-kare ve Ölçeklendirilmiş standart hata bulur	Full-WLS kullanır ama tersi alınmaz	Full-WLS kullanır	Full-WLS kullanır ama tersi alınmaz	En az bir kategorik içsel (endogenous) değişken varlığında
WLSM V	Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Tahmin Edicisi Ortalama ve varyans düzeltmeli Ki-kare ile Ölçeklendirilmiş standart hata bulur	Full-WLS matrisi kullanır ama tersi alınmaz	Full-WLS kullanır	Full-WLS kullanır ama tersi alınmaz	En az bir kategorik içsel (endogenous) değişken varlığında

Muthén (1993) tarafından 15 değişkenli ve 1000 örnekli bir çalışmada, Robust WLS parametre tahmin edicilerinin performansının ADF'den daha iyi olduğu görülmüştür. Daha az yanlı ki-kare değeri ve standart hata bulunmuştur. WLSM tekniği uygulandığında Tip 1 hata fazla çıkmasına rağmen WLSMV'ye göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. WLSMV tekniğinin değerlendirildiği bir benzetim çalışmasında, örnek büyüklüğü 200 ve aşırı çarpık değişkenlerin olduğu analizler dışında diğer sonuçların iyi olduğu bildirilmiştir (Finney ve DiStefano, 2006).

Gözlenen maddelerin dağılımı normal değilse düşük kategorili ise ve örneklem sayısı az ise Robust tahmincilerden (WLSM, WLSMV ve DWLS) elde edilen χ^2 uyum

indeksinin reddedilme oranı $\alpha = 0,05$ düzeyinde beklenenden daha fazla çıkmıştır. Normallikten daha da fazla uzaklaşıldıkça ve 5'ten büyük kategorili değişkenler var ise WLSM ve WLSMV'den elde edilen ret oranı DWLS metodundan daha da fazla çıkma eğilimindedir. Önceki çalışmalar (Asparouhov ve Muthén, 2010 ve Muthén ve ark., 1997) WLSM metodu ile Tip 1 hata seviyesinin WLSMV'den daha fazla olduğunu göstermiştir. DWLS'ye göre WLSM metodu daha az red oranı verir (DiStefano ve Morgan, 2014). Robust teknikler örnek sayısı 800'den az olduğunda, normal dağılmayan kategorik değişkenlerde kategori sayısı 5 ve altı olduğunda beklenen χ^2 uyum indeksinin reddedilme oranı genellikle yüksek rapor edilmiştir.

Normallikten uzaklaşma dereceleri orta ve çok yüksek az kategorili kategorik değişken modellerinin analizi WLSM ve WLSMV tahmin metodundan elde edilen χ^2 uyum indeksi tahminleri DWLS metodundan elde edilenlerden daha yüksektir (DiStefano ve Morgan, 2014). WLSMV ki-kare tahminleri beklenen değerlere WLSM tahminlerinden daha yakın çıkmasına rağmen DiStefano ve Morgan'ın (2014) yaptığı çalışmadaki bütün koşullarda WLSM χ^2 uyum indeksinin reddedilme oranı WLSMV'ye göre daha fazla bulunmuştur (Yu ve Muthén, 2002).

1.5.4. Modelin Değerlendirilmesi

Analizin bu aşamasında gözlenen verilere uygunluğu test edilen modele ait sonuçlar değerlendirilir. Brown (2015) sadece uyum iyiliği indekslerine göre modelin değerlendirilmesinin uygun olmayacağını belirtmiştir. Modelin örneklem ile uyumunu gösteren diğer delillerin de göz önünde bulundurulması gerektiği ifade edilmiştir. Aşırı yüksek ve düşük parametre tahminleri ve onlara ait standart hataların aşırı yüksek tahmini bize örneklem verilerine uygunluğu değerlendirilen modelin parametrelerin doğru tahmininde yetersiz kaldığını göstermiştir. Elde edilen parametrelerin teoriye uygunluğu, yorumlanabilirliği, modelin anlamlılığı ve kullanılabilirliği model değerlendirmede önemli kriterlerdir (Brown, 2015).

Teorik modelin veriye uyumu birkaç aşamada değerlendirilmektedir. İlki ve pratikte en çok kullanılan araştırma hipotezinin doğruluğunu değerlendirmek için χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığına bakmaktır. İkinci sırada ki-karenin serbestlik derecesi ile bölümünden elde edilen ki-kare düzeltilmiş değerine bakılır. Üçüncü sırada uyum iyiliği indekslerinin kabul edilebilir sınırlar içinde olup olmadığını kontrol etmektir. Dördüncüsü parametre tahminlerinin gücüne, yönüne ve istatistiksel anlamlılığına bakmaktır. Beşincisi standardize artık matrisinin kontrolüdür. Bu değerlerin 1,96 veya 2,58'den büyük olmaması gerekir (Brown, 2015).

Bu beş aşamada her şey beklendiği şekilde gerçekleşirse modelin veriye uyumunun iyi olduğu söylenebilir. Belirleme araştırmaları (specification search) denilen çalışmalara ihtiyaç olmadığı anlaşılır. Gözlenen verilerden tahmin edilen parametrelerle tekrar üretilen modele ait varyans-kovaryans matrisinin gözlenen verilere ait varyans-kovaryans matrisine benzer olduğuna karar verilir. Eğer bu dört aşamada bir aksaklık çıkarsa belirleme araştırmaları denilen çalışmalara ihtiyaç duyulur.

Belirleme araştırmalarında aşağıdaki aşamalar sırasıyla izlenir (Schumacker ve Lomax, 2010):

1. Öncelikle belirlediğimiz modelin, teoriye ve önceki çalışmalara uygunluğuna bakılmalıdır.
2. Birinci madde uygulandıysa model analize tabi tutulur. Analiz sonucunda elde edilen verilere göre model değerlendirilir.
3. Belirleme araştırmaları ilk olarak ölçüm modelinde sonra da yapısal modelde yapılmalıdır.
4. Üçüncüsü parametre tahminlerinin gücüne ve yönüne bakmaktır. Bununla beraber uyum iyiliği indekslerini kontrol etmektir.

5. Üçüncüsü serbest parametre tahminlerinin istatistiksel anlamlılığını kontrol etmek. Modele katkısı olmayan parametre Wald istatistiği sonucu çıkarılır. Wald (W) istatistiği serbest parametrelerin model içinde kalmasının istatistiksel olarak önemli olup olmadığını değerlendirmek için kullanılır. Hangi parametrelerin modelden çıkarılması gerekli olduğunu söyler. Bentler (1986) tarafından geriye dönük araştırmalar (backward search) olarak nitelendirilmiştir.

6. Modifikasyon indeksleri dediğimiz düzeltme önerilerini uygulamaktır. Beklenen parametre değişim istatistikleri (expected parameter change statistics, EPC) ve Lagrange çarpanı istatistikleridir (Lagrange multiplier statistic-LM). Sabit parametrenin serbest hale geldiğinde ki-kare değerindeki azalmayı ifade eder. LM sabit parametrelerin serbest bırakıldığında modelde yaptığı istatistiksel etkiyi değerlendirir. Bentler (1986) tarafından ileriye dönük araştırmalar (forward search) olarak nitelendirilmiştir. LM modifikasyon indekslerinin çok değişkenli benzeridir.

Modelin eldeki veriye uyumunu arttırmak için doğrulayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen modifikasyon indekslerinin önerdiği düzeltmeleri yaparken dikkat edilmelidir. Bu düzeltmeler araştırmacıya modelde düzeltme yaparak alternatif modeller üretme imkanı vermektedir. Modelin veriye uyumunu arttırmak için teorik yapının elverdiği ölçüde bilgiler sağlamaktadır. Bu düzeltmelerle sonuçta mükemmel bir model elde edilebilir ama bu model teorik olarak desteklenmezse sadece istatistiki açıdan uyumlu bir model ortaya konmuş olur (Harrington, 2009).

7. Standardize artık matrisinin kontrolüdür. Bu değerlerin 1,96 veya 2,58'den büyük olmaması gerekir.

8. Düzeltilebilir kabul edilebilir uyuma ulaşan alternatif modelimizin yeni bir örneklem ile çapraz geçerliği kontrol edilmelidir. Bu uygulama elimizdeki örnek sayısı fazla ise yarıya bölünerek diğer yarısında uygulanır ve sonuçlar çapraz geçerlik indeksi (cross-validation index, CVI) ile veya tek örnekte elde edilen çapraz geçerlik indeksi (cross-validation index, ECVI) ile değerlendirilir (Schumacker ve Lomax, 2010).

Bu prosedürlerin tümüne belirleme arařtırmaları (*specification search*) denir. Belirleme arařtırmalarının amacı orjinal modelin veri ile uyumunu arttırmak için modeli teorinin izin verdiđi kadar geliřtirmektir. Modele anlamlı katkısı olmayan parametreleri modelden çıkartmaktır. Orijinal model belirleme hatalarından kurtarılarak yeniden belirlenir ve bu düzeltilmiř (modified) model alternatif bir modeldir (Schumacker ve Lomax, 2010).

Modifikasyon indeksleri, standardize artıklar ve diđer yöntemler ile yaptığımız düzeltmeler modelin dođrulanmasından daha çok yeniden keřfedilmesine ve yeniden belirlenmesine yol açar. Yeniden belirlenmiř modelin yorumunda dikkatli olunmalıdır. Üretilen alternatif modelin yeni bađımsız bir örnekte denenmesi gerekir. Bu yeni modelin yapısal geçerliliđine yeni örneklemlerde bakılmalıdır (MacCallum, 2003). Eđer elimizdeki örnek yeterli büyüklükte ise rastgele iki yarıya bölünerek ilk yarısı ile elde ettiğimiz yeniden belirlenmiř modelin ikinci yarısı ile uyum testi yapılabilir (Harrington, 2009).

DFA çalışmalarında yapılan ortak bir hata modelin uyumunun deđerlendirilmesinde tek ölçüt olarak uyum iyiliđi indekslerinin kullanılmasıdır. Aslında bu indeks deđerleri teorik modele ait kovaryans matrisindeki deđerler ile örnekleme ait kovaryans matrisindeki deđerlerin birbirinden uzaklıđının derecesini tanımlamaktadır (Hoelter, 1983; Bollen, 1989a ve Bentler, 1990). Ařađıda modelin veriye uyumunu deđerlendirmek için en çok kullanılan uyum iyiliđi indeksleri incelenecektir.

1.5.4.1. Uyum İyiliđi İndeksleri

Uyum iyiliđi indeksleri modelin genel veya ortalama uyumunun göstergesidir. İndeks deđerlerinin istenen aralıkta olması modelin teorik yapıya uygunluđunu ve dođruluđunu hiçbir zaman garanti etmez. Uyum iyiliđi ölçütleri, kovaryans yapı hipotezinin ($\Sigma = \Sigma(\theta)$) geçerliliđini deđerlendirmek için kullanılmaktadır. Σ ana kitle

kovaryans matrisini, $\Sigma(\theta)$ ana kitleye ait modele ilişkin kovaryans matrisini göstermektedir. Ana kitle kovaryans matrisi bilinmediği için onun yerine tahmin edicisi olarak örnekleme ait kovaryans matrisi ($S = \hat{\Sigma}$) kullanılır. Ana kitleye ait modelin gerçek kovaryans matrisi bilinmediği için modelin tahmini kovaryans matrisi ($\Sigma(\hat{\theta})$) örnekleme verilerine göre elde edilir.

Uyum iyiliği indeksleri, modelin ölçme araçları ile elde edilen veriye ait varyans-kovaryans matrisinin önerilen model tarafından üretilen tahmini varyans-kovaryans matrisine ne kadar benzediğini gösteren istatistiksel değerlerdir. DFA'nın bu aşamasında uyum iyiliği istatistiksel değerleri ile modelin veriye uyumu test edilir. Modelin veriye uyumlu olup olmadığına karar verilir (Kaya, 2011).

Uyum iyiliği istatistikleri, ölçüm modelinin yeterliliğinin değerlendirilmesinde kullanılan bağımsız değerlendirme ölçütleridir. Teorik modelin, gözlenen değişkenlerden elde edilen veriler tarafından kabul edilebilir bir düzeyde desteklenip desteklenmediğine ilişkin yargıya ulaşmamıza olanak sağlar. Kabul edilebilir sınırlar içinde uyum indekslerine sahip modelin geliştirilmesinde büyük önem arz ederler. Uyum iyiliğini değerlendirmek için kullanılan çok sayıda istatistiklerinden hangisinin hangi çalışmalarda kullanılacağına dair literatürde bir birliktelik görülmemektedir (Kaya, 2011).

Çok sayıda uyum indeksi modelin yeterliliğinin belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır. Teoriye uygun model ile gözlenen değişkenlerden elde edilen verilere uygun model arasındaki uyumun değerlendirilmesinde ki-kare istatistiği yanında birçok uyum iyiliği indeksinin kullanılması önerilmektedir. Birbirlerine göre güçlü ve zayıf yönleri olması nedeniyle birden fazla indeks değerinin modelin uyumunun ortaya konulması için kullanılması tavsiye edilmektedir. Araştırmamızda kullanılacak uyum indekslerinin özellikleri ve farklılıkları ilerleyen sayfalarda incelenmiştir (Kaya, 2011).

1.5.4.1.1. Genel Model Uyumu

Modelleme çalışmalarında model uygunluğunu test etmek için en yaygın kullanılan istatistik ki-kare test istatistiğidir. DFA'da ve YEM'de model kovaryans matrisinin örneklem kovaryans matrisine uygunluğunu test etmek için kullanılan en önemli uyum ölçüsüdür. Tahmin metoduna ait uyum fonksiyonunun örnek sayısının bir eksiği (N-1) ile çarpılması sonucu elde edilir. Uyum iyiliği istatistikleri içinde kestirimi yapılan tek istatistik değeridir. Diğer uyum iyiliği istatistikleri ki-kare değerinden türetilmektedir (Çelik ve Yılmaz, 2016).

Brown'a (2015) göre modelin değerlendirilmesi sadece uyum iyiliği indekslerine göre olmaz. Çünkü χ^2 test istatistiği birçok durumdan olumsuz etkilenir. Ki-kare değerlerinin beklenenden daha yüksek veya daha düşük çıkmasına neden olan durumlar şu şekildedir;

Varsayımların karşılanamaması: Ki-kare testinin doğru sonuçlar vermesi için ilk olarak ölçüm modeli içinde yer alan gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olması gerekir. Eğer değişkenlere ait basıklık ve çarpıklık istatistikleri çok yüksek ise yani normallikten aşırı derecede sapsmışlar ise ki-kare değeri çok yüksek çıkma eğilimindedir. Ordinal değişkenler gibi kesikli türdeki ölçüm türleri doğası gereği normal dağılımdan uzak dağılımlar sergiler. Bu nedenden dolayı ki-kare istatistiğinin bu tür verilerin analizinde model uyumunu değerlendirmek için kullanılması uygun görülmemektedir. Fakat son yıllarda geliştirilen ADF tahmin yöntemi, Satorra-Bentler ve WLSM ile WLSMW düzeltmeleri gibi yöntemlerle normallikten sapmanın derecesine göre bu durum giderilmeye çalışılmıştır (Wang ve Wang, 2012).

Modelin karmaşıklığı: Ki-kare testinin dezavantajlarından ilki yeni bir parametrenin modele eklenmesi χ^2 test değerinin küçülmesine neden olmasıdır. Tahmin edilecek parametre sayısının çok olduğu karmaşık modellerdeki χ^2 değeri, basit modellere göre düşük çıkma eğilimindedir (Çelik ve Yılmaz, 2016).

Örneklem büyüklüğünden etkilenmesi: Model uyumunun doğru olarak değerlendirilebilmesi için örnek hacminin yeteri kadar geniş olması gerekir. χ^2 değeri, uyum fonksiyonunun örnek sayısının bir eksiği (N-1) ile çarpımı sonucu bulunduğu için örneklem sayısı arttıkça doğru orantılı olarak artmaktadır. Örnek sayısı fazla olan çalışmalarda model doğru olduğu halde yani model ile veri uyumlu olduğu halde yüksek χ^2 değeri yüzünden model yanlışlıkla reddedilir. Tip 1 hata oranı artar. Bunun aksine yetersiz örnek büyüklüğü ise düşük χ^2 değerine sebep olacak ve bu yüzden yanlış bir model doğru gibi kabul edilecektir. Tip 2 hata oranı artacaktır (Wang ve Wang, 2012, s:18).

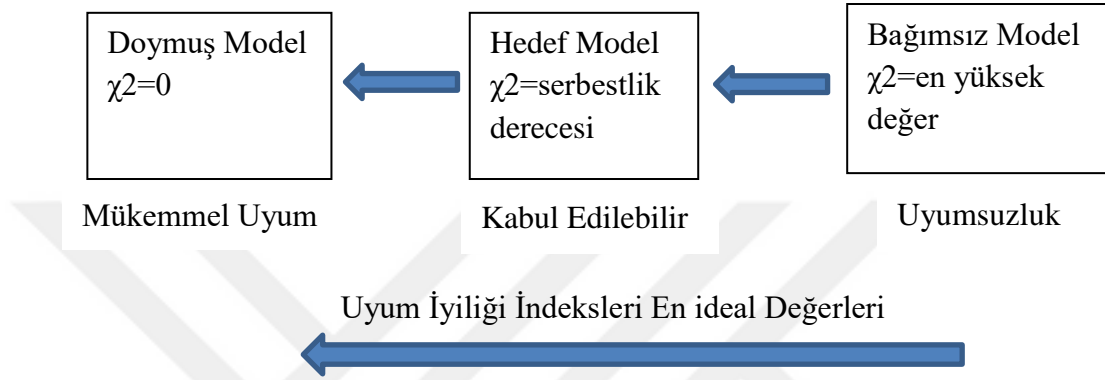
Ki-kare istatistiği, model uyumunu değerlendirmek için en çok tercih edilen istatistik olmasına rağmen biçimsel bir testtir. Yani uyum var yada yok şeklinde çok basit mantığa dayandığı için uyum değerlendirilmesinde tek başına yeterli değildir. Yukarıda belirtilen sınırlılıklar yüzünden χ^2 değeri yerine, örnekleme dağılımının beklenen χ^2 değeri ile serbestlik derecesinin karşılaştırılması önerilmektedir (χ^2 / sd). Bu oranın iyi bir uyumun göstergesi olması için Tabacknick'e göre 0 ile 2 arasında, Wheaton'a göre 0 ile 5 arasında ve Byrne'a göre 0 ile 3 arasında olması gerekir.

Ki-kare test istatistiği model karmaşıklığına, varsayımların karşılanamaması durumuna ve örneklem büyüklüğüne çok duyarlı olduğu için doğru model ile yanlış modeli ayırt etmekte hassas olamadığı bildirilmiştir. Ki-kare test istatistiği elimizdeki veri yapısına uyumluluğu test edilen modelin ya reddine yada kabulüne karar verir. Test edilen modelin veriye uyum derecesini göstermez. Bu yüzden farklı uyum iyiliği indekslerine ihtiyaç duyulmuştur.

Ki-Kare Değeri (χ^2)

Teorik modelin anlamlılığının ve örneklem verilerine uygunluğunun sınanmasında kullanılan bir istatistiktir. *Tam (doymuş-saturated) model* ki-kare değerinin sıfır olduğu, *bağımsız model (independence/null)* ise ki-kare değerinin en yüksek olduğu durumu gösterir. χ^2 uyumsuzluğun göstergesidir. Teorik modele ait tahmini kovaryans

matrisinin örneklemeden elde edilen kovaryans matrisine en yakın olduğu durumda $\chi^2=0$ olur. Artık matrisindeki değerleri en küçük yapan uyum fonksiyonu genelde $(N-1)$ (N : örnek sayısı) bazen de N ile çarpılarak elde edilir. Elde edilen bu ki-karelerin merkezi dağılıma sahip olması için değerinin en az serbestlik derecesi kadar olması gerekir.



Şekil 1.9 Bağımsız Modelden Doymuş Modele Doğru Uyum İyiliği İndekslerinin Uyum Dereceleri

Şekil 1.9’da model uyumunun ki-karenin aldığı değerlere göre aldığı model isimleri görülmektedir. Şekilden de anlaşılacağı gibi χ^2 değeri gözlenen değişkenler arasında hiçbir ilişkinin olmadığı bağımsız modelden en fazla ilişkinin yer aldığı doymuş modele doğru gittikçe örnekleme uyumu mükemmel hale gelmektedir. Artık matrisindeki bütün artıklar mükemmel uyumda sıfır olur. Parametre tahminleri en doğru ve en etkili değerlerini alır. Tahminlere ait standart hatalar sıfıra çok yaklaşır. Bağımsız modelde, tüm faktör yükleri bir, hata varyansları sıfır ve tüm değişkenler ilişkisiz olarak ele alınmaktadır. Bağımsız modelde gözlenen değişkenlerin hatasız ölçüldüğü varsayılır. Bağımsız modele temel modelde denir. Sınırlayıcı bir modeldir.

Ölçüm modelinin analizi sonucunda elde edilen χ^2 değeri tablo değerinden büyükse (0,05 anlamlılık seviyesi ve 1 serbestlik derecesine göre 3,84) alternatif hipotez ($S \neq \hat{\Sigma}(\hat{\theta})$) kabul edilir. Teorik modelin örnekleme uygunluğunun doğrulanamamış

olduğunu gösterir. Tahmini yapılan parametrelerin örneklem varyans-kovaryans matrisini tekrar üretmediğini ifade eder.

χ^2 değeri ile örneklem büyüklüğü pozitif yönlü doğrusal ilişkiye sahiptir. Örnek hacmi arttıkça aynı oranda ki-kare değeri artmaktadır. Bazı durumlarda S ile $\hat{\Sigma}(\hat{\theta})$ arasındaki fark çok küçük olduğu halde örnek sayısının fazlalığı yüzünden reddedilebilmektedir. Ki-kare değeri örneklem sayısından çok etkilendiği için tutarlı ve doğru sonuçlar elde edilememektedir. Bu yüzden yine ki-kare istatistiğinden üretilen uyum iyiliği indeksleri kullanılmaktadır.

Mutlak uyum iyiliği indeksleri temel olarak hedef model ile alternatif modeli karşılaştırmaz. Araştırmalarda en çok rapor edilen uyum indeksi ki-kare olmasına rağmen birçok araştırmacı tarafından çok faydalı bir indeks olarak görülmemektedir. Buna sebep olan faktörler şunlardır:

(1) Örnek sayısına karşı çok hassastır. Büyük örneklerde ki-kare değeri büyük çıkmakta ve bunun sonucunda gözlenen verilerden ve modelden elde edilen varyans-kovaryans matrisi arasındaki fark çok küçük olsa bile reddedilebilmektedir. Bu yüzden Tip I hata artmaktadır. Bunun tersi durumda örnek sayısı küçük olduğunda doğru olmayan model kabul edilmekte ve Tip II hata artmaktadır.

(2) Modelin büyüklüğü ki-kare değeri üzerinde çok etkilidir. Modeldeki değişken sayısı arttıkça ki-kare değeri de artmaktadır.

(3) Değişkenlerin dağılımı ki-kareyi etkilemektedir. Çok yüksek çarpıklık ve basıklık değerine sahip değişkenlerin analizi sonucunda oldukça büyük ki-kare değeri bulunur. Çok değişkenli normal dağılım koşulunun sağlanması gerekir.

Tanaka (1993) ve Maruyama (1998) uyum iyiliği indekslerini şu başlıklar altında sınıflandırmışlardır: Mutlak Uyum İndeksleri (Absolute Fit Indexes), Karşılaştırmalı

Uyum İndeksleri (Relative Fit Indices), Koruyucu Uyum İndeksleri (Parsimony Fit Indices), Merkezi Olmayan Temele Dayalı İndeksler (Noncentrality-based Indices).

1.5.4.1.2. Mutlak Uyum İndeksleri (Absolute Fit Indices)

Bu kategoriye dahil edilmiş uyum iyiliği indeksleri şunlardır:

Uyum iyiliği indeksi (GFI gamma-hat olarakta bilinmektedir) ve düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi (AGFI), Hata kareleri ortalamalarının karekökü (RMR) ve standartlaştırılmış hata karelerinin ortalamalarının karekökü (SRMR), Normlaştırılmış ki-kare (χ^2/df yada NC), Hoelter's CN ("kritik N"), Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Bayes Bilgi Kriteri (BIC), Beklenen Çapraz geçerlik indeksi (ECVI). SRMR dışında diğer indekslerin çoğu ki-kare değerinin basit dönüşümü ile elde edilir. Örneğin; Akaike Bilgi Kriteri (AIC) [χ^2+2q] eşitliğinde olduğu gibi ki-kare değerine basitçe q serbest parametre sayısının 2 ile çarpımı eklenmesi ile elde edilir (Tanaka, 1993).

1.5.4.1.2.1. Uyum İyiliği İndeksi (GFI)

Jöreskog ve Sörbom (1981) tarafından geliştirilmiştir. GFI indeksi teorik modelin açıkladığı varyans ve kovaryansın miktarını göstermektedir. GFI uyum iyiliği indeksinin formülasyonu aşağıdaki gibidir;

$$GFI = 1 - (\chi_{model}^2 / \chi_{null}^2) \quad 1.58$$

Uyum iyiliği indeksi (GFI), gamma hat olarakta bilinmektedir. Regresyon analizi sonucunda elde edilen belirleyicilik katsayısındaki (R^2) gibi modelce açıklanan varyansın oranını gösterir. Örnek sayısı ile ters orantılıdır. Örneklem hacmi büyük ise küçük değerler, küçük ise büyük değerler alır. Uyum iyiliği indeksi değeri (GFI) 0 ile 1 aralığında değişir ve 1'e yaklaşması teorik model ile örneklem kovaryans matrisi

benzerliğini arttırır. 0,95 ile 1,00 aralığı iyi uyumu, 0,85 ile 0,95 aralığı kabul edilebilir uyumu gösterir.

1.5.4.1.2.2. Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (AGFI)

GFI uyum iyiliği indeksi örneklem hacminden olumsuz etkilendiği için örneklem hacminden daha bağımsız AGFI Jöreskog ve Sörbom (1981) tarafından önerilmiştir. GFI indeksinin serbestlik derecesi ile düzeltilmesi sonucu elde edilmiştir (Anderson ve Gerbing, 1984). AGFI uyum iyiliği indeksinin fonksiyonel gösterimi aşağıdaki gibidir;

$$AGFI = 1 - [(k/df)(1 - GFI)] \quad 1.59$$

Eşitlik 1.59'daki k değeri örneklem kovaryans matrisindeki (S) tek (unit distinct) sayısını gösterir. AGFI'da GFI gibi 0-1 aralığında değerler alır. Bazen negatif değerler aldığı olur. AGFI'nın aldığı değer 1'e ne kadar yaklaşırsa model örneklem ile uyumlu hale gelir. Küçük örneklem diğer indekslerde olduğu gibi elde edilen AGFI değerlerini olumsuz etkiler (Kaya, 2011). AGFI ve GFI uyum iyiliği indekslerinin örneklem dağılımları bilinmemektedir. Bu yüzden ana kitledeki davranışları bilinmemektedir (Anderson ve Gerbing, 1984).

AGFI indeksi teorik modelin açıkladığı varyans ve kovaryansın miktarını göstermektedir. Normallikten uzaklaşmaya karşı göreceli olarak güçlüdür. AGFI için 0,90 kabul edilebilir sınırı, 0,95 ise modelin veriye uyumunun çok iyi olduğunu gösterir. Mîndrilă (2010) yaptığı çalışmada, değişkenlerin dağılımları ve kategori sayısı ihmal edilirse diğer bütün koşullarda verilerin ordinal tabiatı korunarak DWLS tahmin metodu ile en iyi AGFI değerlerine ulaşmıştır (Mîndrilă, 2010).

1.5.4.1.2.3. Hata kareleri ortalamalarının karekökü (RMR) ve Standartlaştırılmış hata karelerinin ortalamalarının karekökü (SRMR)

Jöreskog ve Sörbom (1981) tarafından geliştirilmiştir. RMR uyum iyiliği indeksi örneklem ile model kovaryansları arasındaki farkın karesinin ortalaması ve bu ortalamanın karekökü alınarak bulunur. RMR'nin formül şeklinde gösterimi aşağıdaki gibidir;

$$RMR = [(1 / k) \sum_{ij} (s_{ij} - \sigma_{ij})^2]^{1/2} \quad 1.60$$

SRMR uyum iyiliği indeksi RMR uyum iyiliği indeksinin standardize edilmiş halidir (Yu, 2002). Sürekli değişkenler için formül şu şekilde yazılır;

$$SRMR = \sqrt{\sum_j \sum_{k \leq j} \frac{r_{jk}^2}{e}}, \quad 1.61$$

$$r_{jk} = \frac{s_{jk}}{\sqrt{s_{jj}\sqrt{s_{kk}}} - \frac{\hat{\sigma}_{jk}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{jj}\sqrt{\hat{\sigma}_{kk}}}}, \quad 1.62$$

$$\underline{e} = (p(p+1))/2 \quad 1.63$$

s_{jk} iki sürekli değişken (y_j, y_k) arasındaki örneklem kovaryansı, $\hat{\sigma}_{jk}$ tahmini model kovaryansıdır. s_{jj} ve s_{kk} örneklem varyansları, p ise değişken sayısıdır.

SRMR indeksinin elde edilmesi için artıkların korelasyon matrisi kullanılırken, RMR ise kovaryans matrisini kullanır. Örneklemin korelasyon matrisi ile tahmini modele ait korelasyon matrisi karşılaştırılır aradaki farkın karesinin ortalaması alınır ve bu ortalamanın karekökü alınarak standartlaştırılarak SRMR indeks değeri elde edilir. RMR ise kovaryanslar arasındaki farkın karesinin ortalaması ve bu ortalamanın karekökü alınarak bulunur. RMR'nin yorumu SRMR'den daha zordur. Çünkü kovaryanslar üzerinden hesaplandığı için standardize edilmemiştir ve değişkenlerin ölçüm türünden çok etkilenir. Bu yüzden en çok SRMR tercih edilir. İki indekste 0-1

aralığında değer alır. Küçük değerler iyi uyumu gösterir. Hu ve Bentler (1999) SRMR için 0,08'i kesim noktası olarak tavsiye etmiştir.

Beauducel ve Herzberg'in (2006) yaptığı çalışmada iki ve üç kategorili değişkenlerin bulunduğu ölçüm modelinde WLSMV metodu ile elde edilen SRMR indeksi EÇO metodu ile elde edilen SRMR indeksinden daha büyük değer almıştır. Kategori sayısı arttıkça aradaki fark azalmış altı ve yedi kategorili değişkenlerin analizi sonucunda iki tahmin metodundan da birbirine benzer SRMR indeks değerleri elde edilmiştir. Beauducel ve Herzberg (2006) ile Yu (2002) çalışmalarında bu indeksin örnek çapına çok duyarlı olduğunu bulmuşlardır. Bu yüzden de Yu (2002) iki kategorili değişkenlerin analizinde bu indeksin uyumu değerlendirmek için kullanılmaması gerektiğini ifade etmiştir (Beauducel ve Herzberg, 2006).

1.5.4.1.2.4. Hoelter's CN (Critical N)

Hoelter (1983) tarafından DFA ve YEM'de en uygun örneklem sayısına karar vermek için geliştirilen kritik N (CN) istatistiği örnek sayısı 200'ü yeterli saymaktadır. Aşağıda Hoelter'in kritik N formülasyonu görülmektedir.

$$CN = (\chi_{critical}^2 / F_{min}) + 1 \quad 1.64$$

$$Critical \chi^2 = (CN-1) F_{min} \quad 1.65$$

Eşitlik 1.64'teki $\chi_{critical}^2$ hipotez testi yapılan modelin serbestlik derecesi ve anlamlılık derecesine karşılık gelen tablo değerini gösterir. F_{min} analizde kullanılan tahmin metotlarından elde edilen uyum fonksiyonunun minimum değerini gösterir. CN ise model uyumunun istatistiksel anlamlılığı için gerekli olan en küçük örnek sayısını ifade eder (Bollen ve Liang, 1988).

Elde edilen kritik n değeri hipotez testi yapılan doğru modelin 0,05 ve 0,01 anlamlılık seviyesinde kabul edilebilmesi için gerekli olan en yüksek örnek sayısını ifade etmektedir. Bu uyum indeksine ait örneklem dağılımının, örnek sayısından ve modelin yanlış tanımlanmasından olumsuz etkilendiği bulunmuştur. Model seçiminde bu indeksi kullanabilmek için bazı özel şartların sağlanmasının gerekliliği bildirilmiştir (Bollen ve Liang, 1988).

1.5.4.1.2.5. Akaike Bilgi Kriteri (AIC)

Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Akaike (1974) tarafından geliştirilmiştir.

$$AIC = \chi^2 + 2q \quad 1.66$$

$$AIC = \chi^2 - 2df \quad 1.67$$

Eşitlik 1.66'da q teorik modele ait serbest parametre sayısını, χ^2 'de yine teorik modele ait ki-kare değerini göstermektedir. AIC indeksinin diğer formülasyon şekli Eşitlik 1.67'de belirtilmiştir. Eşitlik'de df teorik modele ait serbestlik derecesini gösterir. AIC indeksi, aynı örneklem ile yapılan analizlerde yuvalanmamış (non-nested) ve hiyerarşik olmayan (non-hierarchical) modellerin karşılaştırılmasında kullanılır. Bu modellerin gizil değişken sayısı birbirinden farklıdır. Model karmaşıklığı ve uyumu da dikkate alınarak bu karşılaştırma yapılır. AIC değerinin 0'a yaklaşması en tutumlu modele ulaşıldığını gösterir. Belirli kesim noktaları yoktur. Model karşılaştırmalarında en az değer alan model en uyumlu modeldir. Güvenilir AIC indeks değerleri elde edilebilmesi için örnek sayısının 200 ve üstü olması gereklidir (Hooper ve ark., 2008).

Mîndrilă (2010) yaptığı çalışmada üç kategorili değişkenlerin kullanıldığı DFA modelinde değişkenlerin dağılımı hiç dikkate alınmadan sürekli veriymiş gibi düşünülmüş ve EÇO metodu kullanılarak elde edilen AIC değerinin DWLS metodu

ile elde edilene göre çok düşük olduğunu bulmuştur. 7 kategorili değişkenlerde ise DWLS metodundan elde edilen AIC değerinin daha küçük olduğu görülmüş ve en tutumlu model elde edilmiştir (Mîndrilă, 2010).

1.5.4.1.2.6. Bayes Bilgi Kriteri (BIC)

$$BIC = \chi^2 + q \ln(N) \quad 1.68$$

Eşitlik 1.68’de q teorik modele ait serbest parametre sayısını, χ^2 ’de yine teorik modele ait ki-kare değerini, $\ln(N)$ örnek sayısının doğal logaritmasını göstermektedir. Schwarz (1978) tarafından geliştirilmiştir. Bayes Bilgi Kriteri (BIC) kategorik değişkenlerin bulunduğu modellerin uyum iyiliğini değerlendirmek için kullanılması tavsiye edilmektedir. İyi uyumu belirtmek için belirli bir kesim noktası yoktur. Bu yüzden çoğunlukla farklı modelleri karşılaştırmak için kullanılır (Wang ve Wang, 2012).

1.5.4.1.2.7. Beklenen Çapraz Geçirgenlik İndeksi (ECVI)

Browne ve Cudeck (1989) tarafından önerilen bir bilgi kriteri indeksidir.

$$ECVI = F(S, \Sigma(\hat{\theta})) + \frac{2t}{N-1} = \frac{1}{n} (AIC) \quad 1.69$$

ECVI değeri teklif edilen teorik modelin çapraz geçerliliğinin (cross-validate) ne kadar iyi olduğunu gösterir. Küçük değer alması iyi uyumu gösterir. Model karşılaştırmalarında en küçük değere sahip olan model en iyi çapraz geçerliliğe sahip model olarak görülmektedir. ECVI, dağılım özellikleri bilinen indekslerden biridir. Güven aralığı 0,90 güven düzeyinde belirlenir ve nokta kestirimin kesinliğini, doğruluğunu gösterir. Mîndrilă (2010) yaptığı çalışmada, DWLS metodu ile yapılan

analizlerde modelin çapraz geçerliliğe sahip olma olasılığını diğer metotlara göre daha yüksek bulmuştur.

1.5.4.1.3. Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri (Relative Fit Indices)

1.5.4.1.3.1. Tucker-Lewis İndeksi (TLI/RHO)

Tucker-Lewis indeksi (TLI/RHO) Tucker ve Lewis (1973) tarafından önce faktör analizi için geliştirilmiş sonra YEM için de kullanılır hale getirilmiştir. Teklif edilen teorik modelin bağımsız modelden ne kadar uzaklaştığını gösterir. Tucker-Lewis indeksi (TLI), Bentler ve Bonett (1980) tarafından farklı şekilde ifade edilmiş ve günümüzde Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (Nonnormed Fit Index; NNFI) olarak da bilinmektedir (Anderson ve Gerbing, 1984 ve Sumathi, 2010).

$$TLI (NNFI) = [(\chi_{null}^2 / df_{null}) - (\chi_{model}^2 / df_{model})] / [(\chi_{null}^2 / df_{null}) - 1] \quad 1.70$$

$$TLI (NNFI) = 1 - [(\lambda_{model} / df_{model}) / (\lambda_{null} / df_{null})] \quad 1.71$$

Eşitlik 1.70'de χ_{null}^2 bağımsız (independence), temel (baseline) model olarak bilinmektedir. Temel model gözlenen değişkenler arasında hiçbir ilişkinin olmadığı, faktörlerin ve faktör katsayılarının olmadığı modeldir. df_{null} temel modele ait serbestlik derecesini gösterir. χ_{model}^2 teorik olarak tahmin edilmeye çalışılan hedef modeli ifade eder. df_{model} hedef modele ait serbestlik derecesini göstermektedir.

NNFI değeri, model uyumunun yapının olmadığı bağımsız modele göre göreceli olarak ne derece iyi olduğunu gösteren bir indekstir. Değeri 1'e ne kadar yaklaşırsa çok iyi model uyumunu gösterir. Mîndrilă (2010) yaptığı çalışmada, çok değişkenli normallik varsayımının karşılanamadığı durumda DWLS metodu ile elde edilen NNFI değerinin EÇO metoduna göre çok daha yüksek olduğunu göstermiştir (Mîndrilă, 2010).

Karmaşık olmayan modellerde kullanımı önerilir. Çok küçük örneklemlerde diğer istatistikler iyi uyumu gösterdiği halde NNFI değeri zayıf uyumu göstermektedir (Bentler, 1990). NNFI, normlaştırılmamış doğası gereği 1'in üstünde değerlerde alabilmektedir. Bu yüzden yorumlanması çok zordur (Byrne, 2010). Kesim noktasını 0,95 (NNFI \geq 0,95) olarak tavsiye eden Hu ve Bentler'in (1999) aksine bazıları 0,80 olarak tavsiye etmektedir. 0,97 ve üzeri mükemmel uyumu, 0,95 ile 0,97 aralığı ise kabul edilebilir uyumu göstermektedir (Schermelleh-Engel ve ark., 2003).

1.5.4.1.3.2. Normlaştırılmış Uyum İndeksi (NFI)

Normlaştırılmış Uyum İndeksi (Normed Fit Index; NFI), Bentler ve Bonett (1980) tarafından geliştirilmiştir.

$$NFI = (\chi_{null}^2 - \chi_{model}^2) / \chi_{null}^2 \quad 1.72$$

Eşitlik 1.87'de χ_{null}^2 bağımsız (temel) modeli, χ_{model}^2 teorik olarak tahmin edilmeye çalışılan hedef modeli ifade eder. Teorik modelin bağımsız modelden uzaklığının bağımsız modele bölümünden elde edilir. Bu indekse ait istatistik değerleri 0 ile 1 aralığındadır. Bentler ve Bonnet (1980) 0,90'dan büyük (NFI \geq 0,90) olmasının iyi uyumu gösterdiğini belirtmişlerdir. Hu ve Bentler (1999) ise kesim noktası olarak 0,95'in (NFI \geq 0,95) alınmasının gerekli olduğunu söylemişlerdir. Örnek hacmine çok duyarlıdır ve örnek sayısı 200'den aşağı ise beklenenden çok düşük değerler elde edilir (Mulaik ve ark., 1989 ve Bentler, 1990). Tek olarak rapor edilmemesi tavsiye edilmektedir (Hooper ve ark., 2008).

1.5.4.1.3.3. Artışlı Uyum İndeksi (IFI)

Artışlı uyum indeksi (IFI), Bollen (1989b) tarafından geliştirilmiştir. Literatürde BL89 ve Δ_2 olarak bilinmektedir. Uyum indeksini gösteren eşitlik aşağıdaki gibidir (Schumacker ve Lomax, 2010).

$$IFI = (\chi_{null}^2 - \chi_{model}^2) / (\chi_{null}^2 - df_{model}) \quad 1.73$$

Eşitlik 1.73'te χ_{null}^2 bağımsız (temel) modeli, χ_{model}^2 teorik olarak tahmin edilmeye çalışılan hedef modeli, df_{model} modelin serbestlik derecesini ifade eder. IFI, çoğu uyum indeksleri gibi 0 ile 1 aralığında değer alır. 0,90'dan büyük değer alması yeterli uyumu, 0,95'den yüksek değer alması ise iyi bir uyumu gösterir (Hoyle ve Panter, 1995). Örnek büyüklüğünü ve karmaşıklığını dikkate alan bir indekstir. CFI gibi normal dağılım varsayımının ihlal edilmediği durumlarda oldukça güvenilir ve yanlış olmayan sonuçlar verir.

1.5.4.1.4. Tutarlı/Koruyucu Uyum İndeksleri (Parsimony Fit Indices)

Tutarlı Uyum İyiliği İndeksi (PGFI) Mulaik ve ark. (1989) tarafından, Tutarlı Normlaştırılmış Uyum İndeksi (PNFI) James ve ark. (1982) tarafından geliştirilmiştir. (Schermelleh-Engel ve ark., 2003).

$$PGFI = [(df_{model} / df_{null}) * GFI] \quad 1.74$$

$$PNFI = [(df_{model} / df_{bağımsız}) * NFI] \quad 1.75$$

$$PCFI = [(df_{model} / df_{null}) * CFI] \quad 1.76$$

Eşitlik 1.74, Tutarlı Uyum İyiliği İndeksini (PGFI), Eşitlik 1.75 Tutarlı Normlaştırılmış Uyum İndeksini (PNFI) ve Eşitlik 1.76 Tutarlı Karşılaştırmalı Uyum İndeksini (PCFI) temsil eden eşitliklerdir.

Tutarlılık düzeltme indeksleri (Parsimony Correction Indices) bir görüşe göre zayıf uyumlu modellerde cezalandırma işlevi görmektedir. Örneğin; Model A ve Model B isimli iki farklı ölçüm modelimizin aynı örneklem ile uyumu incelenmiş ve iki modelin de GFI, NFI ve CFI uyum indeks değerlerinin aynı olduğu görülmüştür. Bu iki modelden hangisinin daha iyi uyuma sahip olduğunu bulmak için önce hesaplanan bağımsız parametre sayısına yani serbestlik derecelerine bakılır. Model A'nın serbestlik derecesi daha fazla olduğu için Model B'den daha iyi uyuma sahip olduğu söylenir. Bu şu anlama gelir daha az parametre tahmini ile Model A'ya ait kovaryans matrisi örneklem kovaryans matrisine yaklaşmıştır. Daha tutumlu davranarak daha az masrafla aynı uyumu yakalamıştır.

Başka bir görüşe göre ise daha karmaşık modeller daha düşük uyum iyiliği indeks değerlerine sahiptir. Bu yüzden daha çok tercih edilen basit alternatif modeller elde etmek için tutarlılık düzeltmesi uygulanır. Karşılaştırmalı uyum iyiliği indekslerinde serbestlik derecesi üzerinden düzeltme yapılmaktadır. Bu uyum iyiliği indekslerinin kesim değerleri bilinmediği için tek başına rapor edilmemeleri önerilmiştir. Bu indeksler Akaike bilgi kriteri gibi kullanılabilir (Hooper ve ark., 2008).

Teorik modeller doymuş modele yaklaştıkça daha karmaşık hale gelir. Elde edilen model en iyi uyum iyiliği değerlerini üretir fakat bu modelin teorik olarak desteklenmesi zordur (Mulaik ve ark., 1989). Bu problemin üstesinden gelmek için James ve ark. (1982) tarafından Tutarlı Normlaştırılmış Uyum İndeksi (PNFI) ve Mulaik ve ark. (1989) tarafından Tutarlı Uyum İyiliği İndeksi (PGFI) isimleri ile iki adet Tutarlı Uyum İndeksleri geliştirilmiştir. Bu indeksler GFI ve NFI temelinde serbestlik derecesi kaybında düzeltme yapar. Tutarlı Uyum İyiliği İndeksleri için önerilmiş bir eşik değeri yoktur. Fakat Mulaik ve ark. (1989) tarafından yapılan araştırmada diğer indeksler 0,90 ve üstü değer alınırken Tutarlı Uyum İyiliği İndeksleri 0,50 civarında değerler aldığı belirlenmiştir (Hooper ve ark., 2008).

1.5.4.1.5. Merkezi Olmayan Temele Dayalı İndeksler (Noncentrality-based Indices)

1.5.4.1.5.1. Ortalama Hata Karekök Yaklaşımı (RMSEA)

RMSEA (Steiger ve Lind, 1980) ana kütle tabanlı indekstir. Teklif edilen modelin gerçeğe ne kadar iyi yaklaştığını gösterir. Merkezi olmayan (Non-centrality) χ^2 dağılımına dayanır. Yani uyum fonksiyonlarının dağılımı ve model uyumu mükemmel olmaz ise merkezi ki-kare dağılmazlar. Merkezi olmayan parametre (NCP) modelin yanlış tanımlanma derecesinin göstergesidir. Model örneklem ile mükemmel uyuma sahipse NCP=0 olur ve merkezi (centrality) χ^2 dağılımı sağlanır. Eğer negatif çıkarsa NCP değeri 0 olur (Brown, 2015).

$$NCP = \chi^2 - df \quad 1.77$$

RMSEA yaklaşık hatayı gösteren indeks olarak bilinir çünkü teorik modelin ana kütle ile kabul edilebilir düzeyde iyi uyuma sahip olduğu değerlendirilmektedir.

$$d = \chi^2 - df/N \quad 1.78$$

$$RMSEA = \text{SQRT}(d / df) \quad 1.79$$

Eşitlik 1.78'deki d NCP'nin (Merkezi olmayan parametre) ölçeklenmiş hali, df serbestlik derecesi ve N ise örnek sayısını gösterir. RMSEA için üst limit yoktur ama çok nadiren 1'i geçer (Brown, 2015). Sıfır değeri mükemmel uyumu, 0,05'ten küçük veya eşit olması iyi bir uyumu (Hu ve Bentler'a (1999) göre 0,06'a yakın ve altı değer), 0,05 ile 0,08 arasında olması yeterli bir uyumu ve 0,08 ile 1 arasında olması ise vasat bir uyumu gösterirken 0,10'dan büyük olması ise modelin kabul edilemeyeceğini göstermektedir (Kaya, 2011).

RMSEA uyum iyiliği istatistikleri içinde dağılım özellikleri bilinen nadir indekslerden biridir. Bu indekse ait güven aralığını bulmak için Merkezi olmayan χ^2 dağılımı kullanılır. Güven aralığı çoğunlukla 0,90 güven düzeyinde belirlenir ve nokta

kestirimin kesinliğini, doğruluğunu gösterir. Bu aralığın rapor edilmesi uzmanlar tarafından bildirilmektedir (MacCallum ve ark., 1996). Örnek sayısının büyüklüğü güven aralığı genişliğini olumlu etkilerken tahmin edilen parametre sayısı bu genişliği olumsuz yönden etkilemektedir (Brown, 2015).

RMSEA değeri robusttur. Ordinal veri analizinde CVM kullanılsa da RMSEA değeri örnek sayısından ve model büyüklüğünden etkilenmez. Eğer model doğru tanımlanmışsa veriler normal dağılmasa da CVM tekniği ile elde edilen parametre tahminleri yansızdır (Finney ve DiStefano, 2006). Birçok farklı koşulda, DWLS metodu en düşük RMSEA indeks değerine (0) yaklaşmıştır. Bu sonuca göre en düşük hata averajına ve model ile verinin mükemmel uyumuna ulaşılmıştır (Mîndrilă, 2010).

Nevitt ve Hancock (2000), Curran ve ark. (1996) tarafından kullanılan ölçüm modelini kullanarak yürüttükleri bir simülasyon çalışmasında doğru ve yanlış tanımlanmış iki model, dört farklı örnek sayısı ve üç farklı değişken dağılımı analiz edilmiştir. EÇO metodu temelli RMSEA değeri S-B temelli RMSEA ve bootstrap düzeltilmeli RMSEA değerleri modelin uyumu yönünden karşılaştırılmıştır. Her koşul 200 defa tekrar edilmiş ve doğru tanımlanmış modelden elde edilen RMSEA değerlerinin ortalaması örnek hacmi arttıkça düşmüştür. Bununla birlikte, normal dağılımdan uzaklaştıkça EÇO tabanlı RMSEA değerinin arttığı fakat S-B tabanlı RMSEA değerinin ise farklı dağılımlarda daha istikrarlı değerler ürettiği görülmüştür.

1.5.4.1.5.2. Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI)

Karşılaştırmalı uyum indeksi (CFI), Bentler (1990) tarafından NFI örneklem büyüklüğüne göre revize edilmesi sonucu elde edilmiştir (Byrne, 2010). Küçük örneklerde çok iyi performans göstermektedir. Merkezi olmayan temele dayalı indeks (Noncentrality-based Indices) olarak bilinen bu uyum indeksini Hu ve Bentler (1999)

Artışlı uyum indeksi (Incremental Fit Index) sınıfına dahil etmiştir (Hooper ve ark., 2008).

$$CFI = 1 - (\chi^2_{model} - df_{model}) / (\chi^2_{null} - df_{null}) \quad 1.80$$

$$CFI = 1 - (\lambda_{model} / \lambda_{null}) \quad 1.81$$

Hu ve Bentler'a (1999) göre 0,95'a yakın ve üstü değer ($CFI \geq 0,95$) modelin iyi uyuma sahip olduğunu gösterir. $CFI \geq 0,90$ kesim noktası olarak değerlendirilmektedir. Yanlış bir modelin kabul edilmediğinden emin olmak için bu sınır değer önemlidir (Hu ve Bentler, 1999). 0 ile 1 aralığında değerler alır. 1'e yakınlığı mükemmel uyuma yaklaştığının göstergesidir. 0,95 ile 0,97 aralığındaki değerler kabul edilebilir bir uyumu gösterir (Kaya, 2011).

Beauducel ve Herzberg'un (2006) yaptığı çalışmada iki ve üç kategorili değişkenlerin bulunduğu ölçüm modelinde WLSMV metodu ile elde edilen CFI, TLI ve RMSEA indeksleri EÇO metodu ile elde edilenlerden daha iyi değerler almıştır. Kategorik değişkenlerin bulunduğu modeller Pearson korelasyon katsayılarından oluşan matrisi ve EÇO tahmin metodu ile beraber analiz edilirse CFI ve TLI uyum indeksleri beklenenden daha düşük çıkma eğilimindedir. CFI ve TLI kategori sayısının azlığından olumsuz yönde etkilenmektedir. Değişkenlere ait kategori sayısı arttıkça örneğin beş, altı olduğunda WLSMV metodu ile elde edilen CFI ile EÇO metodu ile elde edilen CFI değeri birbirine benzer çıkmış, TLI ve RMSEA indeksleri ise EÇO metodunda daha iyi elde edilmiştir (Beauducel ve Herzberg, 2006).

Yu ve Muthén (2002) doğru ve yanlış tanımlanmış iki modelin kullanıldığı çalışmada dikotom değişkenleri WLSMV parametre tahmin metodu ile değerlendirmiştir. TLI, CFI ve RMSEA uyum iyiliği indekslerinin doğru tanımlı modelde ve örnek sayısı 100 haricinde performansının çok iyi olduğunu görmüştür. TLI ve CFI için kesim noktasını 0,95, RMSEA için ise 0,05 olarak almıştır. Modelin yanlış tanımlandığı durumda ise

model ile veri arasındaki uyumun çok zayıf olduğu bulunmuştur (DiStefano ve Morgan, 2014).

Benzer şekilde, Bandalos (2008) normal ve normal olmayan dağılım gösteren iki, üç ve dört kategorili değişkenlerin bulunduğu ölçüm modelini WLSMV tahmin metodu ile değerlendirmiş ve RMSEA ile CFI indeks değerlerinin çok iyi uyumu gösterdiğini bulmuştur. Normal dağılımdan uzaklaşmış ve kategori sayısı az olan değişkenlerin modellendiği doğru tanımlanmamış modellerin analizi sonucunda bu iki indekste çok kötü performans göstermiştir (DiStefano ve Morgan, 2014).

1.5.4.1.6. Ağırlıklandırılmış Hata Kareleri Ortalamalarının Karekökü (Weighted Root Mean Square Residual-WRMR)

WRMR indeksi Muthén ve Muthén (1998-2012) tarafından önerilmiştir (Yu, 2002). WLSMV tahmin metodunun kullanıldığı kategorik verilerin analizinde WRMR indeksinin SRMR uyum indeksinden daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Bu uyum indeksi 1 ve 1'den küçük değerler alıyorsa modelin uyumunun iyi olduğu söylenmektedir. Yu (2002) sürekli ve kategorik verilerin analizinde kesim noktası olarak 0,95 alınmasını tavsiye etmiştir (Yu, 2002).

WRMR indeksinin kategorik değişkenler için formülü;

$$WRMR = \sqrt{\frac{2NF(\hat{\theta})}{e}} \quad 1.82$$

$$F_{WLS}(\hat{\theta}) = \min[(1/2)(s-\hat{\sigma})'W_D^{-1}(s-\hat{\sigma})] \quad 1.83$$

Eşitlik 1.83'te F_{WLS} minimum uyum fonksiyonunu, $\hat{\theta}$ parametre tahminlerini gösterir. $(W_D)_{jj}$, s_j 'nin asimptotik varyansını ifade eder.

Yu ve Muthén (2002) WRMR indeksi için iyi uyum göstergesi olarak 1 ve aşağısının (bazı yerlerde 0,90'da geçmektedir) doğru olacağını belirtmişlerdir (Yu, 2002). Wang

ve Wang (2012) DWLS tahmin metodunun kullanıldığı analizlerde WRMR uyum indeksinin genellikle doğru sonuçlar vermediğini bu yüzden tavsiye edilmediğini belirtmiştir.

Yüksek Lisans tezi olarak yürütülen bu çalışmanın birincil amacı sağlık alanında kullanılan bir ölçekten elde edilen ordinal ölçüm türündeki değişkenlerin, polikorik korelasyon matrisi ilişki ölçüm aracı kullanılarak ordinal AFA ile öncelikle faktör yapısını ortaya çıkartmak sonra da ordinal DFA ile bu yapının eldeki veriye uyumunu kontrol etmektir. Tezin ikincil amacı ise sıralı kategorik verilerin açıklayıcı ve doğrulayıcı faktör analizinde kullanılan robust yöntemleri avantaj ve dezavantajlarıyla incelemek ve elde edilen sonuçları karşılaştırmaktır.

Bundan sonraki Gereç ve Yöntem kısmında Duygusal emek davranışını ölçmek için geliştirilen Duygusal Emek Ölçeğinin yapısal geçerliliği açıklayıcı ve doğrulayıcı faktör analizi ile sorgulanacaktır. Ölçekten elde edilen ordinal verilerin analizinde kullanılması tavsiye edilen Polikorik korelasyon matrisi kullanılarak AFA için robust faktör çıkartma yöntemleri (ULS, MRFA) ile DFA için ise robust parametre tahmin yöntemlerinin kullanımları uygulamalı olarak gösterilecektir.

2. GEREÇ VE YÖNTEM

2.1. Araştırmanın Türü

Bu çalışma, Metodolojik türde tasarlanmış bir ölçek geçerlik güvenirlik çalışmasıdır.

2.2. Araştırmada Kullanılan Ölçek

Uygulamamızda, Özgüleş (2017) tarafından “Algılanan kurumsal itibar ve işe bağlılığın duygusal emek davranışı üzerine etkisi: sağlık çalışanları örneği” isimli doktora tezinde kullanılan “Duygusal Emek Ölçeği’ne” (Emotional Labor Scale) ait veriler kullanılacaktır. Bu ölçek Diefendorff ve ark. (2005) tarafından duygusal emeği değerlendirmek amacıyla geliştirilmiş ve Türkçeye uyarlaması Basım ve Beğenirbaş (2012) tarafından yapılmıştır.

Duygusal emek kavramı ilk olarak Amerikalı sosyolog Arlie Russel Hochschild tarafından kullanılmıştır. Duygusal emeği “işin gereklerine uyum sağlayabilmek amacıyla açık bir şekilde mimik ve bedensel ifadeler oluşturarak hislerin yönetilmesi süreci” olarak ifade etmiştir. Duygusal emek davranışı çalışanların ve işletmelerin performansını olumlu ve olumsuz yönde etkilemektedir.

Hizmet sektöründeki ilişkileri tanımlamak için geliştirilen Duygusal emek ölçeği, son zamanlarda her meslek grubunda duygusal emek davranışlarını ölçmek için de kullanılmaya başlamıştır. Örneğin, doktorların soğukkanlı olması ve icra çalışanlarının sert tavırlar sergilemeleri gerekliliği hizmeti sunan kişilerin müşteri memnuniyetini sağlamak ve verimliliği arttırmak için gerekli olduğu düşünülen duygusal emek davranışlarıdır (Robbins ve Langton, 2005).

Sağlık alanında hizmet kalite standartlarının artması ve sağlık çalışanlarına ait psikolojik boyutun da bu standartlar içerisinde yer alması çalışanların davranışlarının önemini daha da artırmaktadır. Hizmet kalitesinin sürdürülebilirliği, çalışanların motivasyon kaynaklarının net bir şekilde bilinmesine bağlıdır.

Ölçek oluşturulurken iki adet duygusal emek ölçeğinden yararlanılmıştır. İlki Kruml ve Geddes (2000) tarafından ikincisi ise Grandey (2003) tarafından geliştirilmiştir. Ölçek üç boyuttan oluşmaktadır. Birinci boyutu, yüzeysel rol yapma (6 madde 1-6.sorular), ikincisi derinden rol yapma (4 madde 7-10), üçüncüsü ise sorular ve doğal samimi duygulardır (3 madde 11-13). Beşli Likert tipteki ölçüm aracımızda 1=Hiçbir Zaman, 5= Her Zaman ifadeleri yer almaktadır.

DUYGUSAL EMEK ÖLÇEĞİ SORULARI

		Hiçbir Zaman	Çok Nadir	Bazen	Çoğu Zaman	Her Zaman
1	Hastalarla ilgilenirken iyi hissediyormuşum rolü yaparım.					
2	Mesleğimin gerektirdiği duyguları sergileyebilmek için sanki bir maske takarım.					
3	Hastalarla ilgilenirken bir şov yapar gibi ekstra performans sergilerim.					
4	Hastalarla uygun şekilde ilgilenebilmek için rol yaparım.					
5	Mesleğimi yaparken hissetmediğim duyguları hissediyormuşum gibi davranırım.					
6	Hastalara gerçek hissettiğim duygulardan farklı duygular sergilerim.					
7	Göstermem gereken duyguları gerçekte de hissetmek için çaba harcarım.					
8	Hastalara göstermem gereken duyguları hissedebilmek için elimden geleni yaparım.					
9	Hastalara sergilemem gereken duyguları içimde de hissedebilmek için yoğun çaba gösteririm.					
10	Hastalara göstermek zorunda olduğum duyguları gerçekten yaşamaya çalışırım					
11	Hastalara gösterdiğim duygular kendiliğinden ortaya çıkar.					
12	Hastalara sergilediğim duygular samimidir.					
13	Hastalara gösterdiğim duygular o an hissettiklerime aynıdır.					

Diefendorff ve ark. (2005) yaptıkları çalışmada ölçeğe ait iç tutarlık katsayılarını şu şekilde bulmuştur; yüzeysel rol yapma boyutu $\alpha=0,92$, derinden rol yapma boyutu

$\alpha=0,85$ ve doğal duygular ise $\alpha=0,83$ olarak bulunmuştur. Basım ve Beğenirbaş (2012) tarafından yapılan çalışmada elde edilen katsayılar şunlardır; yüzeysel rol yapma boyutu $\alpha=0,844$, derinden rol yapma boyutu $\alpha=0,863$ ve doğal duygular ise $\alpha=0,860$, ölçek toplamı $\alpha=0,801$ olarak bulunmuştur. Çalışmada elde edilen DFA uyum indeks değerleri şu şekildedir: $\chi^2 / sd=2,700$, AGFI=0,878, CFI=0,945, GFI=0,925, RMSEA=0,079.

Özgüleş (2017) tarafından yapılan doktora çalışması sırasında yürütülen çalışmanın anakitlesini, 2016 yılı Haziran ve Ekim aylarında Eskişehir ili sınırları içerisinde faaliyet gösteren yedi adet yerel özel hastane ve tıp merkezinde görev yapan 590 sağlık çalışanı oluşturmaktadır. Bir tıp merkezi araştırmanın yapılmasına izin vermediği için araştırma diğer altı hastane ve tıp merkezinde çalışan 520 kişi üzerinde yürütülmüştür. İlgili kurumlara bırakılan toplam 520 anketten 285 tanesi geri dönmüş eksik ve yanlış doldurulduğu düşünülen 21 tanesi değerlendirilme dışı bırakılmış 264 tanesi değerlendirilmeye tabi tutulmuştur. Çalışmamızda, çapraz geçerlik (cross-validation) için 264 örneklem rastgele ikiye bölünmüş ve 132'si ile AFA diğer 132'si ile ise DFA yapılmıştır.

Araştırmaya katılan katılımcıların sosyo-demografik dağılımları şu şekildedir; %37,5'i (n=99) 21-30 yaş aralığında, %41,7'si (n=110) 31-40 yaş aralığında, %27,3'ü (n=72) erkek, %72,7'si (n=192) kadın, %16,7'si (n=44) hekim, %21,2'si (n=56) hemşire, %14,0'ı (n=37) sağlık memuru tekniker ve %48,1'i (n=127) diğer sağlık çalışanı, %29,9'u (n=79) lise ve dengi okul, %22,0'ı (n=58) önlisans, %25,4'ü (n=67) lisans, %11,0'ı (n=29) yüksek lisans, %11,7'si (n=31) doktora seviyesinde eğitime sahip, %48,8'i (n=129) poliklinik, %3,8'i (n=10) klinik, %11,0'ı (n=29) laboratuvar, %32,0'ı (n=85) idari birim, %4,2'si (n=11) diğer birimlerdir.

2.3. Arařtırmada Kullanılan Paket Programlar

Açıklayıcı faktör analizi, FACTOR 10.8.04 (Lorenzo-Seva ve Ferrando, 2006-2018) isimli paket programı ile yapılmıştır. FACTOR, ordinal tipteki verilerin analizi için son zamanda geliştirilen ve kullanılması tavsiye edilen yöntemleri içinde barındıran Lorenzo-Seva ve Ferrando tarafından geliştirilen kullanıcı dostu bir programdır. Ordinal değişkenlerin analizinde matris olarak polikorik korelasyonun, faktör çıkartma yöntemi olarak ULS, DWLS ve en küçük ranklı faktör analizi (Minimum Rank Factor Analysis, MRFA) yöntemlerinin ve faktör sayısına karar vermek için MAP ve Paralel analizin kullanılabileceği kurulum gerektirmeyen bir programdır (Lorenzo-Seva ve Ferrando, 2006).

Açıklayıcı faktör analizinde literatürle benzer şekilde Duygusal Emek ölçeğine ait üç faktörlü yapı elde edilmiştir. Elde edilen bu ölçüm modelinin eldeki örneklem verisine uyumu Mplus 6.12 paket programı yardımıyla doğrulayıcı faktör analizi ile incelenmiştir. Mplus programı kategorik verilerin faktör analizi ve yapısal eşitlik modellemesinde kullanımı için CVM tekniğini ve WLSM ile WLSMV tahmin yöntemlerini geliştiren Bengt Muthén ve Linda Muthén tarafından geliştirilmiştir (Muthén ve Muthén, 1998-2011). Kategorik değişkenlerin modellendiği DFA'da kullanılması tavsiye edilen WLSM ile WLSMV tahmin yöntemlerini ve modelin değerlendirilmesinde kullanılması tavsiye edilen WRMR uyum indeksini çıktı olarak veren tek programdır.

Bu uygulama çalışması ile ilk defa; Duygusal emek davranışını ölçmek için geliştirilen Duygusal Emek Ölçeğinden elde edilen ordinal değişkenler arasındaki ilişkiyi ölçmek için polikorik korelasyon matrisi hesaplanmış bu matris aracılığıyla açıklayıcı faktör analizinde robust faktör çıkartma yöntemleri ve doğrulayıcı faktör analizinde ise robust tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Açıklayıcı faktör analizi FACTOR 10.8.04 (Lorenzo-Seva ve Ferrando, 2006-2018) isimli paket programıyla doğrulayıcı faktör analizi ise Mplus 6.12 ve AMOS 21.0 paket programıyla yapılmıştır.

3. BULGULAR

Öncelikle veri setinde kayıp veri olup olmadığı incelenmiş ve kayıp veri olmadığı görülmüştür. Çok değişkenli aykırı (outliers) gözlemlerin varlığı Mahalanobis uzaklığı (distances) ile araştırılmıştır. Tabachnick ve Fidell (2013), tarafından önerilen olasılık değerinden ($p < 0,001$) küçük değerler çoklu aykırı gözlem olarak kabul edilmiştir (Tabachnick ve Fidell, 2013). Gözlemlere ait Mahalanobis uzaklığı p değerlerinin 0,002-0,992 aralığında olduğu aykırı değer bulunmadığı tespit edilmiştir.

Bir sonraki aşamada Duygusal Emek ölçeğine ait 13 adet değişkenin dağılımlarının çoklu normallik varsayımını sağlayıp sağlamadığı Mardia'nın çok değişkenli normallik testi ile araştırılmıştır (Mardia, 1974). Test sonucunda değişkenlere ait tekli çarpıklık değerinin 0,184 ile 2,080 aralığında, tekli basıklık değerinin 0,001 ile 5,614 aralığında olduğu bulunmuştur. Çoklu basıklık katsayı değeri (239,898) istatistiksel olarak anlamlı olduğu için ($p < 0,001$) dağılımın normallikten uzak olduğu görülmüştür.

Değişkenler arasındaki ilişki doğru korelasyon türleri ile ölçülürse parametreler doğru, tutarlı, etkin tahmin edilir. Ölçümü yapılan değişkenlerin ölçüm tipleri doğru değerlendirip onlara uygun korelasyon türleri belirlenirse tahminlerin doğruluk oranı artar. Ordinal değişkenlerde polikorik korelasyonun ilişkiyi en doğru ölçen korelasyon türü olduğu gösterilmiştir (Yingruolan, 2014). Bu yüzden ordinal AFA ve DFA'da robust yöntemler için polikorik korelasyon tercih edilmiştir. Aşağıda Çizelge 3.1'de polikorik korelasyon matrisi, Çizelge 3.2'de Pearson korelasyon matrisi görülmektedir.

Çizelge3.1 Polikorik Korelasyon Matrisi

Değişken	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Emek1	1,000												
Emek2	0,790	1,000											
Emek3	0,663	0,755	1,000										
Emek4	0,656	0,757	0,733	1,000									
Emek5	0,460	0,691	0,636	0,724	1,000								
Emek6	0,557	0,605	0,578	0,648	0,780	1,000							
Emek7	0,374	0,386	0,375	0,241	0,448	0,396	1,000						
Emek8	0,301	0,282	0,279	0,128	0,239	0,278	0,811	1,000					
Emek9	0,306	0,354	0,397	0,242	0,347	0,324	0,775	0,863	1,000				
Emek10	0,216	0,211	0,292	0,110	0,193	0,176	0,636	0,726	0,803	1,000			
Emek11	-0,415	-0,538	-0,376	-0,371	-0,154	-0,172	-0,038	0,090	0,015	0,221	1,000		
Emek12	-0,359	-0,519	-0,366	-0,394	-0,455	-0,400	-0,014	0,147	0,119	0,224	0,712	1,000	

Çizelge3.2 Pearson Korelasyon Matrisi

Değişken	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Emek1	1.000												
Emek2	0.698	1.000											
Emek3	0.528	0.630	1.000										
Emek4	0.542	0.661	0.609	1.000									
Emek5	0.401	0.620	0.527	0.641	1.000								
Emek6	0.470	0.530	0.472	0.554	0.690	1.000							
Emek7	0.302	0.290	0.260	0.160	0.326	0.296	1.000						
Emek8	0.233	0.202	0.187	0.082	0.169	0.217	0.731	1.000					
Emek9	0.236	0.257	0.278	0.163	0.245	0.243	0.696	0.792	1.000				
Emek10	0.143	0.130	0.203	0.065	0.124	0.125	0.552	0.633	0.713	1.000			
Emek11	-0.326	-0.418	-0.271	-0.269	-0.214	-0.257	-0.093	0.010	-0.043	0.118	1.000		
Emek12	-0.259	-0.384	-0.255	-0.281	-0.327	-0.299	-0.072	0.022	0.026	0.081	0.538	1.000	
Emek13	-0.446	-0.451	-0.298	-0.349	-0.301	-0.379	-0.190	-0.153	-0.165	-0.073	0.549	0.707	1.000

3.1. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

Açıklayıcı faktör analizine başlamadan önce eldeki örneklemin yeterliliği Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) testi ile korelasyon matrisinin birim matrinden farkı Bartlett küresellik testi ile değerlendirilmiştir (Pett, 2003).

Çizelge 3.3 Örneklem Yeterliliği Ölçüleri

Determinant	0,00026
Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) test	0,827 BC Bootstrap %95 güven aralığı (0,814-0,864)
Bartlett test istatistikleri	$\chi^2 = 1046,9$ (sd =78; p = 0,000010)

Çizelge 3.3'te KMO değerinin 0,827 olduğu görülmektedir. Bu değer Kaiser (1974) tarafından önerilen 0,70 değerini geçtiği için eldeki veri setinin orta (middling) derecede örneklem yeterliliğine sahip olduğu görülmüştür. Çizelgedeki Bartlett test istatistikleri ($\chi^2 = 1046,9$, df =78, p = 0,000010) örnekleme ait polikorik korelasyon matrisinin birim matrinden farklı olduğunu göstermektedir. Determinant değeri (0,00026>0,00001) olduğu için çoklu bağlantı (multicollinearity) sorunu olmadığı sonucuna varılmıştır.

Mardia testi sonucunda 13 değişkenin çok değişkenli dağılımlarının normallikten uzak olduğu görüldüğü için çok değişkenli normal dağılım gerektirmeyen Nunnally ve Bernstein (1994) ile Fabrigar ve ark. (1999) tarafından tavsiye edilen ULS ile En küçük ranklı faktör analizi (Minimum Rank Factor Analysis, MRFA) isimli faktör çıkartma yöntemi polikorik korelasyon matrisi ile beraber kullanılmıştır (Baglin, 2014). Elde edilen sonuçları karşılaştırmak amacıyla Pearson korelasyon matrisi temelli TBA faktör çıkartma yöntemi uygulanmıştır.

Çizelge 3.4 Üç Farklı Faktör Çıkartma Yöntemi ile Elde Edilen Faktör Yükleri ve Faktör Sayısı Belirleme

Değişkenler	TBA Metodu ve Direct Oblimin Faktör Döndürme Yöntemi			ULS Metodu ve Direct Oblimin Faktör Döndürme Yöntemi			MRFA Metodu ve Direct Oblimin Faktör Döndürme Yöntemi		
	Yüzeyel rol	Derinde n rol	Doğal Samimi Duvgul	Yüzeyel rol	Derinde n rol	Doğal Samimi Duvgul	Yüzeyel rol	Derinde n rol	Doğal Samimi Duvgul
Emek1	0,630			0,607			0,626		
Emek2	0,763			0,759			0,770		
Emek3	0,786			0,795			0,785		
Emek4	0,908			0,961			0,916		
Emek5	0,847			0,795			0,915		
Emek6	0,745			0,697			0,744		
Emek7		0,821			0,790			0,813	
Emek8		0,920			0,948			0,968	
Emek9		0,906			0,926			0,916	
Emek10		0,840			0,809			0,842	
Emek11			0,808			0,708			0,779
Emek12			0,875			0,904			0,895
Emek13			0,862			0,902			0,939
Özdeğer	5,12	2,73	1,38	5,81	2,97	1,31	5,70	2,87	1,21
AVO*	%39	%21	%11	%44	%23	%10	%49	%25	%10
	Toplam Varyans = 13,0 Açıklanan			Toplam Varyans = 13,0 Açıklanan			Toplam Varyans = 11,5 Açıklanan		
	Toplam Varyans= %71			Toplam Varyans= %77			Toplam Varyans= %85		
MAP**	2 adet faktör önerisi			2 adet faktör önerisi			2 adet faktör önerisi		
PA***	3 adet faktör önerisi			2 adet faktör önerisi			3 adet faktör önerisi		
				RMSEA=0,051			RMSR=0,051		
				%95 güven aralığı (0,015-0,080) p=0,884			%95 güven aralığı (0,038-0,057)		
				CFI=0,993			WRMR=0,047		
				TLI=0,987			%95 güven aralığı (0,036-0,054)		
				GFI=0,993					

*Açıklanan Varyans Oranı

** En Küçük Ortalamalı Kısmi Korelasyon (Minimum Average Partial)

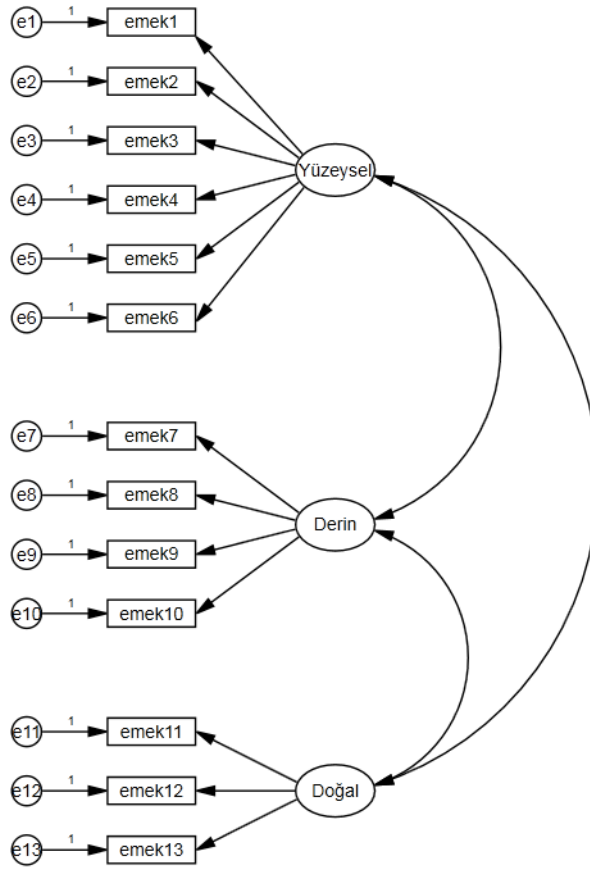
***Parelel Analiz

Üç faktör çıkartma yönteminde de direct oblimin faktör döndürme yöntemi kullanılmıştır. Çizelge 3.4'teki sonuçlara göre, yüzeysel rol yapma faktörüne ait faktör yükleri TBA metodunda 0,630 ile 0,908 aralığında, ULS metodunda 0,607 ile 0,961 aralığında ve MRFA metodunda ise 0,626 ile 0,916 aralığında bulunmuştur. Derinden rol yapma faktörüne ait faktör yükleri TBA metodunda 0,821 ile 0,920 aralığında, ULS metodunda 0,790 ile 0,948 aralığında ve MRFA metodunda ise 0,813 ile 0,968 aralığında bulunmuştur. Doğal Samimi Duygular faktörüne ait faktör yükleri sırasıyla TBA metodunda 0,808 ile 0,875 aralığında, ULS metodunda 0,708 ile 0,904 aralığında ve MRFA metodunda ise 0,779 ile 0,939 aralığında bulunmuştur.

Faktör sayısına karar vermek için ilk olarak Kaiser-Guttman kuralı uygulanmıştır. TBA, ULS ve MRFA yönteminin üçünde de 1'den büyük özdeğere göre üç faktörlü yapı elde edilmiştir (Nunnally ve Bernstein, 1994). İkinci olarak açıklanan varyans oranlarına bakılmıştır. Sırasıyla en çok açıklama oranına sahip MRFA yöntemi (%85), sonra ULS yöntemi (%77) ve en son olarak TBA yöntemidir (%71). Literatürde en çok önerilen MAP ve Paralel analiz yöntemlerine göre de değerlendirilmiştir (Basto ve Pereria, 2012). MAP ile TBA ve MRFA yöntemleri için 2 faktörün uygun olduğu bulunmuştur. Paralel analiz ile TBA ve MRFA yöntemleri için 3 faktörün, ULS için ise 2 faktörün uygun olduğu görülmüştür. Faktör sayısı kararı için en son olarak robust yöntemler olan MRFA ve ULS ile yapılan analiz sonucunda uyum iyiliği indeksleri elde edilmiştir. ULS uyum iyiliği değerlerinin (RMSEA=0,051, CFI=0,993, TLI=0,987, GFI=0,993) ve MRFA uyum iyiliği değerlerinin (RMSR=0,051, WRMR=0,047) üç faktörlü yapıyı desteklediği görülmüştür (Çizelge 3.4).

3.2. Doğrulatoryı Faktör Analizi Sonuçları

Çizelge 2.2’de yer alan veri setine ait Pearson korelasyon matrisi kullanılarak en çok olabilirlik (EÇO), ortalama düzeltmeli Satorra-Bentler (scaled, MLM, S-B_{sc}) yöntemleri ve asimptotik olarak dağılımdan bağımsız (ADF) yöntem ile polikorik korelasyon matrisi kullanılarak Sürekli / Kategorik deęişkenler metodolojisi (CVM) teknięi, ortalama düzeltmeli aęırlıklandırılmıř en küçük kareler (WLSM) ile ortalama ve varyans düzeltmeli aęırlıklandırılmıř en küçük kareler (WLSMV) yöntemleri uygulanmıřtır.



Şekil 3.1 Duygusal Emek Ölçeğine Ait Üç Faktörlü Birincil Düzey DFA Modeli

Şekil 3.1’de Duygusal Emek ölçeğine ait üç faktörlü birincil düzey DFA modeli görölmektedir. DFA sonuçlarına göre, teorik modelin veriye uyumu birkaç aşamada deęerlendirilmektedir. İlk olarak, χ^2 test deęerinin istatistiksel anlamlılıęına ikinci

olarak ki-karenin serbestlik derecesi ile bölümünden elde edilen ki-kare düzeltilmiş değerine bakılır. Üçüncüsü uyum iyiliği indekslerinin kabul edilebilir sınırlar içinde olup olmadığını kontrol etmektir. Dördüncüsü parametre tahminlerinin gücüne, yönüne ve istatistiksel anlamlılığına bakmaktır. Beşincisi standardize artık matrisinin kontrolüdür. Bu değerlerin 1,96 veya 2,58'den büyük olmaması gerekir (Brown, 2015). Bu beş aşamada her şey beklendiği şekilde gelişirse modelin veriye uyumunun iyi olduğu söylenebilir.

Çizelge 3.5 EÇO Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Değişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Doğal Samimi Duygular	S.Hata	t değeri	p
Emek1	0,718			0,034	14,723	<0,001
Emek2	0,857			0,029	27,232	<0,001
Emek3	0,728			0,044	15,696	<0,001
Emek4	0,787			0,036	19,955	<0,001
Emek5	0,750			0,036	16,623	<0,001
Emek6	0,699			0,038	13,629	<0,001
Emek7		0,790		0,030	20,444	<0,001
Emek8		0,877		0,022	31,267	<0,001
Emek9		0,908		0,020	36,224	<0,001
Emek10		0,746		0,033	17,171	<0,001
Emek11			0,653	0,048	10,987	<0,001
Emek12			0,815	0,048	18,051	<0,001
Emek13			0,863	0,037	20,084	<0,001

Çizelge 3.5'te üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait EÇO parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiğinde yüzeysel rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,699-0,857, derinden rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,746-0,908, doğal samimi duygular faktörü ile değişkenler arasında 0,653-0,863 aralığında ilişki bulunmuştur. Bütün t değerlerinin 0,05

anlamlılık düzeyinde 1,96'dan büyük ve anlamlı olduğu görülmüştür ($p < 0,001$). EÇO yöntemi ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Çizelge 3.6'te gösterilmiştir.

Çizelge 3.6 EÇO Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Değerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		$116.946/62=$ 1,88 $p < 0,001$	İyi Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,082 [0,059,0,105] (p=0,014)	Vasat uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI <$ 0,97	$CFI > 0,90$	0,943	Vasat uyum
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,928	Kabul edilebilir Uyum
SRMR	$0 \leq SRMR \leq$,05	$0,05 < SRMR \leq$,08		0,058	Kabul edilebilir Uyum
WRMR	$0 \leq WRMR \leq$ 0,95	$0,95 < WRMR \leq$ 1,00			

Çizelge 3.6'da, χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığa ($p < 0,001$) sahip olduğu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci olarak (χ^2/df) oranı 1,88 ile iyi uyumu göstermektedir. Üçüncü olarak uyum iyiliği indekslerine bakılmış; TLI (0,928), SRMR (0,058) kabul edilebilir sınırlar içinde olduğu CFI (0,943) ve RMSEA (0,082) değerlerinin ise vasat uyumu gösterdiği görülmüştür. Modelin değerlendirilmesi için belirlenen beş kriterin çoğu karşılandığı için üç faktörlü modelin yapısal geçerliliğe sahip olduğu gösterilmiştir.

Çizelge 3.7 Satorra-Bentler Düzeltmeli EÇO Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Değişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Doğal Samimi Duygular	S.Hata	t değeri	p
Emek1	0,718			0,048	14,903	<0,001
Emek2	0,857			0,049	17,646	<0,001
Emek3	0,728			0,060	12,167	<0,001
Emek4	0,787			0,050	15,659	<0,001
Emek5	0,750			0,046	16,387	<0,001
Emek6	0,699			0,056	12,449	<0,001
Emek7		0,790		0,043	18,522	<0,001
Emek8		0,877		0,038	23,005	<0,001
Emek9		0,908		0,027	33,225	<0,001
Emek10		0,746		0,051	14,561	<0,001
Emek11			0,653	0,068	9,547	<0,001
Emek12			0,815	0,052	15,722	<0,001
Emek13			0,863	0,038	22,878	<0,001

Çizelge 3.7’de üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait Satorra-Bentler Düzeltmeli EÇO parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiğinde yüzeysel rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,699-0,857, derinden rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,746-0,908, doğal samimi duygular faktörü ile değişkenler arasında 0,653-0,863 aralığında ilişki bulunmuştur. Bütün t değerlerinin 0,05 anlamlılık düzeyinde 1,96’dan büyük ve anlamlı olduğu görülmüştür ($p < 0,001$). EÇO yöntemi ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Çizelge 3.8’de gösterilmiştir.

Çizelge 3.8 Satorra-Bentler Düzeltmeli EÇO Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Değerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		105,271/62= 1,69 p=0,0005	İyi Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,073 [0,048,0,096] (p=0,064)	Kabul edilebilir Uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI < 0,97$	$CFI > 0,90$	0,950	Kabul edilebilir Uyum
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,937	Kabul edilebilir Uyum
SRMR	$0 \leq SRMR \leq$,05	$0,05 < SRMR \leq$,08		0,058	Kabul edilebilir Uyum
WRMR	$0 \leq WRMR \leq$ 0,95	$0,95 < WRMR \leq$ 1,00		0,930	Kabul edilebilir Uyum

Çizelge 3.8’de, χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığa ($p < 0,001$) sahip olduğu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci olarak (χ^2/df) oranı 1,69 ile iyi uyumu göstermektedir. Üçüncü olarak uyum iyiliği indekslerine bakılmış; CFI (0,950), TLI (0,937), RMSEA (0,073), SRMR (0,058) ve WRMR (0,930) değerlerinin kabul edilebilir sınırlar içinde olduğu görülmüştür. Modelin değerlendirilmesi için belirlenen beş kriterin çoğu karşılandığı için üç faktörlü modelin yapısal geçerliliğe sahip olduğu gösterilmiştir.

Çizelge 3.9 ADF Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Değişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Doğal Samimi Duygular	S.Hata	t değeri	p
Emek1	0,842			0,024	35,010	<0,001
Emek2	0,867			0,024	36,361	<0,001
Emek3	0,766			0,034	22,846	<0,001
Emek4	0,884			0,026	34,244	<0,001
Emek5	0,829			0,027	30,189	<0,001
Emek6	0,848			0,030	28,719	<0,001
Emek7		0,820		0,023	35,750	<0,001
Emek8		0,892		0,020	44,621	<0,001
Emek9		0,939		0,013	75,048	<0,001
Emek10		0,870		0,027	31,780	<0,001
Emek11			0,748	0,045	16,467	<0,001
Emek12			0,791	0,034	23,003	<0,001
Emek13			0,905	0,025	35,780	<0,001

Çizelge 3.9'da üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait ADF parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiğinde yüzeysel rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,766-0,884, derinden rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,820-0,939, doğal samimi duygular faktörü ile değişkenler arasında 0,748-0,905 aralığında ilişki bulunmuştur. Bütün t değerlerinin 0,05 anlamlılık düzeyinde 1,96'dan büyük ve anlamlı olduğu görülmüştür ($p < 0,001$). EÇO yöntemi ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Çizelge 3.10'da gösterilmiştir.

Çizelge 3.10 ADF Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Değerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		220,348/62= 3,55 p<0,001	Kabul edilebilir Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,113 [0,097,0,129] (p<0,001)	Uyum yok
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI < 0,97$	$CFI > 0,90$	0,822	Uyum yok
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,776	Uyum yok

Çizelge 3.10’da, χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığa (p<0,001) sahip olduğu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci ve üçüncü aşamalar incelendiğinde (χ^2)/df oranı 3,55 ile kabul edilebilir sınırlar içinde olduğu CFI (0,822), TLI (0,776) ve RMSEA (0,113) uyum iyiliği indeks değerlerinin ise kabul edilebilir sınırlar içinde olmadığı görülmüştür. Modelin değerlendirilmesi sonucunda model ile veri arasında uyumun olmadığı değerlendirilmiştir.

Çizelge 3.11 CVM Tekniđi ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Deđişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Dođal Samimi Duygular	S.Hata	t deđerı	p
Emek1	0,862			0,015	58,804	<0,001
Emek2	0,909			0,012	72,998	<0,001
Emek3	0,908			0,019	47,859	<0,001
Emek4	0,947			0,014	67,651	<0,001
Emek5	0,922			0,014	68,223	<0,001
Emek6	0,864			0,016	52,596	<0,001
Emek7		0,848		0,016	53,031	<0,001
Emek8		0,940		0,010	94,358	<0,001
Emek9		0,942		0,009	104,084	<0,001
Emek10		0,841		0,019	43,648	<0,001
Emek11			0,687	0,033	20,661	<0,001
Emek12			0,876	0,020	43,673	<0,001
Emek13			0,929	0,025	37,138	<0,001

Çizelge 3.11’de üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait CVM parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiđinde yüzeysel rol yapma faktörü ile deđişkenler arasında 0,862-0,947, derinden rol yapma faktörü ile deđişkenler arasında 0,841-0,942, dođal samimi duygular faktörü ile deđişkenler arasında 0,687-0,929 aralıđında iliřki bulunmuřtur. Bütün t deđerlerinin 0,05 anlamlılık düzeyinde 1,96’dan büyük ve anlamlı olduđu görölmüřtür ($p < 0,001$). EÇÖ yöntemi ile elde edilen uyum iyiliđi indeksleri Çizelge 3.12’de gösterilmiřtir.

Çizelge 3.12 CVM Tekniđi ile Elde Edilen Uyum İyiliđi İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Deđerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		271,163/62= 4,37 p<0,001	Kabul edilebilir Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,130 [0,114-0,146] (p<0,001)	Uyum yok
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI < 0,97$	$CFI > 0,90$	0,976	İyi Uyum
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,970	İyi Uyum

Çizelge 3.12’de, χ^2 test deđerinin istatistiksel anlamlılıđa (p<0,001) sahip olduđu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci ve üçüncü aşamalar incelendiğinde (χ^2)/df oranı 4,37 ile kabul edilebilir sınırlar içinde olduđu CFI (0,976), TLI (0,970) ve RMSEA (0,130) uyum iyiliđi indeks deđerlerinin ise kabul edilebilir sınırlar içinde olmadığı görülmüştür. Modelin deđerlendirilmesi sonucunda model ile veri arasında uyumun olmadığı deđerlendirilmiştir.

Çizelge 3.13 WLSM Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Değişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Doğal Samimi Duygular	S.Hata	t değeri	p
Emek1	0,793			0,034	23,523	<0,001
Emek2	0,919			0,029	31,862	<0,001
Emek3	0,802			0,044	18,292	<0,001
Emek4	0,814			0,036	22,569	<0,001
Emek5	0,826			0,036	23,073	<0,001
Emek6	0,781			0,038	20,298	<0,001
Emek7		0,854		0,030	28,588	<0,001
Emek8		0,907		0,022	40,849	<0,001
Emek9		0,949		0,020	47,067	<0,001
Emek10		0,788		0,033	23,786	<0,001
Emek11			0,743	0,048	15,363	<0,001
Emek12			0,872	0,048	18,211	<0,001
Emek13			0,940	0,037	25,543	<0,001

Çizelge 3.13'te üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait WLSM parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiğinde yüzeysel rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,781-0,919, derinden rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,788-0,949, doğal samimi duygular faktörü ile değişkenler arasında 0,743-0,940 aralığında ilişki bulunmuştur. Bütün t değerlerinin 0,05 anlamlılık düzeyinde 1,96'dan büyük ve anlamlı olduğu görülmüştür ($p < 0,001$). EÇO yöntemi ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Çizelge 3.14'te gösterilmiştir.

Çizelge 3.14 WLSM Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Değerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		170,103/62= 2,74 p<0,001	Kabul edilebilir Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,117 [0,097,0,138] (p<0,001)	Uyum yok
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI < 0,97$	$CFI > 0,90$	0,985	İyi uyum
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,981	İyi Uyum
WRMR	$0 \leq WRMR \leq$ 0,95	$0,95 < WRMR \leq$ 1,00		0,855	İyi Uyum

Çizelge 3.14'te, χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığa (p<0,001) sahip olduğu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci olarak (χ^2/df) oranı 2,74 ile kabul edilebilir sınırların içindedir. Üçüncü olarak uyum iyiliği indekslerine bakılmış; CFI (0,985), TLI (0,981) değerleri iyi uyumu, WRMR (0,855) değeri kabul edilebilir sınırların içinde olduğunu göstermiştir. Modelin değerlendirilmesi için belirlenen beş kriterin çoğu karşılandığı için üç faktörlü modelin yapısal geçerliliğe sahip olduğu gösterilmiştir.

Çizelge 3.15 WLSMV Metodu ile Elde Edilen Standart Faktör Yükleri

Değişkenler	Yüzeysel rol yapma	Derinden rol yapma	Doğal Samimi Duygular	S.Hata	t değeri	p
Emek1	0,793			0,034	23,523	<0,001
Emek2	0,919			0,029	31,862	<0,001
Emek3	0,802			0,044	18,292	<0,001
Emek4	0,814			0,036	22,569	<0,001
Emek5	0,826			0,036	23,073	<0,001
Emek6	0,781			0,038	20,298	<0,001
Emek7		0,854		0,030	28,588	<0,001
Emek8		0,907		0,022	40,849	<0,001
Emek9		0,949		0,020	47,067	<0,001
Emek10		0,788		0,033	23,786	<0,001
Emek11			0,743	0,048	15,363	<0,001
Emek12			0,872	0,048	18,211	<0,001
Emek13			0,940	0,037	25,543	<0,001

Çizelge 3.15'te üç faktörlü birincil düzey ölçüm modeline ait WLSMV parametre tahmin yöntemi ile elde edilen standardize faktör yükleri incelendiğinde yüzeysel rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,781-0,919, derinden rol yapma faktörü ile değişkenler arasında 0,788-0,949, doğal samimi duygular faktörü ile değişkenler arasında 0,743-0,940 aralığında ilişki bulunmuştur. Bütün t değerlerinin 0,05 anlamlılık düzeyinde 1,96'dan büyük ve anlamlı olduğu görülmüştür ($p < 0,001$). EÇO yöntemi ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Çizelge 3.16'da gösterilmiştir.

Çizelge 3.16 WLSMV Metodu ile Elde Edilen Uyum İyiliği İndeksleri

Uyum Ölçütleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Vasat Uyum	Elde Edilen Sonuçlar	Değerlendirme
χ^2 / sd (p)	$0 \leq \chi^2 \leq 2$	$2 < \chi^2 \leq 5$		127,831/62= 2,06 p<0,001	Kabul edilebilir Uyum
RMSEA [90% CI] (p)	$0 \leq RMSEA \leq$ 0,05	$0,05 < RMSEA \leq$ 0,08	$0,08 < RMSEA \leq$ 1,00	0,090 [0,067,0,112] (p=0,003)	Vasat uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,$ 00	$0,95 \leq CFI < 0,97$	$CFI > 0,90$	0,979	İyi uyum
TLI	$0,95 < TLI \leq 1,$ 00	$0,90 \leq TLI \leq 0,95$		0,974	İyi Uyum
WRMR	$0 \leq WRMR \leq$ 0,95	$0,95 < WRMR \leq$ 1,00		0,855	İyi Uyum

Çizelge 3.16’da, χ^2 test değerinin istatistiksel anlamlılığa (p<0,001) sahip olduğu için sıfır hipotezi yani uyum reddedilmiştir. İkinci olarak (χ^2/df) oranı 2,06 ile kabul edilebilir sınırların içindedir. Üçüncü olarak uyum iyiliği indekslerine bakılmış; CFI (0,979), TLI (0,974) değerleri iyi uyumu, WRMR (0,855) değeri kabul edilebilir sınırların içinde olduğu görülmüştür. Modelin değerlendirilmesi için belirlenen beş kriterin çoğu karşılandığı için üç faktörlü modelin yapısal geçerliliğe sahip olduğu gösterilmiştir.

4. TARTIŞMA

Likert türü ölçüm araçlarının ürettiği bilgiler çoğunlukla ordinal veri tipi içinde saklıdır. Çok değişkenli istatistiksel analizlerin çoğu sürekli değişkenler için geliştirildiği için ordinal değişkenlerin analizinde aynı tahmin yöntemlerini kullanarak doğru sonuçlara ulaşamayız. Sürekli değişkenlerin arasındaki ilişkiyi doğru bir biçimde ölçen Pearson korelasyon katsayısının ordinal verilerin arasındaki ilişkiyi ölçmek için kullanılması ve sürekli veriler için kullanılan parametre tahmin yöntemleri ile kestirimde bulunmak bizi çoğunlukla doğru sonuçlara ulaştırmaz. Bu bilgilerin ışığında yaptığımız çalışmadan elde ettiğimiz sonuçların literatürle uyumu aşağıda değerlendirilmiştir.

Duygusal Emek Ölçeğinin kullanıldığı çalışmamızda, ölçeğin yapısal geçerliğinin değerlendirilmesi için ilk olarak faktör yapısı AFA ile elde edilmiş ve sonra bu modelin veriye uyumu DFA ile incelenmiştir.

Açıklayıcı faktör analizinde Pearson korelasyon matrisi kullanılarak TBA sonucu elde edilen faktör yüklerinin Polikorik korelasyon matrisi kullanılarak ULS ve MRFA sonucu elde edilenlerden düşük olduğu görülmüştür. Baglin'de (2014) yaptığı çalışmada FACTOR ve SPSS programlarını kullanmış; polikorik korelasyon matrisi kullanan MRFA metodu ile Pearson korelasyon matrisi kullanan PAF metodundan elde ettiği faktör yüklerini karşılaştırmıştır. Sonuçta çalışmamızdan elde ettiğimize benzer bir şekilde polikorik korelasyondan elde edilen faktör yüklerinin daha yüksek ve doğru olduğunu bulmuştur.

Faktör sayısına karar vermek için kullanılan geleneksel yöntemler (Kaiser kuralı ve açıklanan varyans oranı) sonucunda TBA ve robust yöntemler olan ULS ve MRFA'dan üç faktörlü yapı elde edilmiştir. Son yıllarda faktör sayısına karar vermede

en çok tercih edilen MAP ve Parelel analiz yöntemlerine göre TBA, ULS ve MRFA'dan elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde; MAP ile 2 faktörlü yapı, Parelel analiz ile 3 faktörlü yapı desteklenmiştir. Faktör sayısına en doğru kararı verebilmek için TBA'da olmayan fakat robust yöntemlerde (MRFA ve ULS) olan uyum iyiliği indeksleri değerlendirilmiştir. ULS için (RMSEA=0,051, CFI=0,993, TLI=0,987, GFI=0,993) ve MRFA için (RMSR=0,051, WRMR=0,047) uyum iyiliği indeks değerleri bulunmuş ve bununda üç faktörlü yapıyı desteklediği görülmüştür. Baglin (2014) yaptığı çalışmada MRFA'dan elde ettiği varyans oranının PAF'tan elde edilene göre daha yüksek olduğunu ve faktör sayısına karar vermede Parelel analiz yönteminin Kaiser kuralından ve yamaç eğim grafiğinden (Scree Plot) daha doğru sonuç verdiğini göstermiştir. Çalışmamızdan farklı olarak MRFA'dan ve PAF'dan elde edilen güvenilirlik sonuçlarını değerlendirirken MRFA'dan elde edilen sonuçları faktör sayısına karar vermede kullanılmamıştır.

Mardia testi sonucunda ölçekten elde edilen değişkenlerin her birinin çarpıklık değerinin 0,184 ile 2,080 aralığında, basıklık değerinin ise 0,001 ile 5,614 aralığında olduğu ve bunun da normallikten orta derecede ayrılmış bir dağılım (çarpıklık<2, basıklık<7) gösterdiği bulunmuştur. Ölçeğimizin dağılımı orta derecede normallikten ayrıldığı için Finney ve DiStefano (2006) tarafından önerilen WLSMV, en az 5 kategoriden oluştuğu için EÇO, en az 4 kategoriye sahip olduğu için de Satorra-Bentler (S-B) yöntemleri kullanılmıştır.

Çalışmamızda, S-B metodu ile elde edilen ki-kare değerinin ($\chi^2=105,271$), EÇO ($\chi^2=116,946$) ve ADF metodu ($\chi^2=220,348$) ile elde edilenlerden daha düşük olduğu beklenen değere (df=62) daha çok yaklaştığı ve bununda Curran ve ark. (1996) tarafından bulunanlarla benzerlik gösterdiği görülmüştür.

Yu ve Muthén'in (2002) 250'den az ve normallikten sapma dereceleri farklı örneklemelerle yaptıkları çalışmada S-B düzeltmeli RMSEA, TLI ve CFI indekslerinin EÇO metoduna göre daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Duygusal Emek Ölçeğinden

elde ettiğimiz sonuçlara göre S-B düzeltmeli RMSEA (0,073), TLI (0,937) ve CFI (0,950) indeksler EÇO metodundan (RMSEA=0,082, TLI= 0,928 ve CFI= 0,943) elde edilen değerlere göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Bulunan bu sonuçlar Yu ve Muthén'in (2002) bulduğu sonuçlarla benzerlik göstermiştir.

Satorra ve Bentler (2001) küçük örneklem hacmi ile yaptıkları çalışmada S-B metodunun ADF'ye göre daha iyi sonuçlar verdiğini belirtmiştir. Küçük örneklem hacmi ile yapılan DFA sonucunda S-B metodu ile elde edilen ki-kare ve bazı uyum iyiliği indeks değerlerinin ($\chi^2=105,271$, $p=0,0005$, $(\chi^2)/df$ oranı= 1,69 ve RMSEA = 0,073, CFI=0,950, TLI=0,937) ADF metodu ile elde edilenlerden ($\chi^2=220,348$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=3,55, RMSEA = 0,0113, CFI=0,822, TLI=0,776) daha iyi olduğu görülmüştür. Bu da iki araştırmadan da elde edilen sonuçlar arasında benzerlik olduğunu göstermiştir.

Çok değişkenli normallikten uzak (çoklu basıklık katsayı değeri=239,898, $p<0,001$) değişkenlerin kullanıldığı az örneklemlili çalışmamızda ADF ($\chi^2=220,348$) yöntemi ile elde ettiğimiz ki-kare değerinin diğer tahmin metotlarına göre literatürde belirtildiği gibi yüksek çıktığı görülmüştür (Curran ve ark., 1996).

DiStefano'nun 2003'te yaptığı çalışmada kullandığı örnekleme benzer şekilde uygulamada kullandığımız veri setimiz de çok değişkenli normallikten uzak dağılıma sahip, kategori sayısı 3'ten fazla ve ordinal tiptedir. DiStefano'nun (2003) çalışmasından elde ettiği sonuçlara benzer bir biçimde bizde çalışmamızda S-B yönteminden elde edilen değerlerin ($\chi^2=105,271$, $p=0,0005$, $(\chi^2)/df$ oranı= 1,69 ve RMSEA = 0,073) diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir (Finney ve DiStefano, 2006).

Flora and Curran (2004) yaptıkları çalışmada full WLS (CVM) ve robust WLS'nin farklı koşuldaki davranışlarını incelemiş ve robust WLS'nin daha iyi performans gösterdiğini bulmuştur. Çalışmamızda da WLSMV ($\chi^2=127,831$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,06) ve WLSM ($\chi^2=170,103$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,74) yöntemlerinden elde edilen parametre tahminleri, standart hataları ve ki-kare değerlerinin full WLS'ye göre daha az yanlı olduğu ve bununda Flora and Curran'ın (2004) bulduğu sonuçlarla paralellik gösterdiği görülmüştür.

Robust WLS yöntemleri olan WLSMV ($\chi^2=127,831$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,06, CFI=0,979, TLI=0,974) ve WLSM'den elde edilen ($\chi^2=170,103$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,74, CFI=0,985, TLI=0,981) ki-kare ve uyum iyiliği indeks değerlerinin diğer yöntemlerden göreceli olarak üstün olduğu görülmüştür.

Robust WLS (WLSM ve WLSMV) tahmin yöntemleri literatürde belirtildiği gibi uygulamamızda da birbirinin aynı parametre tahminleri ve robust standart hatalar üretmiştir. Diğer çalışmalara benzer bir şekilde iki yöntem için farklı ki-kare değeri ve uyum iyiliği indeksleri elde edilmiştir (DiStefano ve Morgan, 2014). WLSMV metodundan elde edilen ($\chi^2=127,831$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,06, CFI=0,979, TLI=0,974) ki-kare değeri ve uyum iyiliği indeks değerlerinin WLSM'den elde edilenlere göre ($\chi^2=170,103$, $p<0,001$, $(\chi^2)/df$ oranı=2,74, CFI=0,985, TLI=0,981) göreceli olarak üstün olduğu görülmüştür. DiStefano ve Morgan (2014) tarafından yapılan simülasyon çalışması ile benzer bir şekilde WLSMV metodunun WLSM'ye göre daha iyi sonuçlar verdiği bulunmuştur. Modeldeki gözlenen değişken sayısı göreceli olarak küçük olduğunda WLSMV tahmin yöntemi tercih edilmesi tavsiye edilmiştir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Duygusal Emek Ölçeğinden elde ettiğimiz ordinal ölçüm tipindeki değişkenlerin faktör yapısının araştırıldığı AFA'da ve elde edilen faktör modeline ait uyumun analiz edildiği DFA'da polikorik korelasyon ve robust parametre tahmin yöntemleri ile daha yüksek faktör yük değerleri elde edilmiştir. DFA'da kullanılan robust yöntemler ile daha iyi uyum iyiliği indeks değerlerine ulaşılmıştır.

AFA'da polikorik korelasyon matrisini kullanan ULS ve MRFA robust yöntemlerinin ordinal değişkenler için Pearson korelasyon matrisini kullanan TBA'dan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Faktör sayısını belirlemede robust yöntemlerden elde edilen uyum iyiliği indekslerinin, literatürde kullanımı tavsiye edilen MAP ve paralel analiz gibi çok kullanışlı araçlar olduğu görülmüştür.

DFA'da çok değişkenli normallik varsayımı sağlanamadığı için kullanılan robust yaklaşımlardan (Satorra-Bentler (S-B), WLSMV, WLSM, ADF ve CVM) elde edilen faktör yüklerinin EÇO yönteminden elde edilene göre daha yüksek olduğu görülmüştür. Ki-kare değerinin Satorra-Bentler (S-B) düzeltmesi ile çok daha iyi hale geldiği ve $(\chi^2)/df$ oranının ideale daha da yaklaştığı değerlendirilmiştir. Uyum iyiliği indeks sonuçları WLSM ve WLSMV metodunun diğer yöntemlere göre daha iyi olduğunu göstermiştir.

Ölçüm aracı olarak Likert tipi ölçeklerin kullanıldığı araştırmalarda ölçeğin yapısal geçerliliğinin değerlendirilmesinde açıklayıcı ve doğrulayıcı faktör analizlerinde robust faktör çıkartma ve parametre tahmin yöntemlerinin kullanılmasının bizi doğru sonuçlara ulaştıracağı değerlendirilmektedir.

ÖZET

Çok değişkenli istatistiksel analizlerde varsayımların karşılanamaması güvenilir sonuçların elde edilememesine neden olmaktadır. Likert tipi ölçüm araçlarının yapısal geçerliğini değerlendirmek için en çok tercih edilen yöntem faktör analizidir. Faktör analizinin açıklayıcı ve doğrulayıcı olmak üzere iki türü vardır. Bu iki analiz türünde diğer çok değişkenli istatistiksel analizlerde olduğu gibi varsayımlara bağlıdır. Bunların karşılanamaması durumunda doğru sonuçlara ulaşılamaz. Likert tipi ölçüm araçlarından elde edilen ordinal veriler süreklilik ve çok değişkenli dağılım varsayımını karşılayamazlar. Bu yüzden AFA ve DFA’da geleneksel yöntemlerin haricinde robust (güçlü) yöntemlerin kullanılması tavsiye edilmektedir.

Çalışmamızda Duygusal Emek Ölçeğinden elde edilen ordinal veriler üzerine AFA ve DFA uygulanmıştır. 264 kişilik örneklemin ilk yarısına (132) AFA ikinci yarısına DFA uygulanmıştır. AFA’da polikorik korelasyon matrisi aracılığıyla robust yöntemler (ULS ve MRFA) ile faktör yapısı elde edilmiştir. Bu faktör modelinin veriye uyumu DFA’da polikorik korelasyon matrisi aracılığıyla robust parametre tahmin yöntemleri (Satorra-Bentler (S-B), WLSMV, WLSM, ADF ve CVM) ile değerlendirilmiştir.

Ordinal değişkenlerin analizinin yapıldığı AFA’da ULS ve MRFA polikorik korelasyon kullanan robust yöntemlerin, Pearson korelasyon matrisini kullanan TBA’dan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Faktör sayısını belirlemede robust yöntemlerden elde edilen uyum iyiliği indekslerinin, literatürde kullanımı tavsiye edilen MAP ve Paralel analiz gibi çok kullanışlı araçlar olduğu görülmüştür.

DFA’da kullanılan robust yaklaşımlardan (Satorra-Bentler (S-B), WLSMV, WLSM, ADF ve CVM) elde edilen faktör yüklerinin EÇO yönteminden elde edilene göre daha yüksek olduğu, ki-kare değerinin ve $(\chi^2)/df$ oranının Satorra-Bentler (S-B) düzeltmesi

ile çok daha iyi hale geldiđi görölmüştür. Uyum iyiliđi indeks sonuçları, WLSM ve WLSMV metodunun diđerlerine göre daha iyi olduđunu göstermiştir.

Likert tipi ölçeklerin ölçüm aracı olarak kullanıldıđı arařtırmalarda, yapısal geçerliliđi deđerlendirilmek için açıklayıcı ve dođrulamalı faktör analizlerinde robust faktör çıkartma ve parametre tahmin yöntemlerinin kullanılmasının bizi dođru sonuçlara ulařtıracadı deđerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler; Duygusal Emek Ölçeđi, Ordinal AFA, Ordinal DFA, Polikorik Korelasyon, Robust Yöntemler

SUMMARY

Failure to meet the assumptions in multivariate statistical analysis leads to inability to obtain reliable results. The most preferred method for evaluating the structural validity of Likert type measurement tools is factor analysis. There are two types of factor analysis: explanatory and confirmatory. These two types of analyzes are based on assumptions as in other multivariate statistical analyzes. If these are not met, the correct results cannot be reached. Ordinal data obtained from Likert type measurement instruments cannot meet the assumption of continuity and multivariate distribution. Therefore, it is recommended to use robust methods in EFA and CFA except traditional methods.

In our study, EFA and CFA were applied on the ordinal data obtained from Emotional Labor Scale. EFA was applied to the first half of the sample (132) for 264 persons and for the second half of the CFA. Factor structure was obtained by robust methods (ULS and MRFA) through polychoric correlation matrix in EFA. The fit of this factor model to the data was evaluated by robust parameter estimation methods (Satorra-Bentler (S-B), WLSMV, WLSM, ADF and CVM) through polychoric correlation matrix in CFA.

It was observed that robust methods using ULS and MRFA polychoric correlation in EFA, which were analyzed for ordinal variables, yielded better results than PCA using Pearson correlation matrix. In determining the number of factors, it was seen that the goodness of fit indexes obtained from robust methods were very useful tools such as MAP and Parallel analysis which are recommended in the literature.

From the robust approaches used in CFA (Satorra-Bentler (SB), WLSMV, WLSM, ADF and CVM), it was found that the factor loadings obtained were higher than those obtained from the ML method. SB correction seems to be much better. Goodness of fit index results showed that WLSM and WLSMV method were better than others. Likert-type scales are used as a measurement tool and it is evaluated that robust factor

extraction and parameter estimation methods will give us correct results in explanatory and confirmatory factor analyzes for evaluating structural validity.

Keywords: Emotional Labor Scale, Ordinal EFA, Ordinal CFA, Polychoric Correlation, Robust Methods



KAYNAKLAR

- AKAIKE H (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **19**: 716-723.
- ALLISON PD (2003). Missing data techniques for structural equation modeling. *Journal of Abnormal Psychology*, **112**, 545–557.
- AMOS 21.0 (1983-2012). IBM® SPSS® Amos™ 21, IBM Corp., Amos Development Corporation.
- ANDERSON TW, RUBIN H (1956) Statistical inference in factor analysis. In J. Neyman (Ed.), Proceedings of the Third Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol. V. Berkeley: University of California Press, “p.: 111-150”.
- ANDERSON JC, GERBING DW (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, **46**: 155-173.
- ANDERSON JC, GERBING DW (1988). Structural Equation Modeling in Practice: A Review and Recommended Two-Step Approach. *Psychological Bulletin*, **103**: 411-423.
- ARBUCKLE JL (1996). Full information estimation in the presence of incomplete data. In G.A. Marcoulides & R.E. Schumacker [Eds.] *Advanced Structural Equation Modeling*. Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- ARSLAN MST (2011). Ordinal deęişkenli yapısal eşitlik modellerinde kullanılan parametre tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması. Yüksek lisans tezi. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı.
- ANDERSON TW, Amemiya Y (1988). The Asymptotic Normal Distribution of Estimators in Factor Analysis under General Conditions. *Ann. Statist*, **16(2)**: 759-771.
- ASPAROUHOV T, MUTHÉN B (2010). Weighted least squares estimation with missing data. Mplus Technical Appendix.
- AVŞAR F (2007). Doğrulayıcı faktör analizi ve beck depresyon envanteri üzerine bir uygulama. Yüksek lisans tezi. Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı.
- BABAKUS E, FERGUSON CEJ, JORESKOG KG (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributional assumptions. *Journal of Marketing Research*, **24**: 222–228.

- BAGLIN J (2014). Improving Your Exploratory Factor Analysis for Ordinal Data: A Demonstration Using FACTOR. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, **19(5)**: 1-12.
- BARTHOLOMEW D (1980). Factor Analysis for Categorical Data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, **42(3)**: 293-321.
- BARTHOLOMEW DJ (1984). The foundations of factor analysis. *Biometrika*, **71**: 221-232.
- BARTHOLOMEW DJ, KNOTT M (1999). Latent Variable Models and Factor Analysis. "2nd Ed.", London: Arnold.
- BARTLETT MS (1937). The statistical conception of mental factors. *British Journal of Psychology*, **28**: 97-104.
- BASTO M, PEREIRA JM (2012). An SPSS R-Menu for ordinal factor analysis. *Journal of Statistical Software*, **46(4)**: 1-29.
- BANDALOS DL (2008). Is parceling really necessary?: A comparison of results from item parceling and categorical variable methodology. *Structural Equation Modeling*, **15**: 211- 240.
- BANDALOS DL (2014). Relative Performance of Categorical Diagonally Weighted Least Squares and Robust Maximum Likelihood Estimation, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **21(1)**: 102-116
- BASIM HN, BEGENİRBAŞ M (2012). Çalışma Yaşamında Duygusal Emek: Bir Ölçek Uyarlama Çalışması. *Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, **19 (1)**: 77-90.
- BEAUDUCEL A, HERZBERG PY (2006). On the Performance of Maximum Likelihood Versus Means and Variance Adjusted Weighted Least Squares Estimation in CFA, André Beauducel and Philipp Yorck Herzberg. *Structural Equation Modeling*, **13(2)**: 186–203.
- BENTLER PM (1980). Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling. *Annual Review of Psychology*, **31**: 419-456.
- BENTLER PM (1986). Lagrange multiplier and Wald tests for EQS and EQS/PC. Los Angeles: BMDP Statistical Software.
- BENTLER PM (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, **107**: 238-246

- BENTLER PM, BONETT DG (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, **88**: 588-606.
- BENTLER PM, FREEMAN EH (1983). Tests for stability in linear structural equation systems. *Psychometrika*, **48**: 143-145.
- BENTLER PM, CHOU CH (1987). Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods & Research*, **16**: 78-117.
- BENTLER PM, DUDGEON P (1996). Covariance structure analysis: statistical practice, theory, and directions. *Annual Review of Psychology*, **47(1)**: 563-92.
- BOCK RD, LIEBERMAN M (1970). Fitting a response model form dichotomously scored items. *Psychometrika*, **35(2)**: 179-97.
- BOCK RD, BARGMANN RE (1966) Analysis of covariance structures. *Psychometrika*, **31**: 507-534
- BOLLEN KA (1989a). Structural Equations With Latent Variables. New York, NY: Wiley.
- BOLLEN KA (1989b). A new incremental fit index for general structural models. *Sociological Methods & Research*, **17**: 303-316.
- BOLLEN KA, LIANG J (1988). Some properties of Hoelter's CN. *Sociological Methods and Research*, **16**: 492-503.
- BOLLEN KA, LONG JS (1993). Testing Structural Equation Models. Sage Publications, Newbury Park, CA.
- BOOMSMA A (1983). On the robustness of LISREL (maximum likelihood estimation) against small sample size and non-normality. Dissertaion. Groningen: s.n.
- BOX GEP (1953). Non-normality and tests on variances. *Biometrika*, **40**: 318-335.
- BOWEN NK, GUO S (2012). Structural Equation Modeling. Published to Oxford Scholarship Online: January 2012, Eriřim Tarihi: 11.09.2017.
- BROWN T (2015). Confirmatory Factor Analysis for Applied Research. "2nd Ed.". (T. D. Little, Dü.) New York: The Guilford Press.
- BROWNE MW (1982). Covariance structures. In D. M. Hawkins (Ed.), Topics in Applied Multivariate Analysis "p.: 72-142". Cambridge, UK: Cambridge University Press.

- BROWNE MW (1984). Asymptotically distribution-free methods for the analysis of covariance structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **37**: 62-83.
- BROWNE MW, SHAPIRO A (1988). Robustness of normal theory methods in the analysis of linear latent variate models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **41**: 193-208
- BROWNE MW, CUDECK R (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, **24**: 445–455.
- BURT C (1939). The factor analysis of emotional traits. *Character and Personality*, **7**: 238-254, 285-299.
- BURT C (1941). *The Factors Of The Mind: An Introduction To Factor Analysis In Psychology*. New York: Macmillan.
- BYRNE BA (2010). *Structural Equation Modeling With AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming*. “2nd Ed.”. Taylor and Francis Group, LLC. United States of America.
- CARROLL JB (1953). An analytic solution for approximating simple structure in factor analysis. *Psychometrika*, **18**: 23-38.
- CATTELL RB (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, **1**: 245-276.
- CHRISTOFFERSSON A (1975). Factor analysis of dichotomized variables. *Psychometrika*, **40**: 5–32.
- CHOU C, BENTLER PM, SATORRA A (1991). Scaled test statistics and robust standard errors for non-normal data in covariance structure analysis: a Monte Carlo study. *Br. J. Math. Stat. Psychol.*, **44**: 347-357.
- COHEN J, COHEN P, WEST SG, AIKEN LS (2003). *Applied Multiple Regression / Correlation Analysis For The Behavioral Sciences* (3rd ed.). Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- CURETON EE, D’AGOSTINO RB (1983). *Factor Analysis: An Applied Approach*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- CURRAN PJ, WEST SG, FINCH GF (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, **1**: 16-29.

- ÇELİK HE, YILMAZ V (2016). LISREL 9.1 ile Yapısal Eşitlik Modellemesi: Temel Kavramlar-Uygulamalar-Programlama.“3. Baskı”, Ankara. Anı Yayıncılık.
- DIEFENDORFF JM, CROYLE MH, GOSSERAND RH (2005). The dimensionality and antecedents of emotional labor strategies. *Journal of Vocational Behavior*, **66(2)**:339-357.
- DISTEFANO C (2002). The impact of categorization with confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling*, **9**: 327–346.
- DISTEFANO C, MORGAN GB (2014). A Comparison of Diagonal Weighted Least Squares Robust Estimation Techniques for Ordinal Data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **21(3)**: 425-438.
- DING L, VELICER WF, HARLOW LL (1995). Effects of estimation methods, number of indicators per factor, and improper solutions in structural equation modeling fit indices. *Structural Equation Modeling*, **2**: 119-143.
- DOĞAN M (2013). Doğrulayıcı faktör analizinde örneklem hacmi, tahmin yöntemleri ve normalliğin uyum ölçütlerine etkisi. Yüksek lisans tezi. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı.
- DOLAN CV (1994). Factor analysis of variables with 2, 3, 5 and 7 response categories: A comparison of categorical variable estimators using simulated data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **47**: 309-326.
- DUNCAN OD (1966). Path Analysis: Sociological Examples. *American Journal of Sociology* **72(1)**: 1-16.
- ENDERS CK (2001). A primer on maximum likelihood algorithms available for use with missing data. *Structural Equation Modeling*, **8**: 128–141.
- ENDERS CK, BANDALOS DL (2001). The relative performance of full information maximum likelihood estimation for missing data in structural equation models. *Structural Equation Modeling*, **8**: 430–457.
- FABRIGAR L, WEGENER D, MACCALLUM R, STRAHAN E (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, **4(3)**, 272-299.
- FINNEY SJ, DISTEFANO C (2006). Non-normal and categorical data in structural equation modeling. Hancock, G. ve Muelle, R. içinde, *Structural Equation Modeling: A Second Course*. Greenwich, Connecticut: Information Age.
- FLEISHMAN AI (1978). A method of simulating non-normal distributions. *Psychometrika*, **43**: 521-532.

- FLETCHER R, POWELL MJD (1963). A Rapid Convergent Decent Method for Minimization. *The Computer Journal*, **6**: 163-168.
- FLORA DB, CURRAN PJ (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, **9**: 466-491.
- FORERO CG, MAYDEU-OLIVARES A, GALLARDO-PUJOL D (2009). Factor Analysis with Ordinal Indicators: A Monte Carlo Study Comparing DWLS and ULS Estimation. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **16**(4): 625-641.
- FOULADI RT (1998). Covariance structure analysis techniques under conditions of multivariate normality and nonnormality-Modified and bootstrap based test statistics. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, San Diego, CA.
- FOULADI RT (2000). Performance of modified test statistics in covariance and correlation structure analysis under conditions of multivariate nonnormality. *Structural Equation Modeling*, **7**: 356-410.
- GARNETT JCM (1919). On certain independent factors in mental measurement. *Proceedings of the Royal Society of London*, **96**: 91-111.
- GRAHAM JW (2009). Missing data analysis: making it work in the real world. *Annu. Rev. Psychol.*, **60**: 549-576.
- GORSUCH RL (1990). Common Factor Analysis versus Component Analysis: Some Well and Little Known Facts. *Multivariate Behavioral Research*, **25**(1): 33-39.
- HARRINGTON D (2009). *Confirmatory Factor Analysis*. (T. Tripodi, Dü.) New York: Oxford University Press.
- HAYDUK LA (1987). *Structural Equation Modeling with LISREL: Essentials and Advances*. Baltimore, MD: The Johns Hopkins University Press.
- HENDRICKSON AE, WHITE PO (1964). Promax: A quick method for rotation to oblique simple structure. *British Journal of Statistical Psychology*, **17**: 65-70.
- HERZOG W, BOOMSMA A, REINECKE S (2007). The Model-Size Effect on Traditional and Modified Tests of Covariance Structures. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **14**(3): 361-390.
- HOELTER J (1983). The analysis of covariance structures: Goodness-of fit indices. *Sociological Methods and Research*, **11**: 325-344.

- HOLGADO-TELLO FP, CHACÓN-MOSCOSO S, BARBERO-GARCIA I, VILA-ABAD E (2010). Polychoric versus Pearson correlations in exploratory and confirmatory factor analysis of ordinal variables. *Qual.Quant.*, **44**, 153–166.
- HOOGLAND JJ, BOOMSMA A (1998). Robustness Studies in in Covariance Structure Modeling: An Overview and Meta-Analysis. *Sociological Metods & Research*, **26**: 329-367.
- HOOGLAND JJ (1999). The robustness of estimation methods for covariance structure analysis. Unpublished doctoral dissertation, University of Groningen.
- HOOPER D, COUGHLAN J, MULLEN M (2008). Structural Equation Modelling: Guidelines for Determining Model Fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, **6(1)**: 53-60.
- HORN JL (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, **30(2)**: 179-185.
- HOTELLING H (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, **24(6)**: 417-441.
- HOWE WG (1955). Some contributions to factor analysis. Report No. ORNL-1919, Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, Tennessee.
- HOYLE RH, PANTER AT (1995). Writing about structural equation models. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, and Applications*. “p.: 158-176”. Thousand Oaks, CA, US: Sage Publications, Inc.
- HU L, BENTLER PM (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, **6**: 1-55.
- GRANDEY A (2003). When The Show must go on: Surface Acting and Deep Acting as Determinants of Emotional Exhaustion and Peer-rated Service Delivery. *Academy of Management Journal*, **46**: 86-96.
- IZQUIERDO I, OLEA J, ABAD FJ (2014). Exploratory Factor Analysis in Validation Studies: Uses and Recommendations. *Psicothema*, **26**: 395-400.
- JAMES LR, MULAIK SA, BRETT JM (1982). *Causal Analysis*. Beverly Hills: Sage Publications.
- JENNRICH RI, SAMPSON PF (1966). Rotation for simple loadings. *Psychometrika*, **31**: 313-323.
- JIANG GE, YUAN K-H (2017). Four New Corrected Statistics for SEM With Small Samples and Nonnormally Distributed Data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **24(4)**: 479-94.

- JIN S, YANG-WALLENTIN F (2017). Asymptotic Robustness Study of the Polychoric Correlation Estimation. *Psychometrika*, **82**(1): 67-85.
- JORESKOG KG (1967). Some contributions to maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, **32**: 443-482.
- JORESKOG KG (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, **34**: 183-202.
- JORESKOG KG (1970). A general method for analysis of covariance structures. *Biometrika*, **57**: 239-251.
- JORESKOG KG (1973). A General Method for Estimating a Linear Structural Equation System. in A. S. Goldberger and O. D. Duncan, eds. *Structural Equation Models in the Social Sciences*. New York: Academic Press.
- JORESKOG KG (1977). Factor analysis by least-squares and maximum likelihood methods. In K. Enslein, A. Ralston, & H. S. Wilf (Eds.), *Statistical Methods For Digital Computers*. New York: John Wiley & Sons.
- JORESKOG KG (1979). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis with addendum. In Jöreskog, K.G. & Sörbom, D. [Eds.] *Advances in Factor Analysis And Structural Equation Models*. Cambridge, MA: Abt Books, "p.:21-43".
- JORESKOG KG (1990). New developments in LISREL: Analysis of ordinal variables using polychoric correlations and weighted least squares. *Quality and Quantity*, **24**: 387- 404.
- JORESKOG KG (1994). On the estimation of polychoric correlations and their asymptotic covariance matrix. *Psychometrika*, **59**: 381-390.
- JORESKOG KG (2011). Profiles in Research: An Interview With Karl Gustav Jöreskog. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, **36**(3): 403-412
- JORESKOG KG, SORBOM D (1981). LISREL V. Analysis of Linear Structural Relationships By Maximum Likelihood and Least Squares Methods. Research Report 81-8, Uppsala, Sweden: University of Uppsala, Department of Statistics.
- JORESKOG KG, SORBOM D (1986). LISREL VI: Analysis of linear structural relationships by maximum likelihood and least squares methods. Mooresville, IN: Scientific Software.
- JORESKOG KG, SORBOM D (1988). LISREL 7: A Guide to the Program and Applications. Chicago, IL: SPSS Inc.

- JORESKOG KG, SORBOM D (1993). LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language. Chicago, IL: Scientific Software International.
- JORESKOG KG, SORBOM D (1996). LISREL 8 User's Reference Guide. Chicago: Scientific Software International Inc.
- JORESKOG KG, MOUSTAKI I (2001). Factor Analysis of Ordinal Variables: A Comparison of Three Approaches, *Multivariate Behavioral Research*, **36(3)**: 347-387.
- KAISER HF (1958). The Varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Pyschometrika*, **23**: 187-200.
- KAISER HF (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychology Measurement*, **20**: 141-151.
- KAYA M (2011). Doğrulayıcı faktör analizi ve schutte duygusal zeka ölçeği'ne uygulaması. Yüksek lisans tezi. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı.
- KEESLING JW (1972). Maximum Likelihood Approaches to Causal Analysis. PhD dissertation, University of Chicago, IL.
- KELLOWAY EK (2015). Using Mplus for Structural Equation Modeling A Researcher's Guide. "2nd. Ed.". SAGE Publications, Inc., United States of America.
- KHINE MS (2013). Application of Structural Equation Modeling in Educational Research and Practice. Edited by Myint Swe Khine, Sense Publishers, Rotterdam. "p.: 37"
- KLINE RB (2011). Principles and Practice of Structural Equation Modeling. "3rd Ed.", New York: Guilford Press.
- KRUMML SM, GEDDES D (2000). Exploring The Dimensins of Emotional Labor: The Heart of Hoschshild's Work. *Management Communication Quarterly*, **14**: 8-49.
- LAWLEY DN (1940). The estimation of factor loadings by the method of maximum likelihood. *Proceedings of the Royal Society of Edinburgh*, **60**: 64-82.
- LAWLEY DN (1943). On problems connected with item selection and test construction. *Proceedings of the Royal Society of Edinburgh*, **61**: 273-287.
- LAWLEY DN (1958). Estimation in factor analysis under various initial assumptions. *British Journal of Statistical Psychology*, **11**: 1-12.

- LAWLEY DN, MAXWELL AE (1971). Factor Analysis As A Statistical, Method. "2nd Ed.", Butterworth, London.
- LEDERMANN W (1937). On the rank of the reduced correlation matrix in multifactor analysis. *Psychometrika*, **2**: 85-93.
- LEDERMANN W (1938). The orthogonal transformations of a factorial matrix into itself. *Psychometrika*, **3**: 181-187.
- LEE S-Y, POON W-Y, BENTLER PM (1990). A three-stage estimation procedure for structural equation models with polytomous variables. *Psychometrika*, **55**: 45-51.
- LEE S-Y, POON W-Y, BENTLER PM (1992). Structural equation models with continuous and polytomous variables. *Psychometrika*, **57**: 89-105.
- LEE S-Y, POON W-Y, BENTLER PM (1995). A two-stage estimation of structural equation models with continuous and polytomous variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **48**: 339-358.
- LI C-H (2016). Confirmatory Factor Analysis with Ordinal Data: Comparing Robust Maximum Likelihood and Diagonally Weighted Least Squares. *Behavior Research Methods*, **48(3)**: 936-49.
- LITTLE RJA, RUBIN DB (1987). Statistical Analysis with Missing Data. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY.
- LITTLE RJA, RUBIN DB (2002). Statistical Analysis with Missing Data. "2nd Ed.", John Wiley & Sons, Inc., New York, NY.
- LORENZO-SEVA U, FERRANDO PJ (2006-2018). FACTOR: Release 10.8.04, 32 bit.
- LORENZO-SEVA U, FERRANDO PJ (2006). FACTOR: A computer program to fit the exploratory factor analysis model. *Behavior Research Methods*, **38(1)**: 88-91
- MACCALLUM RC (2003). Working with imperfect models. *Multivariate Behavioral Research*, **38 (1)**: 113-139.
- MACCALLUM RC, TUCKER LR (1991). Representing sources of error in the common-factor model: Implications for theory and practice. *Psychological Bulletin*, **109(3)**: 502-511.
- MACCALLUM RC, BROWNE MW, SUGAWARA HM (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, **1**: 130-149.

- MACCALLUM RC, HONG S (1997). Power analysis in covariance structure modeling using GFI and AGFI. *Multivariate Behavioral Research*, **32**: 193–210.
- MACCALLUM RC, WIDAMAN KF, PREACHER KJ, HONG S (2001). Sample size in factor analysis: The role of model error. *Multivariate Behavioral Research*, **36**: 611–637
- MAGNUS JR, NEUDECKER H (1995). Matrix differential calculus with applications in statistics and econometrics. New York: John Wiley & Sons.
- MARDIA KV (1974). Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies. *Journal of Personality and Social Psychology*, **36**: 115–128.
- MARUYAMA GM (1998). Basics of Structural Equation Modeling. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, Inc.
- MAYDEU-OLIVARES A, JOE H (2005). Limited- and full-information estimation and goodness-of-fit testing in $2n$ contingency tables: A unified framework. *Journal of the American Statistical Association*, **100(471)**: 1009–1020.
- MAYDEU-OLIVARES A, JOE H (2006). Limited information goodness-of-fit testing in multidimensional contingency tables. *Psychometrika*, **71**: 713–732.
- MAYDEU-OLIVARES A, GARCÍA-FORERO C, GALLARDO-PUJOL D, RENOM J (2009). Testing Categorized Bivariate Normality With Two-Stage Polychoric Correlation Estimates. *Methodology*, **5(4)**:131–136.
- MECKLIN JC, MUNDFROM D (2005). A Monte Carlo comparison of the Type I and Type II error rates of tests of multivariate normality. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, **75**: 93-107
- MEYDAN CH, ŞEŞEN H (2015). Yapısal Eşitlik Modellemesi AMOS Uygulamaları. “2. Baskı” , Detay Yayıncılık, Ankara.
- MÎNDRILĂ D (2010). Maximum Likelihood (ML) and Diagonally Weighted Least Squares (DWLS) estimation procedures: a comparison of estimation bias with ordinal and multivariate non-normal data. *International Journal of Digital Society*, **1(1)**: 60-66.
- MISLEVY R (1986). Recent Developments in the Factor Analysis of Categorical Variables. *Journal of Educational Statistics*, **11**: 3-31.
- MULAIK SA, JAMES LR, VAN ALSTINE J, BENNETT N, LIND S, STILWELL CD (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin*, **105**: 430-445.

- MUTHÉN B (1978). Contributions to factor analysis of dichotomous dependent variables. *Psychometrika*, **43**: 551-560.
- MUTHÉN B (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators. *Psychometrika*, **49**: 115-132.
- MUTHÉN BO (1993). Goodness of Fit with Categorical and Other Non-Normal Variables. In K. A. Bollen, & J. S. Long (Eds.), *Testing Structural Equation Models* "p.: 205-243". Newbury Park, CA: Sage Publications.
- MUTHÉN B, KAPLAN D (1985). A Comparison of Some Methodologies for the Factor Analysis of Non-Normal Likert Variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **38**: 171-189.
- MUTHÉN B, KAPLAN D (1992). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-Likert variables: A note on the size of the model. *British Journal of Mathematical and Statistical*, **45**: 19-30.
- MUTHÉN B, SATORRA A (1995). Technical aspects of Muthen's LISCOMP approach to estimation of latent variable relations with a comprehensive measurement model. *Psychometrika*, **60**: 489-503.
- MUTHÉN B, DU TOIT SHC, SPISIC D (1997). Robust inference using weighted least squares and quadratic estimating equations in latent variable modeling with categorical and continuous outcomes. Unpublished manuscript.
- MUTHÉN LK, MUTHÉN BO (1998-2011). Mplus 6.12 program.
- MUTHÉN LK, MUTHÉN BO (1998-2012). Mplus User's Guide. Seventh Edition. Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- MUTHÉN B, ASPAROUHOV T (2002). Using Mplus Monte Carlo Simulations in Practice: A Note on Non-Normal Missing Data in Latent Variable Models. Mplus Web Notes: No. 2.
- MUTHÉN LK, MUTHÉN BO (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling*, **4**: 599-620.
- NEVITT J, HANCOCK GR (2000). Improving the root mean square error of approximation for nonnormal conditions in structural equation modeling. *Journal of Experimental Education*, **68**, 251-268.
- NEVITT J, HANCOCK GR (2004). Evaluating Small Sample Approaches for Model Test Statistics in Structural Equation Modeling. *Multivariate Behavioral Research*, **39(3)**: 439-478.

- NUNNALLY JC, BERNSTEIN IH (1994). Psychometric Theory. "3rd Ed.". New York: McGraw-Hill.
- OLSSON U (1979). On the robustness of factor analysis against crude classification of the observations. *Multivariate Behavioral Research*, **14**: 485–500.
- OLSSON UH, FOSS T, TROYE S, HOWELL R (2000). The Performance of ML, GLS, and WLS Estimation in Structural Equation Modeling Under Conditions of Misspecification and Nonnormality. *Structural Equation Modeling A Multidisciplinary Journal*, **7(4)**:557-595.
- OSBORNE A, COSTELLO J (2005). Best Practices in Exploratory Factor Analysis: Four Recommendations for Getting the Most From Your Analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, **10(7)**: 1-9.
- OSBORNE J, BANJANOVIC E (2016). Exploratory Factor Analysis with SAS® (SAS® University Edition). United States of America.
- ÖNGEN KB (2010). Doğrulayıcı faktör analizi ile bir uygulama. Yüksek lisans tezi. Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Ekonometri Anabilim Dalı İstatistik Bilim Dalı.
- ÖZGÜLEŞ B (2017). Algılanan kurumsal itibar ve işe bağlılığın duygusal emek davranışı üzerine etkisi: sağlık çalışanları örneği. Doktora Tezi. Haliç Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı İşletme Programı. İstanbul.
- PEARSON K (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, **2(6)**: 559-572.
- PEARSON K, PEARSON ES (1922). On polychoric coefficients of correlation. *Biometrika*, **14**: 127-156.
- PETT MA, LACKEY NR, SULLIVAN JJ (2003). Making Sense of Factor Analysis: The Use of Factor Analysis for Instrument Development in Health Care Research. United States of America: SAGE Publications, Inc. Editor: Robinson S.
- POTTHAST MJ (1993). Confirmatory factor analysis of ordered categorical variables with large models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **46**: 273-286.
- PUGESEK B, TOMER A, VON EYE A (2003). Structural Equation Modeling Applications in Ecological and Evolutionary Biology. "1st Ed.". New York, United States of America: Cambridge University Press.

- RAYKOV T, MARCOULIDES GA (2006). A First Course In Structural Equation Modeling (2nd ed.). Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- RITCHIE-SCOTT A (1918). The correlation coefficient of a polychoric table. *Biometrika*, **12**: 93–133.
- RIGDON EE, FERGUSON CE (1991). The performance of the polychoric correlation coefficient and selected fitting functions in confirmatory factor analysis with ordinal data. *Journal of Marketing Research*, **28**: 491–497.
- RHEMTULLA M, BROSSEAU-LIARD PE, SAVALEI V (2012). When can categorical variables be treated as continuous? A comparison of robust continuous and categorical SEM estimation methods under suboptimal conditions. *Psychological Methods*, **17**(3): 354-373.
- ROSENBERG M (1989). Society and The Adolescent Self-İmage. (Rev. ed.). Middletown, CT: Wesleyan University Press.
- SANDAL M (2015). Sıralayıcı ölçme düzeyi için faktör analizi ve bir uygulama. Yüksek lisans tezi. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı.
- SATORRA A (1989). Alternative test criteria in covariance structure analysis; a unified approach. *Psychometrika*, **54**: 131–151.
- SATORRA A, SARIS WE (1985). Power of the likelihood ratio test in covariance structure analysis. *Psychometrika*, **50**: 83– 90.
- SATORRA A, BENTLER PM (1988). Scaling corrections for chi-square statistics in covariance structure analysis. *ASA 1988 Proceedings of the Business and Economic Statistics Section*, “p.: 308–313”. Alexandria, VA: American Statistical Association.
- SATORRA A, BENTLER PM (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis. In A. von Eye, & C. C. Clogg (Eds.), *Latent Variable Analysis: Applications To Developmental Research*. “p.: 399-419”. Thousand Oaks, CA: Sage.
- SATORRA A, BENTLER PM (2001). A scaled difference chi- square statistic for moment structure analysis. *Psychometrika*, **66**: 507– 514.
- SATTERTHWAITE FE (1941). Synthesis of variance. *Psychometrika*, **6**: 309-316.
- SAVALEI V, BENTLER PM (2005). A statistically justified pairwise ML method for incomplete nonnormal data: A comparison with direct ML and pairwise ADF. *Structural Equation Modeling*, **12**: 183–214.

- SCHERMELLEH-ENGEL K, MOOSBRUGGER H, MULLER H (2003). Evaluating the fit of structural equation models: tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research-Online*, **8(2)**: 23–74.
- SCHWARZ G (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, **6**: 461–464.
- SCHUMACKER RE, LOMAX RG (2010). A Beginner's Guide to Structural Equation. "3rd Ed.". New York: Taylor and Francis Group, LLC.
- SPEARMAN C (1904). General intelligence, objectively determined and measured. *American Journal of Psychology* **15**: 201-293.
- SPEARMAN C (1922). Recent contributions to the theory of "two factors." *British Journal of Psychology*, **13**: 26-30.
- SPEARMAN C (1923). Further note on the "theory of two factors." *British Journal of Psychology*, **13**: 266-270.
- SPEARMAN C (1927). The abilities of man. New York: Macmillan.
- SPEARMAN C (1928). Pearson's contribution to the theory of two factors. *British Journal of Psychology*, **19**: 95-101.
- SPEARMAN C (1929). The uniqueness of "G." *Journal of Educational Psychology*, **20**: 212-216.
- STEIGER JH (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, **25**: 173–180.
- STEIGER JH, LIND JC (1980). Statistically based tests for the number of common factors. Paper presented at the annual Spring Meeting of the Psychometric Society, Iowa City, IA
- TABACHNICK BG, FIDELL LS (2013). Using Multivariate Statistics. "6th Ed.". Pearson Education, Inc. United States of America.
- TANAKA J (1987). How big is enough? Sample size and goodness-of-fit in structural equation models with latent variables. *Child Development*, **58**: 134-146.
- TANAKA JS (1993). Multifaceted conceptions of fit in structure equation models. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), Testing structural equation models. "p.: 136-162". Newbury Park, CA: Sage.
- THOMSON GH (1934). Hotelling's method modified to give Spearman's *g*. *Journal of Educational Psychology*, **25**: 366-374.

- THOMSON GH (1936). Boundary conditions in the common-factor-space, in the factorial analysis of ability. *Psychometrika*, **1**: 155-163.
- THOMSON GH (1938). Methods of estimating mental factors. *Nature*, **141**: 46.
- THURSTONE LL (1931). Multiple factor analysis. *Psychological Review*, **38**: 406-427.
- THURSTONE LL (1947). Multiple Factor Analysis. Chicago: University of Chicago.
- TUCKER LR (1955). The objective definition of simple structure in linear factor analysis. *Psychometrika*, **37**: 3-27.
- TUCKER LR, LEWIS C (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, **38**: 1-10.
- WANG J, WANG X (2012). Structural Equation Applications Using Mplus. West Sussex, United Kingdom: Higher Education Press.
- WERTS CE, LINN RL (1970). Path analysis: Psychological examples. *Psychological Bulletin*, **74**(3): 193-212.
- WEST SG, FINCH JF, CURRAN PJ (1995). Structural equations with non-normal variables: Problems and remedies. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural Equation Modeling: Issues and Applications*, "p.: 56-75". Newbury Park, CA: Sage.
- WILEY DE (1973). The Identification Problem for Structural Equation Models with Unmeasured Variables, in A. S. Goldberger and O. D. Duncan, eds., *Structural Equation Models in the Social Sciences*. New York: Academic Press.
- WRIGHT S (1918). On the nature of size factors. *Genetics*, **3**: 367-374.
- WRIGHT S (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, **10**: 557-585.
- WRIGHT S (1934). The method of path coefficients. *The Annals of Mathematical Statistics*, **5**: 161-215.
- VAUGHAN P (2009). Confirmatory factor analysis with ordinal data: effects of model misspecification and indicator nonnormality on two weighted least squares Estimators. Dissertation. Austin: The University of Texas.
- VALE CD, MAURELLI VA (1983). Simulating multivariate non-normal distributions. *Psychometrika*, **48**: 465-471.
- VELICER WF (1976). Determining the number of components from the matrix of partial correlations, *Psychometrika*, **41**: 321-327

- VELICER WF, JACKSON DN (1990). Component Analysis versus Common Factor Analysis: Some issues in Selecting an Appropriate Procedure. *Multivariate Behav Res.*, **25(1)**: 1-28.
- YANG-WALLENTIN F, JORESKOG KG (2001). Robust standard errors and chi-squares for interaction models. In Marcoulides, G.A. ve Schumacker, R.E. (Eds.), *New Developments And Techniques In Structural Equation Modeling*. "p.: 159-171". Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- YANG-WALLENTIN F, JORESKOG KG, LUO H (2010). Confirmatory factor analysis of ordinal variables with misspecified models. *Structural Equation Modeling*, **17**: 392–423.
- YINGRUOLAN L (2014). *Confirmatory Factor Analysis with Continuous and Ordinal Data: An Empirical Study of Stress Level*. Uppsala University.
- YUAN K-H, BENTLER PM (1998). Structural Equation Modeling with Robust Covariances. *Sociological Methodology*, **28**: 363-396.
- YUAN K-H, BENTLER PM (2000). Three likelihood-based methods for mean and covariance structure analysis with nonnormal missing data. *Sociological Methodology*, **30**: 165-200.
- YUAN K-H, BENTLER PM (2001). Effect of outliers on estimators and tests in covariance structure analysis. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **54(1)**: 161-175
- YU C-Y, MUTHÉN B (2002). Evaluation of model fit indices for latent variable models with categorical and continuous outcomes. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, New Orleans, LA.
- YU C-Y (2002). Evaluating cutoff criteria of model fit indices for latent variable models with binary and continuous outcomes. Unpublished doctoral dissertation, University of California, Los Angeles.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, Adı : TÜRKMEN, Volkan
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 01.08.1974 / Ankara
Medeni hali : Evli
Telefon : (531) 336 80 80
e-mail : turkmenes@gmail.com
Adres : Sağlık Bilimleri Üniversitesi Savunma Sağlık Bil. Ens.
Müdürlüğü

Eğitim		
Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Lisans	ODTÜ İstatistik	1999
Lise	Ankara Lisesi	1992

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2003-2008	Genkur ATASE Bşk.lığı	Programcı / İstatistikçi
2008-2009	GATA SAMYO Ölçme Değerlendirme Şube	İstatistikçi
2009-2011	GATA MEBS Şube	İstatistikçi / Sistem Proğ.
2011-2012	GATA Tıbbi Kayıt ve Dokümantasyon Şube	İstatistikçi
2012-2016	GATA Biyoistatistik BD.	İstatistikçi / Biyoistatistik Danışmanı
2016-2018	Sağlık Bilimleri Üniversitesi Bilgi İşlem Md.lüğü	İstatistikçi / Sistem Proğ.
2018-	Sağlık Bilimleri Üniversitesi Savunma Sağlık Bil. Ens. Md.lüğü	İstatistikçi

Yabancı Dil

İngilizce – 62,5 (YDS)