



**T.C.
RECEP TAYYİP ERDOĞAN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI**

**BİLGİ YÖNETİMİ, ÖRGÜTSEL ÖĞRENME VE MOTİVASYON
ARAÇLARININ DUYGUSAL BAĞLILIK VE ÖRGÜTSEL
PERFORMANS ÜZERİNDEKİ ETKİSİNİN ALTERNATİF
TAHMİN TEKNİKLERİYLE İNCELENMESİ: BİR YAPISAL
EŞİTLİK MODELİ YAKLAŞIMI**

(Doktora Tezi)

Zeynep KAZANCI BAŞARAN

**Danışman
Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK**

**RİZE
2025**

KABUL VE ONAY

Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalında, Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK danışmanlığında, Zeynep KAZANCI BAŞARAN tarafından hazırlanan “*Bilgi Yönetimi, Örgütsel Öğrenme ve Motivasyon Araçlarının Duygusal Bağlılık ve Örgütsel Performans Üzerindeki Etkisinin Alternatif Tahmin Teknikleriyle İncelenmesi: Bir Yapısal Eşitlik Modeli Yaklaşımı*” adlı bu tez çalışması, 31/01/2025 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oy birliğiyle/oy çokluğuyla başarılı bulunarak jürimiz tarafından Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Ünvanı, Adı SOYADI

İmza

Başkan : Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK

Üye : Prof. Dr. Alaattin KIZILTAN

Üye : Prof. Dr. Abdullah NARALAN

Üye : Prof. Dr. Hüseyin Sabri KURTULDU

Üye : Prof. Dr. Hasan AYYILDIZ

ETİK BEYAN

İşletme Anabilim Dalı Doktora Programından mezun olmak üzere teslim ettiğim “Bilgi Yönetimi, Örgütsel Öğrenme ve Motivasyon Araçlarının Duygusal Bağlılık ve Örgütsel Performans Üzerindeki Etkisinin Alternatif Tahmin Teknikleriyle İncelenmesi: Bir Yapısal Eşitlik Modeli Yaklaşımı” adlı tezim, bilim ve araştırma etiği prensiplerine riayet edilerek tarafımdan yazılmıştır.

Tez çalışmamda, başka kaynaklardan aktarılan bütün bilgi ve alıntılar, Enstitünüz Tez Yazım Kılavuzuna uygun olarak açıkça gösterilmiştir. Kaynağı gösterilenler dışında kalan bütün bilgiler uygun araştırma yöntemi kullanılarak tarafımdan edinilmiş ve esere bu şekilde yansıtılmıştır. Şahsıma ait olmayan hiçbir bilgi, kasıt veya kusurlar, şahsıma aitmiş gibi gösterilmemiştir. İnternet kaynakları dâhil, sahibine/kaynağına atıf yapılmaksızın hiçbir bilgi kullanılmamıştır. Aksinin ortaya çıkması halinde doğacak bütün hukuki, idari, akademik ve etik sorumluluk tarafıma ait olacaktır. Eserin tesliminden sonra herhangi bir zamanda, bilim etiğine aykırılık tespit edilmesi ve / veya eserimle ilgili intihal veya intihal şeklinde anlaşılabilecek bir durumun ortaya çıkması halinde; Üniversiteniz ve eğitim kadronuzun hiçbir şekilde sorumlu tutulmayacağını hür irademle kabul, beyan ve taahhüt ederim.

31/01/2025

Zeynep KAZANCI BAŞARAN

ÖN SÖZ

Bu çalışmanın hedefi Doğu Karadeniz Kalkınma Ajansı (DOKA) bölgesindeki devlet bankası çalışanlarının bilgi yönetimi, örgütsel öğrenme ve motivasyon araçlarına yönelik tutum faktörlerinin duygusal bağlılık ve örgütsel performans üzerindeki ilişkilerini farklı tahmin teknikleri kullanılarak YEM ile ölçülmesi ve sonuçların uyum indeksleri yardımıyla karşılaştırılmasıdır.

Çalışma verileri pandemi döneminde toplandığı için veriye ulaşmada bazı kısıtlar (veri toplanılan evrene olan erişimin zorluğu ve sağlık kısıtları) nedeniyle zorluklar yaşanmış fakat bu zorluklara rağmen çalışmanın verisi DOKA bölgesinde yer alan altı ilden (Artvin, Giresun, Gümüşhane, Ordu, Rize ve Trabzon) çalışmanın amacına uygun şekilde toplanmıştır.

Bu çalışmanın her aşamasında değerli bilgilerini ve zamanını benden esirgemeyerek her fırsatta çalışmamla yakından ilgilenen, eleştirileriyle yol gösteren kıymetli danışman hocam Sayın Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK’a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca çalışmanın ölçeklerini oluşturma ve düzenleme sürecinde kıymetli desteklerini esirgemeyen Doç. Dr. Güler YANIK hocama teşekkürlerimi sunarım.

Beni daima destekleyip teşvik eden sevgili aileme teşekkürü borç bilirim. Onların sabrı, anlayışı ve desteği, bu sürecin her aşamasında bana güç verdi.

Varlıklarıyla hayatıma mutluluk ve huzur katan canım çocuklarım Ahmet Yusuf ve Sevede Betül’e “başarı için hiçbir zaman pes etmemeleri huzur ve mutluluğu hayatın anahtarı varsaymaları dileğiyle” iyi ki varsınız canlarım...

Zeynep KAZANCI BAŞARAN

RİZE /2025

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY	I
ETİK BEYAN	II
ÖN SÖZ	III
İÇİNDEKİLER	IV
ÖZET	VII
ABSTRACT.....	VIII
KISALTMALAR	IX
TABLolar LİSTESİ	XI
ŞEKİLLER LİSTESİ	XII
GİRİŞ	1
1. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ VE TEMEL KAVRAMLAR	5
1.1. Yapısal Eşitlik Modellemesinin (YEM) Tarihçesi.....	5
1.2. YEM’de Kullanılan Temel Kavramlar	8
1.2.1. Gözlenen ve Örtük Değişkenler	8
1.2.2. Dışsal ve İçsel Değişkenler	9
1.2.3. Aracı ve Düzenleyici Değişkenler	9
1.2.4. Varyans-Kovaryans ve Korelasyon Matrisleri.....	11
1.2.5. Yol Diyagramı ve Sembolleri	13
1.2.6. Keşfedici Faktör Analizi.....	16
1.2.7. Doğrulayıcı Faktör Analizi	16
1.2.8. Ölçüm Modeli.....	19
1.2.9. Yapısal Model	20
1.2.10. Yapısal Eşitlik Modellemesi	23
1.3. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Varsayımları	27
1.4. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Aşamaları	30
1.4.1. Teorik Bir Modelin Tanımlanması.....	31
1.4.2. Ölçüm Modelinin Geliştirilmesi ve Belirlenmesi	33
1.4.3. Ampirik Sonuçlar Elde Etmek İçin Bir Çalışma Tasarlamak	37
1.4.4. Ölçüm Modelinin Geçerliliğinin Değerlendirilmesi	49
1.4.5. Yapısal Modelin Belirlenmesi	49

1.4.6. Yapısal Model Geçerliliğinin Değerlendirilmesi.....	50
1.4.7. Modelin Yeniden Tanımlanması ve Yorumlanması	53
2. YEM ANALİZLERİNDE KULLANILAN TAHMİN TEKNİKLERİ.....	54
2.1. Maksimum Olabilirlik (ML) Tahmin Tekniği	54
2.2. Robust Maksimum Olabilirlik (RML) Tahmin Tekniği	58
2.3. Ağırlıksız En Küçük Kareler (ULS) Tahmin Tekniği	61
2.4. Diyagonal Ağırlıklı En Küçük Kareler (DWLS) Tahmin Tekniği	63
2.5. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) Tahmin Tekniği.....	64
2.6. Tahmin Tekniklerinin Karşılaştırılması.....	66
3. MODEL UYUM İNDEKSLERİ.....	71
3.1. Mutlak Uyum İndeksleri	73
3.1.1. Ki-Kare İyi Uyum İndeksi.....	73
3.1.2. Yaklaşık Kareli Hataların Kareköklü Ortalaması (RMSEA).....	76
3.1.3. Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (RMR)	78
3.1.4. Standartlaştırılmış Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (SRMR)....	80
3.1.5. İyi Uyum İndeksi (GFI).....	81
3.1.6. Çapraz Geçerlilik İndeksi (CVI)	81
3.1.7. Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi (ECVI).....	82
3.2. Artımlı Uyum İndeksleri	82
3.2.1. Düzeltilmiş İyi Uyum İndeksi (AGFI)	83
3.2.2. Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (NNFI)	84
3.2.3. Normlaştırılmış Uyum İndeksi (NFI).....	84
3.2.4. Artımlı Uyum İndeksi (IFI)	85
3.2.5. Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI).....	86
3.2.6. Göreceli Uyum İndeksi (RFI).....	87
3.3. Basit Uyum İndeksleri.....	88
3.3.1. Basit Normlaştırılmış Uyum İndeksi (PNFI)	89
3.3.2. Basit İyi Uyum İndeksi (PGFI)	90
3.3.3. Normlaştırılmış Ki-Kare İndeksi	90
3.3.4. Akaike Bilgi Kriteri (AIC)	92
3.3.5. Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC)	92
3.3.6. Bayesian Bilgi Kriteri (BIC)	93

4. KAVRAMSAL ÇERÇEVE VE ARAŞTIRMA HİPOTEZLERİ.....	94
4.1. Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık (OB) Faktörü.....	95
4.2. Paylaşılan Vizyon (PV) Faktörü	96
4.3. Açık Fikirlilik (AF) Faktörü.....	99
4.4. Bilginin Elde Edilmesi (BE) Faktörü.....	99
4.5. Bilginin Üretilmesi ve Bilginin Paylaşılması (BUP) Faktörü.....	100
4.6. Bilginin Depolanması (BD) Faktörü.....	101
4.7. Vizyon ve İlham Sağlama (VIS) Faktörü.....	101
4.8. İçsel Motivasyon (IM) Faktörü	102
4.9. Dışsal Motivasyon (DM) Faktörü	102
4.10. Duygusal Bağlılık (DB) ve Örgütsel Performans (OP) Bağımlı Faktörleri	103
5. ARAŞTIRMANIN AMPİRİK BULGULARI	105
5.1. Araştırmanın Evreni, Örneklemi ve Sınırlılıkları.....	105
5.2. Veri Toplama Aracı.....	105
5.3. Verilerin Analizi	106
5.4. Araştırmanın Ampirik Bulguları	106
5.4.1. Frekans Analizinin Sonuçları	107
5.4.2. Tanımsal İstatistik Ölçüleri ve Normal Dağılımın Değerlendirilmesi .	108
5.4.3. Keşfedici Faktör Analizinin Sonuçları	111
5.4.4. Doğrulamalı Faktör Analizi ve Ölçüm Modelinin Uyum İyiliğinin	
Değerlendirilmesi	113
5.4.5. Ölçüm Modelinin Birleşim ve Ayrışım Geçerliliğinin Değerlendirilmesi	
.....	115
5.4.6. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) Analizinin Sonuçları	120
5.4.7. YEM Tahmin Tekniklerinin Karşılaştırması.....	127
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	132
KAYNAKÇA.....	139
EKLER.....	150
ETİK KURUL KARARI	162

Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Anabilim Dalı : İşletme

Tez Türü : Doktora Tezi

Danışman : Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK

Hazırlayan : Zeynep KAZANCI BAŞARAN

Yıl : 2025

Sayfa Sayısı : 162

ÖZET

BİLGİ YÖNETİMİ, ÖRGÜTSEL ÖĞRENME VE MOTİVASYON ARAÇLARININ DUYGUSAL BAĞLILIK VE ÖRGÜTSEL PERFORMANS ÜZERİNDEKİ ETKİSİNİN ALTERNATİF TAHMİN TEKNİKLERİYLE İNCELENMESİ: BİR YAPISAL EŞİTLİK MODELİ YAKLAŞIMI

YEM için en yaygın kullanılan tahmin tekniği maksimum olabilirlik tahmin tekniğidir. Bu çalışmanın amacı DOKA bölgesindeki devlet bankası çalışanlarının bilgi yönetimi, örgütsel öğrenme ve motivasyon araçlarına yönelik tutum faktörlerinin duygusal bağlılık ve örgütsel performans üzerindeki etkilerini farklı tahmin teknikleri (Maksimum Olabilirlik, Robust Maksimum Olabilirlik, Ağırlıksız En Küçük Kareler, Robust Ağırlıklı En küçük Kareler ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler) kullanılarak YEM ile ölçülmesi ve sonuçların uyum indeksleri yardımıyla karşılaştırılmasıdır. Bu çalışmanın araştırma hipotezleri yapısal eşitlik modellemesi ile test edilmiştir. Çalışmada olasılıklı olmayan örnekleme yöntemlerinden kolayda örnekleme yöntemi ve veri toplama araçlarından anket kullanılmıştır. Araştırma verileri olasılıklı olmayan kolayda örnekleme yöntemiyle DOKA bölgesindeki banka çalışanları arasından seçilen 570 katılımcıdan elde edilmiştir. Araştırma sonuçları paylaşılan vizyon, bilginin üretimi ve paylaşımı, vizyon ilham sağlama, içsel motivasyon faktörlerinin hem duygusal bağlılık hem de örgütsel performans arasında %5 anlamlılık düzeyinde önemli ilişkilerinin var olduğunu göstermektedir. Ayrıca örgütsel öğrenmeye bağlılık, dışsal motivasyon faktörlerinin %5 anlamlılık düzeyinde doğrudan sadece duygusal bağlılıkla ilişkili olduğunu tespit edilmiştir. Diğer taraftan paylaşılan vizyon ve içsel motivasyon faktörlerinin duygusal bağlılık faktörü üzerinden örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı dolaylı etkileri saptanmıştır. Bu çalışmanın bulguları ile alandaki çalışmaların bulguları genel olarak kuramdaki hipotezlerle örtüşmektedir. Modeldeki etkiler dikkate alındığında Motivasyon Araçları (*IM*, *DM* ve *VIS*), Paylaşılan Vizyon (*PV*), Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık (*OB*) ve Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması (*BUP*) örtük değişkenlerinin anlamlı; Açık Fikirlilik (*AF*), Bilginin Elde Edilmesi (*BE*) ve Bilginin Depolanması (*BD*) örtük değişkenlerinin ise anlamsız bir etkiye sahip olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), Tahmin Teknikleri, Örgütsel Performans, Duygusal Bağlılık, Motivasyon Araçları

Recep Tayyip Erdogan University Institute of Graduate Studies

Department : Management

Thesis Type : Doctoral Thesis

Supervisor : Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK

Author : Zeynep KAZANCI BAŞARAN

Year : 2025

Pages : 162

ABSTRACT

EXAMINING THE EFFECTS OF KNOWLEDGE MANAGEMENT, ORGANIZATIONAL LEARNING AND MOTIVATION TOOLS ON AFFECTIVE COMMITMENT AND ORGANIZATIONAL PERFORMANCE WITH ALTERNATIVE ESTIMATION TECHNIQUES: A STRUCTURAL EQUATION MODEL APPROACH

The most commonly used estimation technique for SEM is the maximum likelihood estimation technique. The purpose of this study is to measure the effects of attitudinal factors towards knowledge management, organizational learning and motivational tools on affective commitment and organizational performance of state bank employees in DOKA region with SEM using different estimation techniques (Maximum Likelihood, Robust Maximum Likelihood, Unweighted Least Squares, Robust Weighted Least Squares and Generalized Least Squares) and to compare the results with the help of fit indices. The research hypotheses of this study were tested with structural equation modeling. In the study, convenience sampling method, one of the non-probability sampling methods, and questionnaire, one of the data collection tools, were used. The research data were obtained from 570 participants selected among bank employees in the DOKA region by non-probability convenience sampling method. The results of the research show that shared vision, knowledge generation and sharing, vision inspiration, intrinsic motivation factors have significant relationships with both affective commitment and organizational performance at 5% significance level. In addition, commitment to organizational learning, extrinsic motivation factors are directly related to only affective commitment at 5% significance level. On the other hand, shared vision and intrinsic motivation factors have significant indirect effects on organizational performance through emotional commitment factor. The findings of this study and the findings of the studies in the field generally coincide with the hypotheses in the theory. When the effects in the model are considered, it is seen that the latent variables Motivational Instruments (*IM*, *DM* and *VIS*), Shared Vision (*PV*), Commitment to Organizational Learning (*OB*) and Generation and Sharing of Knowledge (*BUP*) have a significant effect, while the latent variables Open Mindedness (*AF*), Acquisition of Knowledge (*BE*) and Storage of Knowledge (*BD*) have an insignificant effect.

Keywords: Structural Equation Modeling (SEM), Estimation Techniques, Organizational Performance, Emotional Commitment, Motivational Tools.

KISALTMALAR

ADF	: Asimptotik dağılımdan bağımsız (Asymptotic distribution free)
AF	: Açık fikirlilik
AGFI	: Düzeltilmiş iyi uyum indeksi (Adjusted goodness-of-fit index)
AIC	: Akaike bilgi kriteri (Akaike information criterion)
ALFA	: Cronbach alfa güvenilirlik katsayısı
AMOS	: Moment yapılarının analizi (Analysis of moment structures)
ANOVA	: Varyans analizi (Analysis of variance)
BD	: Bilginin depolanması
BE	: Bilginin elde edilmesi
BUP	: Bilginin üretilmesi ve bilginin paylaşılması
CAIC	: Tutarlı akaike bilgi kriteri (Consistent akaike information criterion)
CFI	: Karşılaştırılmalı uyum indeksi (Goodness of fit index)
DB	: Duygusal bağlılık
DF	: Serbestlik derecesi (Degree of freedom)
DFA	: Doğrulayıcı faktör analizi
DM	: Dışsal motivasyon
DOKA	: Doğu karadeniz kalkınma ajansı
DWLS	: Diyagonal ağırlıklı en küçük kareler (Diagonal weighted least squares)
ECVI	: Beklenen çapraz geçerlilik indeksi (Expected cross validity index)
FIML	: Tam bilgi maksimum olabilirlik (Full information maximum likelihood)
GFI	: İyi uyum indeksi (Goodness of fit index)
GLS	: Genelleştirilmiş en küçük kareler (Generalized least squares)
GOF	: Uyum iyiliği (Goodness of fit)
HVR	: Hata varyansı
IFI	: Artırılmış uyum indeksi (Incremental fit index)
IM	: İçsel motivasyon
KFA	: Keşfedici faktör analizi
LISREL	: Doğrusal yapısal ilişkiler (Linear structural relations)

ML	: Maksimum olabilirlik (Maximum likelihood)
MPV	: Maksimum paylaşılan varyans
NFI	: Normlaştırılmış uyum indeksi (Normed fit index)
NNFI	: Normlaştırılmamış uyum indeksi (Non-normed fit index)
OAV	Ortalama açıklanan varyans
OB	: Örgütsel öğrenmeye bağlılık
OLS	: Olağan en küçük kareler (Ordinary least squares)
OP	: Örgütsel performans
OPV	: Ortalama paylaşılan varyans
PGFI	: Basit iyi uyum indeksi (Parsimony goodness of fit index)
PNFI	: Basit normlaştırılmış uyum indeksi (Parsimonious normed fit index)
PV	: Paylaşılan vizyon
RFI	: Göreceli uyum indeksi (Relative fit index)
RML	: Robust maksimum olabilirlik (Robust maximum likelihood)
RMR	: Kareli artıkların kareköklü ortalaması (Root mean square residuals)
RMSEA	: Yaklaşık kareli hataların kareköklü ortalaması (Root mean square error of approximation)
RWLS	: Robust ağırlıklı en küçük kareler (Robust weighted least squares)
SPSS	: Sosyal bilimler için istatistik programı (Statistical packages for social sciences)
SRMR	: Standartlaştırılmış kareli artıkların kareköklü ortalaması (Standardized root mean square residuals)
SSCP	Simetrik çarpımlar toplamı (Sum of squares cross product)
ULS	: Ağırlıksız en küçük kareler (Unweighted least squares)
VIS	: Vizyon ve ilham sağlaması
YEM	: Yapısal eşitlik modellemesi
YG	: Yapı güvenilirliği
WLS	: Ağırlıklı en küçük kareler (Weighted least squares)

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1. Yapısal eşitlik modellemesinde kullanılan simgeler ve açıklamaları.....	14
Tablo 2. Yem’de yaygın olarak kullanılan şekiller ve açıklamaları	15
Tablo 3. Yapısal model varsayımları, değişken ve matris sembolleri	22
Tablo 4. Demografik değişkenlerin oransal frekans analiz sonuçları	107
Tablo 5. Araştırmada kullanılan ölçek maddelerinin simgeleri ve açıklamaları	109
Tablo 6. Promax eğik rotasyon yöntemiyle dönüştürülmüş faktör örüntü matrisi ve avo istatistikleri.....	112
Tablo 7. Uyum iyiliği indeksleri ve eşik değerleri ile model uyum iyiliği değerleri	114
Tablo 8. Modelin ve çeşitli senaryolara göre kabul edilebilir uyum iyiliği eşik değerleri	115
Tablo 9. Faktörler arası korelasyon matrisi (η ve κ) ile oav, yg, cronbach alfa, mpv ve opv değerleri	117
Tablo 10. Modelin bağımlı y ve bağımsız x değişkenleri için standartlaştırılmamış faktör yükleri ve test istatistikleri (λ -x ve λ -y).....	118
Tablo 11. Modelin bağımlı y ve bağımsız x değişkenleri için standartlaştırılmış faktör yükleri ve test istatistikleri (λ -x ve λ -y) ile hvr, oav, yg, alfa istatistikleri	121
Tablo 12. Dolaysız, dolaylı ve toplam etkiler	123
Tablo 13. Araştırma hipotezleri ve verilen istatistik kararlar	126
Tablo 14. Uyum indekslerine göre araştırmada kullanılan tahmin tekniklerinin karşılaştırılması.....	128

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Basit ve aracılık etki modelleri ve etki türleri	10
Şekil 2. Düzenleyici (Moderatör) değişken.....	11
Şekil 3. Yol diyagramına bir örnek	15
Şekil 4. Örnek ölçüm modeli örneği.....	19
Şekil 5. Bir yapısal model örneği	21
Şekil 6. Genel yapısal model	24
Şekil 7. Araştırmanın kavramsal modeli.....	94
Şekil 8. Robust maksimum olabilirlik standartlaştırılmış katsayı tahminleri.....	122

GİRİŞ

Günümüzde dijitalleşmenin hızla artmasıyla birlikte, işletmeler arasındaki rekabet giderek artmaktadır. Bu rekabette, işletmelerin çalışanlarına yaptıkları yatırımlar ve benimsedikleri farklı yaklaşımlar, onların güçlü ve zayıf yönlerini belirleyici bir faktör haline getirmektedir. İşletme literatüründe, çalışanların örgütün en değerli varlıkları olduğu vurgulanmaktadır. Çalışanlara yönelik maddi ve manevi yatırımlar, işletmelere olumlu katkılar sağlayarak geri dönmektedir. Bu nedenle, işletmeler genellikle duygusal bağlılığı yüksek çalışanları tercih etmektedir. Çalışanların içsel ve dışsal motivasyonlarının artırılması işletme performansının artmasını sağlayabilir. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) işletme alan yazınında var olan örgütsel öğrenme, motivasyon ve bilgi yönetimi gibi birden çok kavramı birlikte ele alarak oluşturulan karmaşık modellerin çözümlemelerinde kullanılan bir istatistik yöntemidir.

YEM, giderek daha erişilebilir hale gelen modelleme yazılımı ve konuyu öğretici uygulamaları nedeniyle son yirmi yılda popüler bir analitik araç haline gelmiştir. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), kavramsal modeldeki gözlenen bağımlı ve bağımsız değişkenlere ait ölçüm hatalarını regresyon analizinin aksine göz önüne alarak yapısal teorinin test edilmesine olanak tanır.

YEM, birden fazla değişkene dayalı karmaşık araştırma modellerindeki yapısal ilişkileri analiz etmek ve bu ilişkileri tahmin etmek için kullanılan ileri düzey çok değişkenli bir istatistik yöntemidir. Bu modellemede önceden belirlenmiş hipotezlere dayalı ilişkileri doğrudan ve dolaylı olarak test etmek amacıyla değişkenler arasındaki nedensel ilişkiler incelenir. YEM, gözlenen değişkenler arasındaki ilişkilerin yanı sıra bu değişkenlerin arka planındaki kavramsal yapıyı da inceleyebilir.

YEM gözlenen değişkenler ve örtük değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin ve korelasyon ilişkilerinin birlikte bulunduğu modellerin test edebilmesi için kullanılan bir yöntem olup bağımlılık ilişkilerini tahmin etmek için, varyans kovaryans analizleri, faktör analizi ve çoklu regresyon gibi analizlerin bir araya gelmesi ile meydana gelen çok değişkenli bir yöntemdir. Yapısal eşitlik modellemesine özellikle işletme psikoloji, pazarlama vb. bilimlerde değişkenler arasındaki ilişkilerin

değerlendirilmesinde ve alan yazında var olan kuramsal modellerin testlerinde başvurulmaktadır (Tüfekçi & Tüfekçi, 2006; Dursun & Karagöz, 2010).

Regresyon analizi ile karşılaştırıldığında, YEM çeşitli avantajlar sunar. YEM iki veya daha fazla yapı arasındaki nedensel ilişkileri değerlendirirken bir ölçüm modelinin tüm yönlerini dikkate alır, regresyon analizi ise temel olarak bir veya daha çok bağımsız değişkenin, tek bir bağımlı değişken üzerindeki etkisini inceler. Buna karşın YEM’de birden çok bağımlı değişken eş zamanlı olarak analiz edilebilmektedir. Diğer bir anlatımla regresyon analizi ile aynı anda tek bir eşitlik tahmin edilirken, YEM’de çok sayıda yapısal eşitlik eş zamanlı olarak tahmin edilebilmektedir. Model uyum derecesini değerlendirmek için YEM ki-kare istatistiği ve normlaştırılmış ki-kare istatistiğinin yanı sıra mutlak uyum indeksleri, artımlı uyum indeksleri ve basit uyum indeksleri gibi çok sayıda uyum indekslerinden yararlanarak değerlendirilmektedir.

Yol ve regresyon analizleri, değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri açıklayabilmek amacıyla kullanılır. Regresyon analizi, tek bir metrik ölçekli bağımlı değişken ile bir veya daha çok sayıda metrik ölçekli değişken arasındaki ortalama ilişkinin matematik bir fonksiyonla ifade edilmesi olarak tanımlanabilir. Regresyon analizi daha çok öngörü de bulunmak ve bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki dolaysız ilişkilerin yönü ve büyüklüğünü belirlemek amacıyla kullanılır. Her iki yöntemde gözlenen değişkenlerin hatasız ölçüldüğünü, artıkların modeldeki diğer değişkenlerden atıklardan bağımsız olduğunu varsaymaktadır. Ayrıca her iki yöntemde tek yönlü nedensel ilişkiler analiz edilebilmektedir.

YEM analizi ise hem ölçüm hem de yapısal modelleri daha kapsamlı ve teorik olarak daha zengin analizlerin yapılmasına imkân tanımaktadır. Görüldüğü gibi regresyon ve yol analizleri gözlenen değişkenlerle sınırlı iken, YEM doğrudan ölçülemeyen örtük değişkenleri de analiz edebilmektedir. Bu durum ölçüm hatasını en aza indirip daha doğru ve güvenilir sonuçlar sağlar. YEM ölçüm modellerini ve yapısal modelleri eş zamanlı olarak analiz edebilirken, yol ve regresyon analizleri bu ayrımı yapamaz. Regresyon analizinde bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında dolaysız ilişkiler incelenebilirken, yol analizi bu modele dolaylı etkileri ilave edebilir, fakat YEM bu analizlerin ötesine geçerek daha çok karmaşık ve hiyerarşik ilişkileri modelleyip analiz edebilir. Ayrıca YEM modelin verilerle uyumunu gösteren çok

sayıda model uyum istatistikleri sunabilirken, regresyon yol analizleri bu tür uyum ölçütleri sunamamaktadır. Kısaca YEM yol ve regresyon yöntemlerine kıyasla teorik modellerin sınanmasında daha kapsamlı ve esnek modelleme imkânları sunmaktadır.

Yapısal eşitlik modellemesinde (YEM) modellerin ne derece doğru belirlendiği ve verilerin çok değişkenli normal dağılıma uyup uymadığı iki önemli konudur. Hipotezleştirilen model doğru bir şekilde oluşturulduğunda ve gözlenen değişkenler çok değişkenli normal dağılıma sahipse Maksimum Olabilirlik (ML), Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) ve Ağırlıklı En Küçük Kareler (WLS) gibi farklı tahmin tekniklerinin aynı optimuma yakınsayan ve benzer asimptotik özelliklere sahip tahminler üreteceği kabul edilmektedir (Browne, 1984). İdeal koşullar altında, yöntemler arasındaki seçim bu nedenle keyfidir. Daha gerçekçi olan yanlış tanımlanmış modeller ve çok değişkenli normal dağılıma sahip olmayan veriler varsayımı altında, farklı tahmin teknikleri aynı optimuma yakınsamayabilir. Bu durumda şu soru gündeme gelebilir: İdeal koşullar sağlanmadığında hangi tahmin tekniği, eğer varsa, tercih edilir? Bu soruyu yanıtlamak için, yapısal denklem modellerinin yeterliliğini değerlendirmek için kullanılabilecek alternatif kriterleri ele alınıp farklı tahmin teknikleri tarafından sağlanan modelin test edilmesi gerekir (Schumacker & Lomax, 2010).

Bu araştırmanın amacı DOKA bölgesindeki devlet bankası çalışanlarının bilgi yönetimi, örgütsel öğrenme ve motivasyon araçlarına yönelik tutum faktörlerinin duygusal bağlılık ve örgütsel performans üzerindeki ilişkilerini farklı tahmin teknikleri (Maksimum Olabilirlik, Robust Maksimum Olabilirlik, Ağırlıksız En küçük Kareler, Robust ağırlıklı en küçük kareler ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler) kullanılarak YEM ile ölçülmesi ve sonuçların uyum indeksleri yardımıyla karşılaştırılmasıdır. Çalışma altı bölüm altında yapılandırılmıştır.

Araştırmanın birinci bölümünde YEM'in Tarihçesi ve YEM'le ilgili temel kavramlar, YEM'in varsayımları ve YEM'in aşamalarından oluşmaktadır. Araştırmanın ikinci bölümünde ise araştırmanın uygulamasında kullanılan tahmin teknikleri hakkında bilgi verilmiştir. Araştırmanın üçüncü bölümünde YEM analizi sonucu oluşturulan modelin uyum iyiliğinin değerlendirilmesinde kullanılan indeksler mutlak uyum indeksleri, artımlı uyum indeksleri ve basit uyum indeksleri olmak üzere üç grup altında teknik ayrıntıları ile tartışılmıştır. Araştırmanın dördüncü bölümünde

arařtırma konusu olan modelin kavramsal çerçevesi ve hipotezleri oluşturulmuřtur. Beřinci bölümde ise arařtırmanın kavramsal modeli uygun olan tahmin teknikleri ile elde edilen ampirik sonuçlar deęerlendirilmiřtir. Arařtırmanın altıncı ve son bölümünde ise çalıřmanın sonuçlarına ve gelecekteki çalıřmalara ıřık tutacak önerilere yer verilmiřtir.



1. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ VE TEMEL KAVRAMLAR

Alan yazın bilgilerinin yer aldığı bu bölümde Yapısal Eşitlik Modellemesinin (YEM) tarihsel süreci YEM’de kullanılan değişkenler ve YEM’in varsayımları ve YEM uygulamalarının aşamalarıyla ilgili temel bilgilere yer verilmektedir.

1.1. Yapısal Eşitlik Modellemesinin (YEM) Tarihçesi

YEM zaman içerisinde gelişerek günümüzde popülerliğini devam ettirmektedir. YEM ilk olarak psikoloji ve sosyoloji daha sonra birçok bilim alanında geliştirilmiş çok değişkenli bir istatistik tahmin tekniğidir. Günümüzde bu tekniği eğitim bilimleri, davranış bilimleri, pazarlama ve tıp alanlarında sıklıkla görmekteyiz (Bayram, 2013, s.1). Kapsamlı bir istatistiksel yaklaşım olan YEM, gözlenen değişkenler ve doğrudan gözlenmeyen örtük değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerini araştırmaktadır (Schumacker & Lomax, 2010: 2). YEM, birden fazla değişkeni içeren karmaşık araştırma modelleri (yapıları) arasındaki ilişkileri test etme ve tahmin etme yeteneğine sahip çok değişkenli bir yöntemdir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). Sosyal ve davranışsal bilimlerin gelişmesine bağlı olarak, YEM gibi ileri yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntem çok sayıda gözlenen ve örtük değişkene sahip ve basit araştırma modelleriyle ele alınamayan çok karmaşık ve hiyerarşik ilişkiler içeren modelleri analiz etmektedir (Schumacker & Lomax, 2010; Jöreskog & Sörbom, 1982). YEM’de toplanan verilerin normal dağılıma sahip olup olmadıkları ve eksik veri içerip içermedikleri incelenmelidir. Ayrıca analiz edilen verilerin sürekli ve sıralı ölçeğe uygun olduğundan emin olunmalıdır. YEM’de ölçeğin araştırma modeline uygunluğunun tespiti için ön test yapılmalıdır. Daha sonra ise araştırma hipotezlerinin test edilmesi aşamasına geçilmelidir (Ghaleb & Yaşlıoğlu, 2024: 70).

Regresyon analizi ve faktör analizinin birleşmesiyle oluşan YEM, sıklıkla örtük ve gözlenen değişkenlerle modellerin test edilmesini sağlayan çok değişkenli istatistik analiz yöntemidir (Gürbüz & Şahin, 2018: 339). Çok değişkenli tekniklerin hiçbirisi araştırma modelini tek bir kapsamlı modelle ele almamızı sağlayamaz. Fakat YEM çok sayıdaki bağımlı ilişkiyi tek bir model üzerinde analiz edilmesine imkân sağlar. Bu durum, karmaşık ilişkilerinde aynı zamanda analiz edilebilmesine de fırsat verir. Özellikle, bir bağımlı değişken, daha sonraki fonksiyonda bağımsız değişken

durumuna geçiyorsa YEM kullanılmaktadır (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 578).

YEM'in temellerini oluşturan nedensel ilişkiler sırası ile regresyon analizi ardından yol analizi ve doğrulayıcı faktör analizlerinde kullanılmıştır. Yapısal eşitlik modellemesinin tarihi, başlangıçta yol analizi ardından ölçüm modeli ve yapısal modellerin kavramsal birleşimi son olarak genel tahmin süreçleri olmak üzere üç temel bileşenden meydana gelmiştir (Bollen, 1989: 4). YEM'in başlangıcı 20. yüzyılın başlarında Spearman (1904), tarafından geliştirilen keşfedici faktör analizine dayanmaktadır. Spearman'dan sonra biyogenetikçi Wright (1921) yol analizlerinin temellerini geliştirmiştir. Wright, gözlenen kovaryansların, bir dizi gözlenen değişken arasındaki hem doğrudan hem de dolaylı etkilerinin parametreleri ile nasıl ilişkili olabileceğini göstermiştir. Wright ayrıca günümüzde halen kullanılan yol diyagramını ya da diğer bir ifadeyle nedensel hipotezlerin grafiksel gösterimini geliştirilmiştir (Kline, 2019: 23).

Wright, yol analizinin üç temel yönünü tanımlamıştır. Bunlar; yol diyagramı, kovaryans ve korelasyonların etkisi ve eşitliklerinin ayrıştırılmasıdır. Yol diyagramı, model parametreleriyle ilişkilendirilen değişkenlerin korelasyon denklemlerini yazmak için belirli kurallar önerir. Bu da yol analizinin ikinci yönünü oluşturur. Üçüncü yönü ise, bir değişkenin başka bir değişkene doğrudan, dolaylı ve toplam etkilerini ayırt etmesidir. Doğrudan etkiler, başka bir değişken aracılığı olmaksızın gerçekleşir. Dolaylı etkiler, en az bir başka değişken aracılığıyla gerçekleşir ve toplam etkiler, doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamıdır (Bollen, 1989: 4).

YEM'in tarihi; istatistik, sosyal bilimler ve diğer disiplinlerdeki gelişmelerin toplamından oluşmaktadır. İlk adımları keşfedici faktör analizi, doğrulayıcı faktör analizi, yol analizi gibi çok değişkenli tekniklerin geliştirilmesi ile atılmıştır. Ancak, modern YEM temellerinin daha yakın zamanlarda atıldığını görmekteyiz. İşte YEM'in tarihçesi ile ilgili aşağıdaki bazı önemli kilometre taşları şunlardır:

Keşfedici Faktör Analizi (KFA): KFA, belirli bir olguyu ölçeğe yönelik çok sayıdaki değişken arasındaki ilişkilere dayanarak, verilerden kavramsal olarak daha anlamlı, kolay anlaşılır ve özet olarak yorumlanmasını sağlayan çok değişkenli bir analiz yöntemidir. Bir diğer anlatımla belirli bir olguyu tanımlayan çok sayıdaki gözlenen değişkenden, faktör olarak adlandırılan kavramsal olarak bir dizi değişkeni

türetebilen çok değişkenli bir istatistik analiz yöntemidir (Albayrak, 2019: 108-109). Faktör analizinin teorik yapısı daha çok matematik yönü ağır basan psikolog F. Galton, C. Spearman, C. Burt, G.H. Tomson, K. NM Pearson, L. L.Trustone ve H. Hotelling gibi bilim adamları tarafından geliştirilmiştir (Harman, 1967: 3-6). Yakın zamanda faktör analize özellikle J. B. Carol, H. F. Kaiser, J. O. Neahaus ve C. Vurigley'in önemli katkıları olmuştur (Mucuk, 1978: 34). Günümüzde ise modern faktör analizinin mimarları arasında B. Furunchter, H. H. Harman ve R.J. Rummel yer almaktadır (Albayrak, 2019: 105).

Doğrulamalı Faktör Analizi (DFA): Howe (1995), Anderson ve Rubin, (1956) ve Lawley, (1958) tarafından yapılan çalışmalara dayanmaktadır. Karl Jöreskog (1969) yılında DFA hakkında ilk makalesini yayınlayarak ilk DFA yazılım programının geliştirilmesinde önemli katkılarda bulunmuştur. Keşfedici faktör analizi, birçok disiplinde kullanılan ölçüm araçlarını oluşturmak için uzun süredir kullanılırken, DFA günümüzde bu teorik yapıların varlığını test etmek için kullanılmaktadır (Schumacher & Lomax, 2004: 4) .

Faktör analizi ve yol analizi 1970'lerin başlarında üç bilim insanının birleştirilmiş (K.G. Jöreskog, J.K. Keesling ve D. Wiley) ve Bentler (1980), tarafından JWK modeli olarak adlandırılarak YEM tarihinde yerini almıştır. JWK modeli ile adlandırılan modelleri analiz edebilmek için 1970'lerde günümüzde halen kullanılan bilgisayar programlarından olan LISREL (Linear Structural Relationships Model) geliştirilmiştir.

YEM'in tarihsel sürecinde çeşitli bilgisayar programları kullanılmıştır (Boker vd., 2011; Kline, 2011; Lei & Wu, 2007). LISCOMP programını Muthen (1987), LINCOS programı Schoenberg ve Arminger (1988), COSAN programını Fraser ve McDonald (1988), SEPATH programı Steiger (1994), MECOSA 3 programı Arminger (1997), Analysis of Moment Structures (AMOS) programı Arbuckle ve Wothke (1999), Linear Structural Relationships (LISREL) programı Jöreskog ve Sörbom (2000), RAMONA programı Browne ve Mels (2000), EQS programı Bentler (2006), Mplus programı Muthén ve Muthén, (2004), Mx programı Neale, Boker, Xi ve Maes (1999) ve CALIS programı PROC CALIS (2009) olmak üzere YEM analizlerini gerçekleştirmek için kullanılan önemli yazılımlar arasında yer almaktadırlar (İlhan & Çetin, 2014). Bu yazılım programlarının her biri kendine

özgüdür ve bazıları farklı YEM uygulamalarını yürütmek için özel özellikler sunar. Bu programlarının çoğu istatistik analizleri yaparken ham veri kullanır (örneğin, ortalamalar, korelasyonlar, eksik veri kuralları), eksik verileri işlemek ve aykırı değerleri tespit etmek için rutinler sağlar, programın sözdizimini oluşturur, modeli şemalandırır ve bir teorik modelin verilerinin ve şekillerinin içe ve dışa aktarılmasını sağlar. Ayrıca, programların çoğu, kullanıcı kılavuzlarında açıkça açıklanan veri setleri ve program örnekleriyle birlikte gelir (Schumacker & Lomax, 2010: 8).

Yapısal eşitlik modellemesinin yöntemleri çok değişkenli istatistiksel analiz uygulamalarının en temel ögesi olarak kabul edilir. YEM keşfedici faktör analizi ve regresyon analizi gibi çok değişkenli istatistik teknikleri kapsayarak, geniş çerçeveye sahip bir yöntem olarak tanımlanabilir. Birçok istatistik paket programında yapısal eşitlik modellemesi değişik parametreleri içeren analizleri yapabilme kabiliyetine sahiptir.

Zaman içerisinde gelişen ve değişen günümüzün YEM örnekleri, örtük değişken modelleri ve örtük değişkenlerin ve etkileşimli etkilerinin kestirimi çalışmalarından oluşmaktadır. Muthen'in (1984) sıralı veriler için geliştirdiği yöntemler ile yine bu zaman aralığında YEM'in çok düzeyli modellerle buluşmasıdır (Kline, 2019: 23).

1.2. YEM'de Kullanılan Temel Kavramlar

Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), diğer çok değişkenli istatistik modelleme tekniklerinden farklı olarak kendine özgü kavramlara sahiptir. Bundan dolayı YEM'in daha kolay ve sağlıklı olarak kavranabilmesi için öncelikle bu terimlerin anlaşılması önemlidir. Bu nedenle, YEM'in temel kavramlarına bu bölümde detaylı olarak değinilecektir.

1.2.1. Gözlenen ve Örtük Değişkenler

Evreni tanımlayan ve farklı değerler alabilen özelliklere değişken adı verilmektedir. Yapısal Eşitlik Modellemesinde gözlenen (observed/manifest variable) ve örtük değişkenler (latent variable) olmak üzere iki tür değişken söz konusudur. Gözlenen (ölçülebilen) değişkenler, örtük (doğrudan ölçülemeyen) değişkenleri veya yapıyı tanımlamak için ölçülebilen değişkenlerdir. Örneğin, gayrisafi milli gelir,

perakende satışlar veya ihracat satışları gözlenen değişkenlere örnek olarak verilebilir. (Schumacker & Lomax, 2010: 3; Bayram, 2013: 2). Örtük değişkenler, doğrudan gözlemlenemeyen veya ölçülemeyen değişkenlerdir. Müzik yeteneği, iş tatmini, çevreye karşı tutum ve zekâ bunlara örnek verilebilir (Bayram, 2013: 3). Dolaylı olarak ölçülebilen örtük değişkenler, testler, anketler ve benzeri yöntemlerle ölçülen bir dizi gözlenen değişkenden türetilir (Schumacker & Lomax, 2010: 3).

1.2.2. Dışsal ve İçsel Değişkenler

YEM, teorik bir modeldeki değişkenler arasındaki ilişkileri, diğer bir ifade ile nedensel ilişkilere ait hipotezleri test etmek ve doğrulamak amacıyla kullanılan önemli birçok değişkenli istatistik yöntemidir. Bu yapı, literatürde dışsal (bağımsız) ve içsel (bağımlı) değişkenlerden oluşan iki tür değişkenin uygun şekilde tanımlanmasını içerir (Bayram, 2013: 4). Dışsal değişkenlerin modeldeki değişimleri doğrudan açıklanamıyor iken, içsel değişkenlerin modeldeki değişimleri diğer değişkenler tarafından açıklanabilmektedir.

Yunanca kökenli “egzojen” ve “endojen” terimleri, “dışsal” ve “içsel” anlamlarına gelen “exo” ve “endos” kelimelerinden türetilmiştir. İçsel değişkenler, modeldeki en az bir diğer değişkenden gelen bir yol (tek yönlü ok) tarafından etkilenen veya başka bir değişken tarafından tahmin edilen değişkenlerdir. Dışsal değişkenler ise, modeldeki diğer değişkenler tarafından açıklanmayan değişkenlerdir. Dışsal değişkenlere modelde herhangi bir diğer değişkenden gelen yol bulunmaz. Ancak, kendi aralarında (iki yönlü oklarla) ilişkilendirilebilirler. Bir değişken, başka bir değişkene göre dışsal olarak işlev görebilir. Ancak bu değişkenin içsel olma niteliğini değiştirmez (Raykov & Marcoulides, 2006: 11).

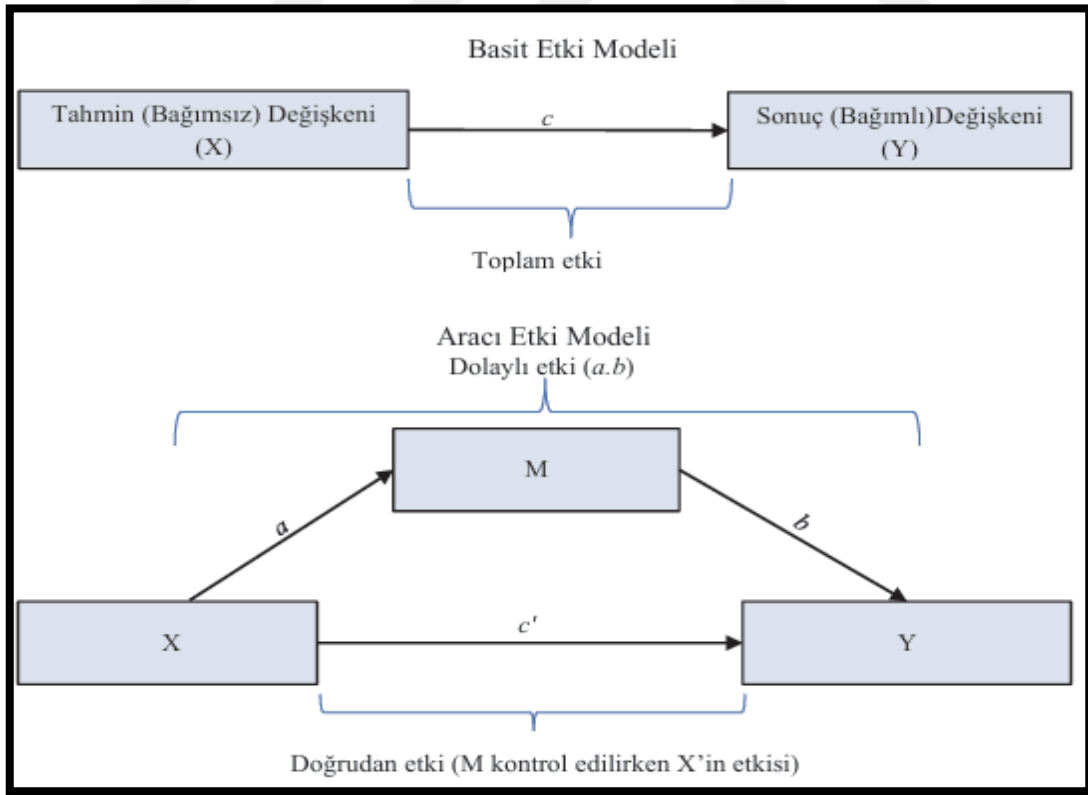
1.2.3. Aracı ve Düzenleyici Değişkenler

Müdahaleci değişken olarak da tanımlanan aracı (mediator) değişken, bağımsız değişkenin etkisinin, bağımlı değişkene (sonuç değişkenine) ileten değişkendir (Gürbüz ve Şahin, 2018). Şekil 1’e baktığımızda, bağımsız değişken (X) ve bağımlı değişken (Y) arasında bağlantı mekanizması gibi çalışan aracı değişken (M), bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini açıklamaya yardımcı olmaktadır (Baron & Kenny, 1986).

Şekil 1’de altta sunulan model basit etki modeli olup burada X ’in, Y üzerindeki etkisi c yolu ile belirtilmektedir. Bu etki genellikle toplam etki olarak da ifade edilmektedir. Şekil 1’de altta yer alan model ise basit aracılık etkisini gösteren modeldir. Aracı etki modelinde; X ’in Y üzerine etkisi, üçüncü bir değişken olan aracı değişken (M) vasıtasıyla sağlanmakta ve M değişkeni bir bakıma X ’in etkisini Y ’ye aktarmaktadır. Aracı etki modelinde X ’in M üzerindeki etkisi a yolu ile, M ’nin Y üzerindeki etkisi ise b yolu ile gösterilmiştir.

Aracı değişken olan M ile X aynı anda modele dâhil edildiğinde, X ’in Y ’ye olan etkisi ise c' yolu ile gösterilmiştir. Anlatımlarda geçen; a , b , c ve c' harfleri ile gösterilen yollar aslında standartlaştırılmamış regresyon katsayılarıdır. Modeldeki a ve b yolların çarpımı ($a.b$) ile elde edilen etkiye dolaylı etki, c' ile gösterilen etkiye ise doğrudan etki denilmektedir. Doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamı toplam etkiyi verir. Buradan X bağımsız değişkeninin Y bağımlı değişkeni üzerindeki dolaylı etkisi Şekil 1’e bakılırsa şu şekilde ifade edilir:

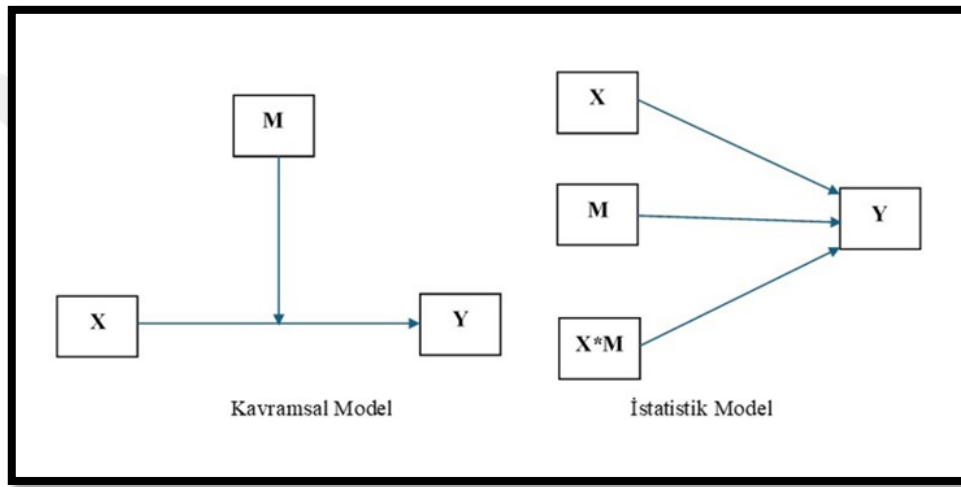
$$ab = c - c'$$



Şekil 1. Basit ve aracılık etki modelleri ve etki türleri

Düzenleyici (Moderatör) Değişken: Bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkinin yönünü ve boyutunu birlikte etkileyen değişkene düzenleyici değişken denir. Bir değişkenin düzenleyici değişken olup olmadığını görmek için Şekil 2'deki istatistik model test edilir (Baron & Kenny, 1986: 1174; Gürbüz & Bayık, 2021).

Şekil 2'de bir X bağımsız değişkeni ile Y bağımlı değişkeni arasındaki ilişkinin yönü ve derecesi, üçüncü bir değişken olan M 'nin seviyelerinden etkileniyor ise M 'ye bu iki değişkenin arasındaki düzenleyici değişkeni denir.



Şekil 2. Düzenleyici (Moderatör) değişken

Modelde düzenleyici değişkenin ilişkisel yapısı, aracı değişkende olduğu gibi yol diyagramlarıyla ifade edilebilir. Düzenleyici değişkenin yer aldığı bir modelin diyagram aracılığıyla gösteriminde üç farklı nedensel yol ile tanımlanır. Bu yollar; bağımsız değişkenin bağımlı değişkenle olan ilişkisi (X 'den Y 'ye), düzenleyici değişkenin bağımlı değişkenle (M 'den Y 'ye) olan ilişkisi ve bağımsız değişken ile düzenleyici değişkenin birlikte bağımlı değişken üzerindeki etkisini temsil eder ($X*M$ 'den Y 'ye). Bu üç nedensel yol, Şekil 2'de istatistiksel modelde gösterilmiştir.

1.2.4. Varyans-Kovaryans ve Korelasyon Matrisleri

Varyans, bir değişkenin birim değerlerin kendi aritmetik ortalamasından kareli uzaklıklarının ortalaması olarak tanımlanmaktadır. Bir veri diziliminde değerlerin ortalamadan uzaklıklarının karelerinin ortalamasıdır. Diğer bir ifade ile veriler

aritmetik ortalamaya ne kadar yakın ise varyansı da o kadar küçük olur. Bu nedenle varyans değerlerin aritmetik ortalama etrafında ne ölçekte veya ne derecede yaygın olduğunu gösterir (Jöreskog & Sörbom, 2000; Gürbüz ve Şahin, 2018: 210).

Kovaryans X ve Y olmak üzere iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin yönünü ve gücünü gösterir. Eğer iki değişken arasında pozitif doğrusal bir ilişki varsa kovaryans katsayısı pozitifdir. Eğer iki değişken arasında ters yönlü ilişki varsa kovaryans katsayısı negatif işaretlidir. Değişkenler arasında doğrusal bir ilişki yoksa kovaryans sıfırdır. Kovaryans istatistiği $+\infty$ ile $-\infty$ arasında değer almaktadır (Bayram, 2013: 8). İki metrik ölçekli rassal değişken arasındaki doğrusal ilişkinin yönünü belirleyen kovaryans katsayısı hesaplanması Eşitlik 1.1’de gösterilmektedir.

$$S_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n - 1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{n - 1} \rightarrow (-\infty < S_{XY} < +\infty) \quad (1.1)$$

Yukarıdaki eşitlikte S_{XY} , X ve Y değişkenleri arasındaki kovaryans katsayısını ve x_i ile y_i ilgili değişkenin ortalamaya göre düzeltilmiş birim değerlerini ve n ise örneklem hacmini göstermektedir. Eşitlik 1.1’in payı iki değişkenin ortalamaya göre düzeltilmiş birim değerlerin çarpımlarının toplamını **SSCP_t** göstermektedir. Aynı zamanda “simetrik çarpımlar toplamı” olarak bilinmektedir. Eşitliğin paydası serbestlik derecesini gösterir. Genellikle ilgili değişkene ait kareler toplamı (SS), kareler toplamı ve bir simetrik çarpımlar matrisinde (**SSCP**); varyanslar ve kovaryanslar ise bir kovaryans matrisinde (**S**) özetlenmektedir. Bu matrisler simetrik matrislerdir.

Bir değişken setine ait varyans ve kovaryansların toplu olarak gösterildiği matrise varyans-kovaryans matrisi adı verilmektedir. Bu matrisin hesaplanması Eşitlik 1.2’de gösterilmektedir.

$$\mathbf{SSCP}_t = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, S = \frac{\mathbf{SSCP}_t}{df} = \begin{bmatrix} V_X & KV_{XY} \\ KV_{YX} & V_Y \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Kovaryans mutlak değerinin alt sınırı, iki değişken arasında doğrusal korelasyon olmadığını gösteren sıfır olmasına rağmen üst sınırı bulunmaz. Bu durum kovaryans matrisinden değişkenler arasındaki ilişkileri yorumlamayı

güçleştirmektedir. Bu nedenle veriler genelde standartlaştırmaktadır (Albayrak, 2019: 32). Korelasyon matrisi ile kovaryans matrisinin standartlaştırılmış (ölçü biriminden arındırılmış) şeklidir. Bir benzetme yapmak gerekirse kovaryans matrisi binanın kendisi ise korelasyon matrisi binanın maketidir. Maket bina hakkında çok bilgi içerir fakat ayrıntıları içermeyebilir (Albayrak, 2019: 32-33).

Basit Pearson korelasyon katsayısı r_{XY} iki metrik ölçekli değişken arasındaki ilişkinin derecesini ve yönünü belirler. Fakat değişkenler arasındaki nedensel ilişkiyi göstermez. Diğer bir anlatımla değişkenler arasındaki bir ilişkinin varlığı neden sonuç ilişkisi için yeterli kanıt sağlamaz (Gürbüz & Şahin, 2018: 261-262). Pearson korelasyon katsayısı Eşitlik 1.3'te verilen formülle hesaplanmaktadır.

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n-1)s_X s_Y} = \frac{S_{XY}}{s_X s_Y} \rightarrow (-1 \leq r \leq +1) \quad (1.3)$$

Pearson korelasyon katsayısı iki metrik ölçekli değişken arasındaki ilişkinin yönünü ve derecesini belirler ve -1 ile +1 arasında değerler alır. Pearson korelasyon katsayısı kovaryans katsayısının iki değişkenin standart sapmalarının çarpımına bölünüp standartlaştırılmasıyla elde edilmektedir.

1.2.5. Yol Diyagramı ve Sembolleri

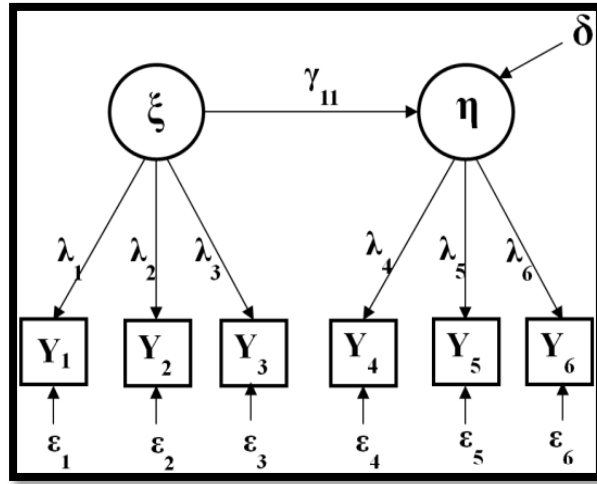
“Bir resim, bin kelimedenden değerlidir” sözü ile Kline (2005) araştırmacının analiz sonucunda tanımladığı modeli görsel olarak gösterebilmesinin avantajını vurgulamıştır. Yapısal Eşitlik Modellemesinde, genellikle kavramsal modelin test edilmesinde yol diyagramları kullanılır. Bu diyagramlar, değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri görsel olarak ifade eder. Araştırmacılara modeldeki karmaşık ilişkileri anlamaları ve analiz sonuçlarını görsel bir şekilde ifade etmeleri konusunda büyük fayda sağlar. Yol diyagramlarını yorumlamak için kullanılan şekil ve sembollerin tanınması, modelin doğru bir şekilde anlaşılması açısından kritik öneme sahiptir. Bu semboller, gözlenen ve örtük değişkenler için kullanılan sembollerden, hataları, regresyon katsayılarını, nedensel ilişkileri ve korelasyonları belirten sembolere kadar çeşitli şekil ve sembolleri içerir. Bu sembollerin isimleri ve gösterimi

Tablo 1 ve Tablo 2’de gösterilmektedir (Bollen, 1989: 32-33; Schumacker & Lomax, 2010, s. 146).

Tablo 1. Yapısal eşitlik modellemesinde kullanılan simgeler ve açıklamaları

Simge	Simgenin Açıklaması
X	Gözlenen dışsal değişken
Y	Gözlenen içsel değişken
ζ	Örtük dışsal değişken
η	Örtük içsel değişken
λ	Örtük dışsal değişken ile gözlenen değişken arasındaki faktör yükü
δ	Gözlenen dışsal değişkendeki ölçüm hatası
ε	Gözlenen içsel değişkenin ölçüm hatası
ζ	Örtük içsel değişkenin hata terimi
γ	Dışsal örtük bir değişkenden içsel bir örtük değişkene olan yapısal katsayı
β	İçsel örtük bir değişkenin diğer bir içsel değişkene olan yapısal etkisi
ϕ	İki örtük dışsal değişken arasındaki kovaryans veya korelasyon katsayısı

Yol (path) diyagramı eşanlı eşitlikler sisteminin görsel ifadesidir (Bollen, 1989). Yol diyagramının avantajı belirlenen varsayımsal ilişkilerin bir resim ile gösterilmesidir. Yol diyagramı, sistem eşitliklerine ilişkin tüm bilgileri içermektedirler. YEM’de yaygın olarak kullanılan şekiller ve bu şekillerin açıklamaları Tablo 2’de verilmektedir (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018: 260-261).



Şekil 3. Yol diyagramına bir örnek

Tablo 2. Yem’de yaygın olarak kullanılan şekiller ve açıklamaları

Sembol	Sembolün Açıklaması
	Kare veya dikdörtgen kutu gözlenen bağımlı veya bağımsız değişkenleri (X veya Y) ifade eder.
	Daire veya elips bağımlı veya bağımsız (η , ξ) örtük değişkeni gösterir.
	Örtük içsel değişkenin (ξ) hata terimi ve gözlenen içsel değişkendeki (ε) ölçüm hatası.
	Gözlenen değişkenin örtük değişken üzerine olan faktör yükü.
	Örtük değişkenler arasındaki nedensel katsayı.
	İki değişken arasındaki korelasyonel ilişki (nedensel olmayan yönsüz ilişki).
	Değişkenler arası karşılıklı etkileşim (reciprocal effect).

Şekil 3’teki δ (delta) gözlenen dışsal değişkendeki ölçüm hatası, γ (gamma) dışsal örtük bir değişkenden içsel bir örtük değişkene olan yapısal katsayı, ξ (ksi) örtük dışsal değişken, η (eta) örtük içsel değişken, λ (örtük dışsal değişken ile gözlenen değişken arasındaki faktör yükü ve ε (gözlenen içsel değişkenin ölçüm hatası) şeklindedir.

1.2.6. Keşfedici Faktör Analizi

Keşfedici Faktör analizi (KFA), herhangi bir olguyu tanımlayan çok sayıdaki değişken arasındaki iç ilişkilere dayanarak değişken uzayını; kavramsal olarak anlamlı, kolay anlaşılır ve özet biçiminde yorumlanmasını sağlayan birbirinden bağımsız veya göreceli olarak birbirinden bağımsız daha az boyutlu faktör uzayına indirgeyen çok değişkenli bir tekniktir (Albayrak, 2019: 108-109). KFA'nın temel amacı herhangi bir olguyla ilgili çok sayıda değişken arasındaki ilişkilerin hangi nedenlerden (faktörlerden) kaynaklandığını ortaya koymaktır. Bu temel varsayım KFA'yı Temel Bileşenler Analizinden ayıran en temel özelliktir. Bu nedenle Temel Bileşenler Analizinde türetilen her bir bileşen analizdeki değişkenleri bir fonksiyonu olarak ifade edilirken, Keşfedici Faktör Analizinde ise analizdeki her bir gözlenen değişken faktör uzayında türetilen faktörlerin ve değişkenlere ait spesifik varyansın bir fonksiyonu olarak ifade edilmektedir (Albayrak, 2019).

Şekil 4'te bir Keşfedici Faktör Analizi örneği görülmektedir. Bu modelde 6 boyutlu değişken uzayı kavramsal olarak anlamlı iki boyutlu faktör uzayına indirgeniği görülmektedir. KFA daha çok teori (kuram) geliştirmek amacıyla kullanılabilen bir çok değişkenli teknik iken aşağıda açıklanacak olan Doğrulayıcı Faktör analizi (DFA) daha çok önceden geliştirilen kuramları test etmek amacıyla kullanılan çok değişkenli bir tekniktir.

Bir faktör analizi yürütürken, araştırmacı kullanılan döndürme türü (ortogonal veya eğik), türetilcek faktör sayısı, bir faktör yüklemesinin anlamlı olduğunu düşünmek için kriterler ve son olarak elde edilen faktörlerin doğası hakkında kararlar vermelidir. Keşfedici faktör analizinde, yukarıda belirtilen kategorilere ilişkin kararlar verilir ve ortaya çıkan faktör yapısı yorumlanır.

1.2.7. Doğrulayıcı Faktör Analizi

Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA), daha önceden tanımlanmış ve sınırlandırılmış bir yapının, bir model olarak doğrulanıp doğrulanmadığını test eden bir analizdir. Bu doğrultuda DFA oluşturulan kuramsal yapının geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılır. Doğrulayıcı Faktör Analizi, Keşfedici Faktör analizi ile elde edilen değişken gruplarının hangi faktör ile yüksek düzeyde ilişkili olduğunu test etmede, belirlenen “ k ” sayıda faktöre katkıda bulunan değişken

gruplarını, bu faktörlerce yeterince temsil edilip edilmediğinin belirlenmesinde DFA kullanılır. Bu amaçla değişkenlerin faktörlerle ve faktörlerinde kendi aralarında kurulan ilişkilerin incelenmesine odaklanılır. Doğrulamalı Faktör Analizinde, değişkenler arasındaki ilişkilere ait yapısal hipotezlerin test edilmesi ve doğrulanması amaçlanmaktadır. Araştırmacı analiz öncesinde modelde tanımlanan değişkenlerin yapısı ile ilgili bilgiye sahip olup bu doğrultuda modeli güçlü kuramsal ve ampirik temele dayandırmış olmalıdır (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018).

Diğer bir ifade ile DFA’da, kuramsal bilgilere dayalı olarak belirlenen gözlenen değişkenlerin örtük değişkenlerle ve örtük değişkenlerin de kendi aralarında ilişkili olduğu kanıtlanmaya çalışılır. Araştırmacı kurama dayalı olarak geliştirdiği modelin doğrulanıp doğrulanmadığını ya da beklenen modelle gözlenen modelin ne ölçüde uyum gösterdiğini belirlemeyi amaçlar. Bu açıdan Doğrulamalı Faktör Analizi kuramsal bilginin sınanması ve doğrulanması amacıyla kullanılır. Bu yönüyle Keşfedici Faktör Analizinde ciddi biçimde ayrılır (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018).

DFA’da araştırmacılar ölçüm hataları arasındaki korelasyonu belirlerken, faktörlerin birbirleriyle korelasyonlarının eşit olması beklenmektedir. Model araştırmacı tarafından tamamen teorik olarak belirlenip DFA ile test edilmiş model olabileceği gibi, KFA sonucunda elde edilmiş bir model de olabilir. Her bir maddenin sadece kendisini açıkladığı varsayılan örtük değişkeni ile ilişkisi modelde tanımlanmış, diğer örtük değişkenlerle ilişkisinin “0” olduğu şeklinde teorik varsayımla model oluşturulur. Modelin aşamaları aşağıdaki gibi verilmiştir (Aytaç & Öngen, 2012).

Modelin Belirlenmesi: DFA’da ilk aşama, modelin belirlenmesidir. Doğrulamalı faktör modelinde ortak faktörlerin ve gözlenen değişkenlerin sayıları, özgün faktörler arasındaki varyans ve kovaryans arasındaki ilişki, ortak faktörler arasındaki ilişki, gözlenen ve ortak faktörler arasındaki ilişkilerin belirtilmesi gerekir. Bu aşamada araştırmacılar teorik bir temele dayanan modeli oluşturur.

Modelin Tanımlanması: DFA’da model tanımlanırken modeldeki faktörler gözlenemez ve içsel ölçeklere sahip olmadıkları için her bir modele ait tek bir çözüm bulunmaktadır. Bu nedenle faktörler kendilerine has ölçeklerle ölçülmektedir. Model tanımlanması oluşturulduktan sonra; faktör yükleri, faktör korelasyonu ve ölçüm hata

varyansı tahmin edilir. Evren parametreleri tahmin aşamasında örnek veriler kullanılarak tahmin edilmektedir. Modeli tanımlarken tek tek bütün parametrelerin tanımlanması gerekmektedir

Modelin Tahmin Edilmesi: DFA’da ölçüm modelinde tahmin edilen her bir parametrenin, tahmin edilen varyans – kovaryans matrisi (Σ) ile örneklem varyans-kovaryans matrisiyle (S) mümkün olduğunca yakın değerlerin tahmini amaçlanmaktadır. Doğrulayıcı Faktör Modelinin tahmininde En Çok Olabilirlik, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler ve Ağırlıksız En Küçük Kareler gibi çeşitli tahmin teknikleri kullanılmaktadır. Büyük örneklemelerde, bu üç tahmin tekniklerinden tahmincilerin; yansız, tutarlı, etkin, yeterli ve normal dağılımdan gelmesi istenmektedir.

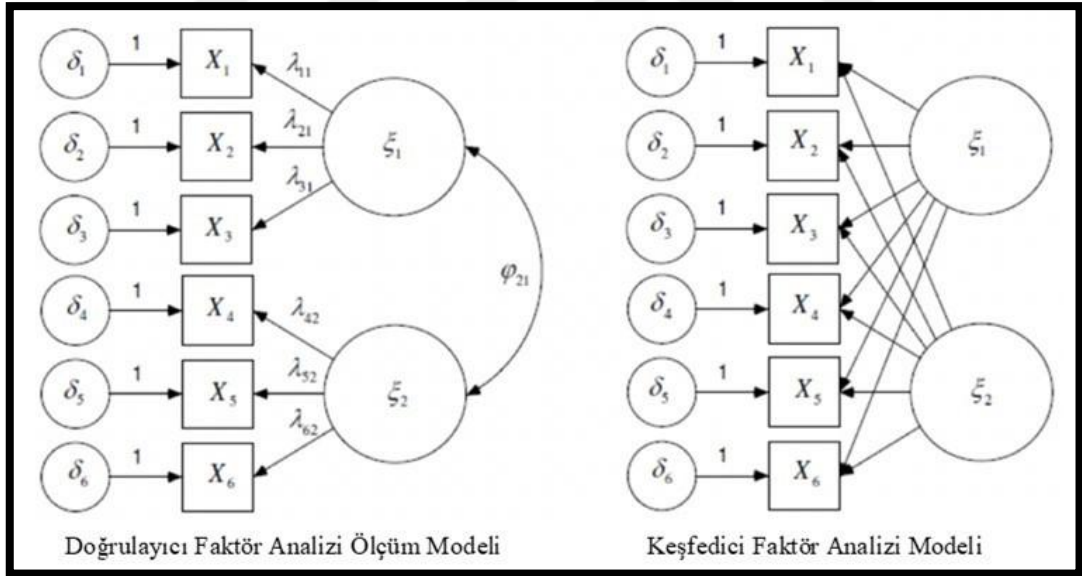
Modelin Değerlendirilmesi: Önerilen veya varsayılan modeller değerlendirilerek bilinmeyen parametrelerin tahminleri elde edilmektedir. Stevens (2002) değerlendirilen modelleri uygun modelin ölçülmesi ve tek model parametresi içermesi olmak üzere iki kategoriye ayırmaktadır. Uygun modellerdeki veriler kabul edilebilir, ancak modeldeki ilişkiler verileri tam olarak destekleyemeyebilir.

Model Uyum İyiliğinin Değerlendirilmesi: Veriye model uyumunun test edilmesi için çeşitli istatistikler bulunmaktadır En çok kullanılan istatistikler; ki-kare istatistiği, GFI, CFI ve RMSEA sayılabilir. Ki-kare istatistiği $\chi^2/df < 2$ mükemmel uyumu $\chi^2/df < 3$ kabul edilebilir bir uyumu gösterir (Kelloway, 1998). Uyum iyiliği indeksi (GFI) ve Karşılaştırmalı uyum indeksi (CFI); 0,90 veya daha üstü değerler kabul edilir uyumu gösterir. Yaklaşık hataların ortalama kare kökü (RMSEA); 0,10’dan küçük değerler kabul edilebilir uyumu göstermektedir.

Modelin Düzeltmesi: Model tahmini sonucunda uyum indeksleri kötü sonuç veriyse, teorik yapıya bağlı kalmak koşulu ile, modelin uyumunu geliştirmek için değişikliğe ihtiyaç duyabilir. Böylece değişkenler arasındaki ilişki daha iyi tahmin edilebilir. Düzeltme indekslerinde, kısıtlanmış parametreler tahmin edildiğinde χ^2 istatistiğinin ne kadar azalacağını tahmin etmektedir. İki modelden birinde kısıtlanan parametrenin, diğer modelde serbest bırakılması sonucunda oluşan χ^2 istatistikleri arasındaki fark düzeltme indeksini oluşturmaktadır (Aytaç & Öngen, 2012: 16-17).

1.2.8. Ölçüm Modeli

YEM içerisinde ölçüm modeli çok önemli bir rol oynamaktadır. Ölçüm yeterliliğini ve yapılar arası korelasyonu değerlendirerek, sistematik olarak ölçülen değişkenlerin ölçüm modelinde belirtilen temel teorik yapıyı ne kadar temsil ettiğini ve farklı örtük yapıların mantıksal olarak birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu inceler. Bu modelde, tüm yapılar dışsal (bağımsız) olarak kabul edilir ve aralarında nedensel olmayan çift yönlü bir ilişki araştırılır. Gözlemlenebilen değişkenlerin, çapraz yüklemeler olmaksızın yalnızca kendi belirledikleri yapıya yüklenmesine izin verilir ve farklı yapılar arasındaki korelasyonlar incelenebilir. Bu kapsamlı yaklaşım, YEM'i sosyal ve davranışsal bilimlerdeki karmaşık ilişkileri araştırmak için güçlü ve çok yönlü bir araç haline getirmektedir (Bhale, 2023). Ölçüm modeli, ortak örtük yapıların ve tüm korelasyonel ilişkilerin hesaplandığı modeldir. YEM'de öncelikle modeldeki yapılara ait ölçümlerin ilgili yapıları doğru ölçüp ölçmediğine bakılır. İkinci aşamada ise yapısal modeller incelenir.



Şekil 4. Örnek ölçüm modeli örneği

Araştırmacının elinde doğru bir ölçüm yoksa yapıları ölçtüğünü düşündüğü ifadeler söz konusu yapıyı yeterince ölçmüyorsa, yapısal modeli analiz etmenin bir anlamı kalmayacaktır (Dursun & Karagöz, 2010).

Ölçüm modelinde gözlenen değişkenlerle örtük değişkenler arasındaki nedensel ilişkiler tanımlanmaktadır. Şekil 4’de iki örtük değişken (ξ_1 ve ξ_2) ve 6 gözlenen değişkenden ($X1, X2, \dots X6$) oluşan bir ölçüm modeli gösterilmiştir. Ölçme modelindeki sembollerin açıklaması Tablo 2’de gösterilmiştir.

Şekil 4’te ξ_1 ve ξ_2 örtük dışsal değişkenler olup her birinin 3’er gözlenen dışsal değişkenle temsil edildiği görülmektedir. Ölçüm modeli üzerindeki lamdalar (λ) ilgili faktör yükünü, deltalar (δ) gözlenen değişkenin ölçüm hatasını ve fi katsayısı (ϕ) iki örtük dışsal değişken (ξ_1 ve ξ_2) arasındaki kovaryans veya korelasyon katsayısını göstermektedir.

Keşfedici faktör analizinde Şekil 4 ve Tablo 2’de gösterildiği gibi gözlenen değişkenler kare veya dikdörtgenler, daire veya ovaler ise örtük değişkenleri temsil etmektedir. Örtük değişkenin gözlenen değişken üzerindeki nedensel etkisi tek yönlü ok başlı düz çizgi ile gösterilir. ζ ile etiketlenen faktörler ortak faktörler olarak adlandırılır. Şekil 4’te δ ile etiketlenen daireler ilgili değişkenin ölçüm hatasını göstermektedir. Değişkenlerdeki hatalar, etkilerini birden fazla gözlenen değişkenle ortak olarak paylaşan ortak faktörlerin aksine, tek ve sadece bir gözlenen değişkene özgü etkilere sahiptir.

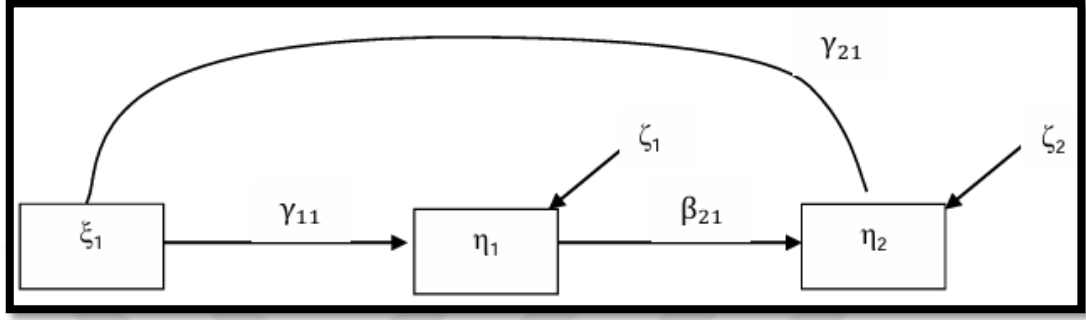
1.2.9. Yapısal Model

Yapısal eşitlik modellemesi ölçüm modeli ve yapısal model olmak üzere iki temel bileşenden oluşmaktadır. Yapısal model YEM’de örtük değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri tanımlar. Örtük değişkenler doğrudan ölçülemeyen ve ancak gözlenen değişkenler tarafından ölçülebilen olgulardır. Yapısal model örtük değişkenler arasındaki nedensel yolları ve ilişkileri gösterir. Bu ilişkiler dolaysız, dolaylı ve toplam etkiler olmak üzere üç grup altında belirlenebilmektedir. Dolaysız etkiler, bir örtük değişkenden diğerine olan aracısız etkileri ifade ederken, dolaylı etkiler bir veya daha fazla değişken üzerinden gerçekleşen etkileri ifade etmektedir. Ayrıca dolaylı ve dolaysız etkilerin toplamı ise toplam etkileri ifade etmektedir. Yapısal model bir kuram veya hipotezin nedensel ilişkilerini test etmek amacıyla kullanılır. Diğer bir anlatımla kavramsal bir çerçeveye göre tanımlanmış bir modeldeki ilişkileri (hipotezleri) test eder ve modelin veriyle olan uyum iyiliğinin derecesini

değerlendirir. Şekil 5'te bir yapısal eşitlik modeli örneği gösterilmiştir. Şekil 5'ten yararlanarak Eşitlik 1.4 ve Eşitlik 1.5'deki yapısal eşitlikler yazılmaktadır.

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1 \quad (1.4)$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2 \quad (1.5)$$



Şekil 5. Bir yapısal model örneği

Şekil 5'te yer alan ξ (ksi) dışsal örtük değişkenleri ve η (eta) içsel örtük değişkenleri ζ (zeta) örtük içsel hata terimi, γ (gamma) dışsal bir değişkenden içsel bir değişkene olan yapısal etkiyi ve β (beta) bağımsız içsel örtük bir değişkenden diğer bir bağımlı içsel örtük değişkene olan yapısal etkiyi gösterir. Burada ζ_1 ve ζ_2 hata terimleri dışsal örtük değişkenlerle ilişkisiz ve beklenen değerlerinin sıfır olduğu varsayılır. YEM'de örtük değişkenlerin tam olarak ölçülmeyeceği kabul edilerek, örtük değişken konumundaki değişkenlerin hata varyansları da modele dâhil edilir. β_{21} yapısal katsayısı ξ_1 dışsal örtük faktörü sabit tutulduğunda η_1 'deki bir birimlik artışın η_2 içsel faktörü üzerindeki ortalama artışı veya azalışı göstermektedir. Eşitlik 1.4 ve Eşitlik 1.5 Eşitlik 1.6 ve Eşitlik 1.7'deki gibi yazılabilmektedir.

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \quad (1.7)$$

Eşitlik 1.7, Eşitlik 1.4 ve Eşitlik 1.5 veya Eşitlik 1.6 yapısal eşitliklerinin matris ile gösterimidir. Burada $\boldsymbol{\eta}$, rassal örtük içsel değişkenlerin bir $m \times 1$ boyutlu vektörüdür. $\boldsymbol{\xi}$, n sayıda örtük dışsal değişkenin gösterildiği $n \times 1$ boyutlu vektörüdür. Çoğu durumda

ζ rassal değişkenlerin bir vektörüdür. Eşitliklerdeki hatalar ζ ile gösterilir ve bu $mx1$ boyutlu bir vektördür. Her bir ζ_i ile η_i birbirinden bağımsızdır.

Yapısal bir modelde kullanılan değişken simgelerin açıklamaları varsayımları Tablo 3'te gösterilmiştir (Çelik & Yılmaz, 2013: 14). ξ 'deki dışsal değişkenlerin ζ ile ilişkisiz olduğu varsayılır. Bu varsayım geçerli olduğunda tahmin ediciler tutarlı olmaktadır. Diğer varsayım ise ζ_i 'nin sabit varyanslı ve otokorelasyonsuz olduğudur. VAR (ζ_i) tüm durumlarda sabittir. ζ_{ik} , tüm k ve 1 için ζ_{i1} ile ilişkisizdir, burada $k \neq 1$ (örneğin; $k \neq 1$ için $COV(\zeta_{ik}, \zeta_{i1}) = 0$ 'dır.) dir. Değişen varyanslık ve otokorelasyon için gerekli düzeltmeler örtük değişkenli genel YEM için oldukça zor olmakla birlikte, ekonometrik modellerde uygulamaları oldukça yaygındır (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998; Bollen, 1989).

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix}, \eta = \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix}, \zeta = \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}, \xi = [\xi_1] \quad (1.8)$$

Tablo 3. Yapısal model varsayımları, değişken ve matris sembolleri

$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$			
Varsayımlar:			
$E(\eta) = 0, E(\xi) = 0, E(\zeta) = 0$			
ζ, ξ ile ilişkisizdir.			
(1-B) tekil olamayandır.			
Sembol	Adı	Boyutu	Tanımlama
Değişkenler			
η	Eta	$mx1$	Örtük içsel değişken
ξ	Ksi	$nx1$	Örtük dışsal değişken
ζ	Zeta	$mx1$	Yapısal eşitliklerdeki örtük hatalar
Katsayılar			
B	Beta	mxm	Örtük içsel değişkenler katsayı matrisi
Γ	Gamma	mxn	Örtük dışsal değişkenler katsayı matrisi
Kovaryans Matrisleri			
Φ	Phi	nxn	ξ 'nin kovaryans matrisi ($E(\xi \xi')$)
ψ	Psi	mxm	ζ 'nin kovaryans matrisi ($E(\zeta \zeta')$)

B ve **Γ** katsayı matrisleridir. **B**, mxm boyutlu örtük içsel değişkenler için katsayı matrisidir. Tipik elemanı β_{ij} 'dir, burada i ve j sütun ve satır pozisyonlarına karşılık

gelmektedir. **B** matrisinin köşegen değerleri daima sıfırdır. Burada yer alan herhangi bir sıfır değeri, örtük bir içsel değişken ile başka bir örtük içsel değişkeninin birbirinden bağımsız olduğunu gösterir. **Γ** örtük dışsal değişkenler için $m \times n$ boyutlu regresyon katsayılar matrisidir. Bu matrisin elemanları γ_{ij} ile gösterilir. Eşitlik 1.8’de **Γ** matrisi iki örtük içsel ve bir örtük dışsal değişken olduğu için 2×1 boyutludur. ξ ve η_1 ve η_2 ’nin her ikisini de etkilediği için **Γ** matrisi sıfır elemanı içermez (Bollen, 1989; Jöreskog & Sörbom, 2000). İki kovaryans matrisi de Eşitlik 1.9’daki örtük değişken modelinin bir parçasıdır. Kovaryans matrisi, ana köşegen dışındaki tüm değişken çiftlerinin kovaryansı ve ana köşegen boyunca değişken varyansları ile standartlaştırılmış bir korelasyon matrisidir. Örtük dışsal değişkenlerin $n \times n$ boyutlu kovaryans matrisi ϕ_{ij} elemanları ile **Φ**’dir. Tüm kovaryans matrislerine benzer biçimde bu matriste simetriktir (Bollen, 1989).

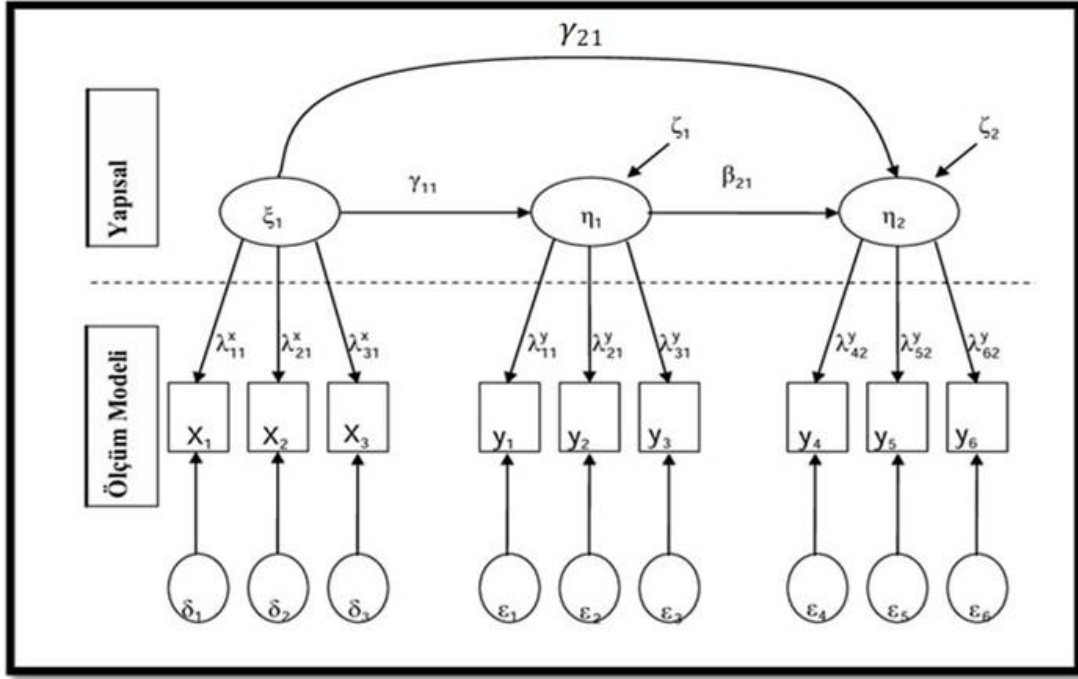
Eşitlikteki $m \times m$ boyutlu kovaryans matrisi **Ψ**’dir. Bu matrisin elemanları Ψ_{ij} ile gösterilir. **Ψ**, Ψ_{ij} ’nin ana köşegenindeki her bir elemanı i . eşitliğin içerdiği açıklayıcı değişkenlerce açıklanamayan η_i değişkenine karşılık gelen varyanstır. Kovaryans matrisleri Eşitlik 1.12’de verilmiştir.

$$\mathbf{\Psi} = \begin{bmatrix} \Psi_{11} & 0 \\ 0 & \Psi_{22} \end{bmatrix}, \mathbf{\Phi} = [\phi_{11}] \quad (1.9)$$

Oluşturulan modellerde değişkenler örtük ve gözlenen, bağımlı ve bağımsız değişkenler şeklinde tanımlandığı gibi içsel değişken (endogenous variable) ve dışsal değişken (exogenous variable) olarak da adlandırılmıştır. Dışsal bir değişken, modelde yer alan diğer ana yapıların hiçbirisi tarafından açıklanmayan değişkendir.

1.2.10. Yapısal Eşitlik Modellemesi

Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), ölçüm modeli ve yapısal modelden oluşmaktadır (Bk. Şekil 6). Yapısal model, gözlenemeyen örtük değişkenler arasındaki ilişkileri gösteren model iken; ölçüm modeli, tüm gözlenemeyen değişkenleri açıklayan gözlenen değişkenler ile ilişkilerinin gösterildiği modeldir.



Şekil 6. Genel yapısal model

Şekil 6’da gözlenen bağımlı ve bağımsız değişkenler örtük faktörlerinin ve hata terimlerinin bir fonksiyonu olarak gösterilmektedir. Şekil 6’da bağımsız örtük değişkeni (ξ_1) tanımlayan gözlenen değişkenler x_1 , x_2 ve x_3 ile bağımlı örtük değişkenleri (η_1 ve η_2) tanımlayan bağımlı gözlenen değişkenler y_1, y_2, y_3, y_4, y_5 ve y_6 ile gösterilmiştir. Gözlenen bağımsız değişkenlere ait ölçüm hataları δ (delta) ile gözlenen bağımsız değişkenlerin gözlem hataları ise ε ile gösterilmiştir. Örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki faktör yükleri λ^x veya λ^y ile gösterilmiştir. Ayrıca bağımlı bir değişken ile bağımsız örtük değişkenler arasındaki regresyon katsayıları γ ile dıřsal bir örtük değişken ile içsel bir örtük değişken arasındaki regresyon katsayıları ise β ile gösterilmiştir. Son olarak bağımlı değişkenlere boşluktan uzanan oklar ile gösterilmiş ζ değeri, o bağımlı değişkeni açıklayan bağımsız değişkenler tarafından açıklanmayan hata varyanslarını göstermektedir. Model tanımlama sürecinde indis yazımı sırası ok yönünün tersine doğru olmaktadır.

Şekil 6 üzerinde gösterilen modele ait yapısal eşitlikler ařağıdaki gibi ifade edilmektedir.

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

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2$$

Şekil 6’da X_1, X_2 ve X_3 gözlenen dışsal değişkenleri ξ_1 dışsal örtük değişkenleri; Y_1, Y_2, Y_3 gözlenen içsel değişkenlerini η_1 içsel örtük değişkeni, Y_4, Y_5, Y_6 gözlenen içsel değişkenlerini ise η_2 içsel örtük değişkeni tanımlamaktadır. Şekil 6’da örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki faktör yükleri λ^x ve λ^y ile gösterilmiştir.

Şekil 6 için içsel değişkenlere ait doğrusal eşitlikler ve matris gösterimi Eşitlik 1.10, Eşitlik 1.11 ve Eşitlik 1.12’de gösterilmektedir.

$$\text{Matris Gösterimi: } \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^y & 0 \\ \lambda_{21}^y & 0 \\ \lambda_{31}^y & 0 \\ 0 & \lambda_{42}^y \\ 0 & \lambda_{52}^y \\ 0 & \lambda_{62}^y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix}, \Theta_{\varepsilon} = \text{diag}[\sigma_{\varepsilon i}^2] \quad (1.10)$$

$$\begin{aligned} y_1 &= \lambda_{11}^y \eta_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \lambda_{21}^y \eta_1 + \varepsilon_2 \\ y_3 &= \lambda_{31}^y \eta_1 + \varepsilon_3 \\ y_4 &= \lambda_{42}^y \eta_2 + \varepsilon_4 \\ y_5 &= \lambda_{52}^y \eta_2 + \varepsilon_5 \\ y_6 &= \lambda_{62}^y \eta_1 + \varepsilon_3 \end{aligned} \quad (1.11)$$

Genel Biçim Eşitlik 1.6’daki gibidir.

$$\mathbf{y} = \Lambda^y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1.12)$$

Örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki faktör yükleri ise sırasıyla λ^x ve λ^y simgeleriyle ifade edilmektedir. λ^x , $q \times n$ boyutlu (burada n , η ’lerin sayısıdır), λ^y , $p \times m$ boyutlu (burada m , η ’lerin sayısıdır). Şekil 6’ya göre $n=1$ ve $p=2$ dir. Burada λ_i katsayıları örtük değişkendeki bir birimlik değişim için gözlenen değişkenlerdeki beklenen değişimin büyüklüğünü vermektedir (Bollen, 1989; Raykov & Marcoulides, 2006). Diğer bir anlatımla katsayılar, gözlenen değişkenler üzerindeki

örtük değişkenlerin etkilerini göstermek için kullanılan katsayılardır. Örtük dışsal değişken ile bağımsız örtük içsel değişken arasındaki regresyon katsayıları γ ile gösterilmektedir. Gözlenen dışsal değişkenlere ait ölçüm hataları δ , gözlenen içsel değişkenlere ait ölçüm hataları ise ε ile temsil edilir. Ölçüm hataları, gözlenen değişkenler ile örtük değişkenler arasındaki ilişkilerin bozulmasına neden olan hatalardır. Ölçme hatalarının beklenen değerinin sıfır olduğu, bunların tüm ξ 'ler, η 'lar ve ζ 'lar ile ilişkisiz olduğu varsayımı benimsenir. Ayrıca δ_i ve ε_j bütün i ve j 'ler için ilişkisizdir (Bollen, 1989; Hair vd., 1998; Raykov & Marcoulides, 2006; Çelik & Yılmaz, 2013).

Yapısal eşitlik modellemesinde gözlenen değişkenlere ait ölçüm hataları bir değişkenin ölçümünde yer alan sistematik olmayan sapmaları ifade eder. Bu hatalar, ölçüm sürecinde gözlemlenen değişkenin gerçek değerinden ne kadar saptığını gösterir. Ölçüm hataları genellikle kullanılan anket, test veya başka bir ölçüm aracının yetersizliğinden, katılımcılar soruları yanlış anlamasından, dikkat eksikliğinden yaşamış veya dürüst olmayan yanıtlar vermesinden (yanıtlayıcı hataları); rassal hatalardan ve ölçümün yapıldığı fiziksel veya sosyal ortam koşullarından kaynaklı ortaya çıkabilmektedir.

YEM'de gözlenen değişkenlere ait ölçüm hataları örtük değişkenlerin tanımlanmasında (ölçülmesinde) önemli bir kavramdır. Örtük değişkenler, doğrudan ölçülemeyen ancak gözlenebilen diğer değişkenler yardımıyla dolaylı olarak tanımlanabilen kavramlardır. Gözlenen değişkenlerin ölçüm hataları örtük değişkenlerin hatasız bir şekilde ölçülmesini zorlaştırabilmektedir. Bu nedenle ölçüm hatalarının etkisinin en aza indirgenebilmesi için modelde her gözlenen değişken, örtük değişkenin yanında hata terimlerinin bir fonksiyonu (model doğruluğunu artırmak) olarak tanımlanmaktadır. Ayrıca ölçüm hatalarının etkisini değerlendirmek amacıyla güvenilirlik analizleri yapılmaktadır.

YEM'in en önemli amaçlarından biri ölçüm hatalarını modelden ayırarak örtük değişkenleri mümkün olduğunca en doğru bir şekilde modellemektir. Bunlar hem yapısal modelin hem de ölçüm modelinin geçerlilik ve güvenilirliğini artırmaktadır.

Herhangi bir ξ veya η ile δ_i ve ε_j 'nin korelasyonu, regresyon analizindeki bir açıklayıcı değişkenle ilişkili hata korelasyonuna benzer biçimde, tutarsız parametre tahminlerine neden olmaktadır. δ_i ve ε_j bazen faktör analizinde tek faktörler olarak da

adlandırılmaktadır. Her bir δ_i ve ε_j özel ve özel olmayan bileşenler içinde ayrılır. Sonuç itibarıyla; her bir δ_i ve ε_j gözlemler boyunca otokorelasyonsuz ve sabit varyanslıdır. Θ_δ ve Θ_ε ölçme hatalarının kovaryans matrisleridir. Ana köşegenleri göstergelerle ilişkili hata varyanslarını içerir. Köşegenler dışında yer alan elemanlar ise farklı göstergeler için ölçüm hatalarının kovaryanslarıdır. Ölçülen bir değişkendeki hata başka bir değişken ile korelasyonlu olabilir (Bollen, 1989; Raykov & Marcoulides, 2006; Çelik & Yılmaz, 2013: 17-18).

1.3. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Varsayımları

Yapısal eşitlik modellemesi regresyon analizine benzer varsayımlara sahiptir. Yapısal eşitlik modellemesinde ölçüm ve yapısal modelde çok sayıda regresyon denklemi bir arada çalışmaktadır. Bundan dolayı regresyon modelleri için geçerli olan varsayımlar yapısal eşitlik modellemesi için de geçerlidir (Civelek, 2017: 21).

1. YEM’de gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma uyduğu varsayımında bulunmaktadır. Değişkenler sürekli değişkenin aksine sıralayıcı ve kesikli değişkenlerden oluşuyorsa bu durum çoklu normal dağılım varsayımını bozabilmektedir. Örneğin Likert tipi bir ölçekte katılımcıların çoğunluğu aynı puanı seçebilir. Bu durum maddelerin her biri için puan dağılımı tepe yapacak ve çok değişkenli pozitif basık bir dağılıma neden olacaktır (Byrne, 2010). Bu varsayımın ihlali ki-kare değerinin büyük ve sonucun anlamlı çıkmasına neden olmaktadır. Bu durumda Pearson korelasyon yerine tetrachoric, polyserial korelasyonlar ve maksimum olabilirlik tahmin tekniklerinin kullanılmaması, bağımsız veya ağırlıklı tahmin yöntemleri (ADF, WLS, GLS) kullanılması önerilmektedir (Schumacher & Lomax, 2004).
2. Örtük değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olması: Modeldeki her bir bağımlı örtük değişken, diğer örtük değişkenlerin her bir değeri ile normal dağılıma sahip olmalıdır. Bu varsayımın ihlali de standart hataların tahmininde bootstrap tahmin tekniklerinin kullanılması tavsiye edilmektedir (Bayram, 2013: 50).
3. Doğrusallık varsayımı: YEM’de örtük değişkenler arasında ve gözlenen ile örtük değişkenler arasında doğrusal ilişkilerin olduğu varsayılır. Bu varsayımın ihlali halinde model uyum tahminleri ve standart hatalar yanlış olur. Bu varsayımla ilgili olarak aynı regresyon analizinde olduğu gibi, modeldeki ölçülen değişkenlerin dönüşümleri (logaritmik, üstel vb.)

önerilmektedir (Bayram, 2013: 50). Bu dönüşümlerdeki amaç değişkenler arasındaki kovaryans ve korelasyon katsayılarının optimum büyüklüklerinin tahmin edilmesidir.

4. Ekstrem ve aykırı (outlier) değerler: Ekstrem veya aykırı değerlerin varlığı modelin anlamlılığını etkileyebilirler. AMOS programında aykırı değerlerin belirlenmesinde jackknife tekniği ve asimetri/basıklık için de Mardia katsayısı kullanılmaktadır (Arbuckle, 2007).
5. Doğrudan ölçülemeyen yapılar: Modeldeki değişkenlerin çoğunlukla örtük değişken olduğu ölçümlerdir. Sosyal bilimlerdeki teorilerin birçoğu doğrudan gözlenip ölçülemeyen hipotetik yapılar şeklinde oluşturulduğundan, araştırmacıların her bir yapının boyutlarını ortaya koyarak önce hipotetik yapıları belirlemeleri gerekir. Bundan dolayı hipotetik yapıların ölçümü dolaylı yolla, bir veya birden fazla gözlenebilir göstergelerle tanımlandıktan sonra teorik yapıların hipotezlerle nasıl karşılıklı olarak ilişkilendirildiği tanımlanır. Bu yapılar bağımlı ve bağımsız şeklinde sınıflandırılabilir. Gözlenen göstergelerle teorik yapılar arasındaki ilişki modelin ölçüm kısmını, yapılar arasındaki ilişkilerde modelin yapısal kısmını oluşturmaktadır (Jöreskog & Sörbom, 1993; Çelik & Yılmaz, 2013). YEM kullanılacağı zaman başlangıçta en önemli konu örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki ayrımdır. Örtük değişkenler birçok bilim dalında kuramsal ve varsayımsal yapıları oluşturmakla birlikte alternatif olarak bir değişken gibi göz önünde bulundurulabilirler. Bu değişken odaklanılan evrenden gelen örneklemdeki gerçekleşemeyen gözlemleri ifade etmektedir. Örtük değişkenler bir çalışmanın mevcut varsayımsal yapılarıdır. Örtük değişkenlerin ana karakteristiği doğrudan ölçülememeleridir (Raykov & Marcoulides, 2006; Bollen, 1989).
6. Çoklu göstergeler: Modelde her bir örtük değişkeni ölçmek için en az üç veya daha fazla gözlenen değişken kullanılmalıdır.
7. Korelasyonuz hata terimleri: YEM’de regresyondaki gibi hata terimleri birbirinden bağımsız olduğu varsayılır. Eğer araştırmacı tarafından modelde açıkça belirtilmişse hata terimlerinin arasına korelasyon konulabilir.
8. Çoklu doğrusal bağlantı: YEM’de tam çoklu doğrusal bağlantı (tekillik) problemi olmadığı varsayılır.
9. Örneklem hacmi: YEM’de genellikle 100’den az örneklem hacmi küçük, 100-200 arası örneklem hacmi orta ve 200’den büyük örneklem hacmi

büyük olarak adlandırılır. Küçük örneklem için basit modeller kullanılır. Orta ve büyük hacimli örneklem için karmaşık modeller kullanılması uygundur. Fakat literatürde bu konuda görüş birliği yoktur. Bazı araştırmacılar 10-15 gösterge değişkeni için 200-400 arası örneklem hacmi kullanmanın yeterli olacağını belirtirken, bazıları 100-200 örneklem hacmini yeterli bulmaktadır (Schumacher & Lomax, 2004).

Bir araştırmada örneklem hacminin ne olacağı konusunda kesin bir şey söylemek mümkün olmasa da çok değişkenli tekniklerde olduğu gibi örneklem hacmi YEM sonuçlarının tahmin edilmesinde ve yorumlanmasında büyük rol oynamaktadır. Diğer istatistik yöntemlerindeki gibi örneklem hacmi örneklem hatasının tahmin edilmesine bir temel sağlamaktadır. YEM’de örneklem hacminin büyüklüğü ne kadar olacağı tartışmalı bir husustur. Bu nedenle YEM’de örneklem hacminin ne olacağı hususunda tek bir ölçüt söz konusu değildir. Bununla ilgili modelin yanlış tanımlanması, modelin karmaşıklığı, büyüklüğü, normallik varsayımından sapmalar ve kullanılacak tahmin tekniği gibi dört önemli faktöre bağlı olduğunu söyleyebiliriz.

Genellikle pratikte tüm modellerin tanımlama hataları içerdiği kabul edilmektedir. Teorik modellerdeki bazı örtük veya gözlenen değişkenlerin zorunlu veya zorunlu olamayan nedenlerle model dışında tutulması modelin yanlış tanımlanmasına yol açmaktadır. Tüm yapısal eşitlik modelleri, yanlış tanımlama derecesinin büyüklüğüne göre değişen ölçülerde olumsuz bir şekilde etkilenmektedir. Bu olumsuz etkileri en aza indirmek için normalde önerilen örneklem hacminin artırılmasını gerektirir.

Örneklem hacmini etkileyen bir diğer faktör modelin büyüklüğü ve karmaşıklığıdır. Bu anlamda örneklem hacmi mutlak olarak en az girdi veri matrisindeki kovaryans veya korelasyonların sayısından fazla olmalıdır. Bununla birlikte tipik olarak bir modelde örneklem hacmi tahmin edilen parametre sayısının en az 5 katı kadar veya mümkünse 10 katı kadar olması daha uygun görülmektedir. Ayrıca model karmaşıklığı arttıkça model hacminin de artırılması uygun olacaktır.

Normal dağılım varsayımından sapma düzeyi arttıkça örneklem hacminin de artması gerekmektedir. Bu durumda örneklem hacmini varsayımlardan sapma düzeyine göre örneklem hacmini tahmin edilen parametre sayısının 15 katına kadar artırılması önerilmektedir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 604-605).

YEM’de örneklem hacminin büyüklüğünü belirleyen bir diğer önemli faktör çözümlemelerde kullanılan uygun tahmin tekniğidir. Maksimum Olabilirlik (ML) ve En Küçük Kareler (EKK) tahmin teknikleri için daha küçük örneklem hacimleri yeterli iken, herhangi bir dağılım varsayımında bulunmayan tahmin teknikleri için daha büyük örneklem hacimleri gereklidir.

Örneklem hacmi için literatürde birkaç pratik kural vardır. 1) Örneklem hacminin modeldeki değişkenlerin sayısından en az on kat fazla olmasıdır. 2) Her bir ölçülen değişken ortalama olarak en az 15 birime sahip olmalıdır. Örneğin analiz edilecek 10 tane ölçülen değişken için en az 150 örneklem hacmi gereklidir. 3) Asimptotik kovaryans matrisinin hesaplanması için p değişken sayısı olmak üzere $p(p+1)/2$ gözleme ihtiyaç duyulması gereklidir. Örneğin 10 gözlenen değişken sayısı ile 55 adet gözlem değerine ihtiyaç duyulur (Bayram, 2013: 49-51).

1.4. Yapısal Eşitlik Modellemesinin Aşamaları

YEM’in gerçek değeri, araştırmacılara analizlerinde gözlemlenen değişkenlerle örtük değişkenler arasındaki ilişkileri modelleyip, ölçüm modeliyle örtük değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri modelleyen yapısal modeli eş zamanlı analiz imkanı sunmasından kaynaklanmaktadır. Yapısal model ve ölçüm modelinin doğru şekilde belirlendiğinden ve sonuçların geçerliliğinden emin olmak için, YEM’de 7 aşamalı bir süreç önerilmektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

YEM’in tarihi, temel kavramları ve varsayımlarından sonra sıra YEM’i yapabilmek için dikkate alınması gereken aşamalara gelmektedir. Hair vd.’lerine göre YEM’in benzersizliğini vurgulayan aşamaları şunlardır:

1. Teorik bir modelin tanımlanması
2. Ölçüm modelinin geliştirilmesi ve belirlenmesi
3. Ampirik sonuçlar elde etmek için bir çalışma tasarlamak
4. Ölçüm modelinin geçerliliğinin değerlendirilmesi
5. Yapısal modelin belirlenmesi
6. Modelin uyum iyiliğinin değerlendirilmesi
7. Modelin yeniden tanımlanması ve yorumlanması (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 592).

1.4.1. Teorik Bir Modelin Tanımlanması

Yapısal eşitlik modellemesi, bir değişkendeki değişkenliğin başka bir değişkenle açıklanabileceğini varsayan nedensel ilişkilere dayanmaktadır. Bu tanım regresyon analizinde bağımlılık ilişkisi tanımıyla aynıdır. Nedensel ilişkiler, kimyasal reaksiyon gibi fiziksel süreçlerde bulunan katı nedensellikten, eğitim başarısının "nedenleri" veya bir ürünü başka bir ürün yerine neden satın aldığımızın "nedenleri" gibi davranışsal araştırmalarda karşılaşılan daha az iyi tanımlanmış ilişkilere kadar birçok biçim ve anlam alabilir. Araştırmacının iki değişken arasında nedensellik olduğunu varsayabilmesinin gücü ve inancı, seçilen analitik yöntemlerde değil, analizleri desteklemek için sağlanan teorik gerekçelerde yatmaktadır. Nedensellik iddiası için "gereklikler" bilim felsefesinin çeşitli görüşlerinde derin köklere sahiptir. Nedensel iddialarda bulunmak için en az dört yerleşik unsur üzerinde genel bir mutabakat vardır: 1) iki değişken arasında yeterli ilişki, 2) neden ile sonucun zamansal önceliği, 3) alternatif nedensel değişkenlerin olmaması ve 4) ilişki için teorik bir temelin olmasıdır. Her ne kadar pek çok durumda tüm nedensel iddialarda bulunmak için gerekli ölçütler tam olarak karşılanmadığında, ilişkiler teorik bir gerekçeye dayanıyorsa nedensel iddialarda bulunulabilir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998).

Teorik temelli modellerin geliştirilmesindeki en kritik hata, değişken hatası olarak bilinen bir sorun olan bir veya daha fazla temel tahmin değişkeninin ihmal edilmesidir. Önemli bir değişkenin ihmal edilmesinin anlamı, diğer değişkenlerin öneminin değerlendirilmesinde yanlı davranmaktır. Bununla birlikte, tüm değişkenleri dâhil etme arzusu, YEM'in pratik sınırlamalarına karşı dengelenmelidir. Çoğu zaman, kavram sayısı arttıkça (20 kavramı aştıkça) sonuçların yorumlanması, özellikle de istatistiksel anlamlılık oldukça zorlaşır. Araştırmacı, değişken sayısı artıyor diye bir kavramı asla atlamamalı, ancak basit ve özlu teorik modellerin faydalarını kabul etmelidir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998).

Araştırmacılar çoğu zaman hipotezlerini grafiksel ve kavramsal modellerle ifade ederler. Bu modeller ilgili teorik değişkenlerin görsel temsilini ve değişkenler arasında beklenen ilişkileri ortaya koyar. YEM doğrulayıcı bir analiz tekniğine sahip olduğu için araştırma modelinin doğru belirlenmesi gereklidir (Schumacher ve Lomax, 2004; Bayram, 2013).

İyi bir ölçüm teorisi, YEM'den faydalı sonuçlar elde etmek için gerekli bir koşuldur. Yapılar arasındaki yapısal ilişkileri içeren hipotez testleri, bu yapıların nasıl oluşturulduğunu açıklayan ölçüm modelinden daha güvenilir veya geçerli olmayacaktır. Araştırmacılar genellikle, her biri diğerlerinden biraz farklı olan, aralarından seçim yapabilecekleri birden fazla kuramsal ölçeğe sahiptir. Eğer araştırmacının elinde birden fazla kuramsal ölçek yoksa bu durumda ya elinde bulunan ölçeği iyileştirmeli ya da yeni bir ölçek geliştirme yolunu tercih etmelidir. Araştırmacının her bir yapıyı ölçmek için maddeleri seçerken izlediği yol, YEM analizinin geri kalan aşamalarının temelini oluşturur. Araştırmacının amacı, ölçüm niteliğini artırıp geçerli sonuçların çıkarılmasını sağlamak olduğu için, araştırma sürecinin başlarında önemli ölçüde zaman ve çaba harcamalıdır (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Yapının İşlevsel Hale Getirilmesi Süreci: YEM'de ilgili yapıların oluşturulması iyi bir teorik tanımlama ile başlar. Bu tanım, ölçülen maddelerini seçilmesi veya tasarlanması için temel oluşturur. Araştırmacı, ölçek maddelerini ve ölçek türünü seçerek bir yapıyı işlevsel hale getirebilir. Anket araştırmalarında, bir yapının işlevsel hale getirilmesi, Likert ölçeği veya Anlamsal Farklılık Ölçeği (Semantic Differential Scale) gibi ortak bir formatta bir dizi ölçekle ölçülen maddeler ile sağlanabilir. Araştırmadaki tanımlar ve maddeler iki yaygın yaklaşımdan türetilmiştir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Önceki Araştırmalardan Gelen Ölçekler: Birçok durumda, yapılar önceki araştırmalarda olduğu gibi tanımlanabilir ve işlevsel hale getirilebilir. Araştırmacılar, bağımsız yapılar hakkında bir literatür taraması yapabilir ve daha önce iyi performans göstermiş ölçekleri belirleyebilirler. Günümüzde çoğu araştırma, akademik çalışmalarda yayınlanmış önceki ölçekleri kullanmaktadır. Birçok disiplinde önceki ölçeklerin derlemeleri mevcuttur (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). Araştırmacılar teorik bir temele dayanan modeli formüle eder. Bu modeller literatürde kuramsal ilişkileri temel alarak, oluşturulan hipotezlerin modellenmesinden meydana gelmektedirler (Raykov & Marcoulides, 2006). Modelin belirlenmesinde önceki çalışmalarda elde edilmiş olan birbirleriyle ilişkili değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin şekli çizilir (Bayram, 2013: 52). Tüm değişkenleri dâhil etme isteği yapısal eşitlik modelinin pratik sınırlanmalarıyla dengelenmelidir. Modelde yer alacak

değişken sayısında kısıt bulunmamakla birlikte, bilgisayar programlarının sorunları ile karşılaşmadan pratik sorunlar ortaya çıkmaktadır. Çok sayıda değişken sıklıkla sonuçların yorumu, bazen istatistiksel anlamlılığı zorlaştırmaktadır (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 594).

Yeni Ölçek Geliştirme: YEM’de yapı ölçümleri geliştirilebilir. Literatür geçmiş zengin olmayan yani az çalışılmış bir araştırma üzerinde çalışılıyorsa, ölçek maddelerinin geliştirmesi önem arz etmektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Ön Test: Genel olarak, ölçümler bir çalışma için geliştirildiğinde ya da çeşitli kaynaklardan alındığında, bir tür ön test yapılmalıdır. Ön testte, maddelerin uygunluğunun taranması için çalışılacak evrendekine benzer katılımcılar kullanılmalıdır. Ön test, ölçekler belirli bağlamlarda (örneğin, satın alma durumları, endüstriler veya özgüllüğün çok önemli olduğu diğer durumlar) veya normal kullanımlarının dışındaki bağlamlarda uygulandığında özellikle önemlidir. Ön test sonuçlarının ampirik testi, nihai model analiziyle aynı şekilde yapılır. Teorik beklentilerle örtüşmeyen maddelerin, nihai model analiz edildiğinde bu sorunlardan kaçınmak için ayrıştırılması veya silinmesi gerekebilir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

1.4.2. Ölçüm Modelinin Geliştirilmesi ve Belirlenmesi

YEM’de ölçek maddeleri belirlendikten sonra, araştırmacı artık ölçüm modelini belirlemelidir. Bu aşamada, modele dâhil edilecek her bir örtük yapı tanımlanır ve ölçülen değişkenleri (maddeler) örtük yapılara atanır. Bu tanımlama ve atama Yapısal Eşitlik Modellemesine genel bakış denklemlerle gösterilebilse de bu süreci bir diyagramla göstermek daha basittir. Şekil 4’te (Bk. Sayfa 19) iki örtük değişkenli bir ölçüm modeli örnek olarak verilmiştir ve basit bir ölçüm modelini temsil etmektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). YEM’de istatistiki hesaplamalar için modelin fazlaca tanımlanmış olması gerekir. YEM modellerinde istatistiksel analize ilişkin tahminleme yapılabilmesi için mutlaka modelin YEM programları (LISREL, AMOS vb.) tarafından tanımlanması gerekir (Gürbüz, 2021: 31).

YEM Gösterimi: YEM diğer çok değişkenli istatistik yöntemlerden farklı olarak ilişkileri bir arada tanımlayan yol diyagramları adı verilen ve özellikle bir dizi

nedensel ilişkiyi göstermeye yardımcı görsel bir gösterime sahiptir. Bir yol diyagramı, ilişkilerin görsel ifadesinden daha fazlasıdır, çünkü araştırmacının sadece yapılar arasındaki yordayıcı ilişkileri (yani bağımlı-bağımsız değişken) değil, aynı zamanda yapılar ve hatta göstergeler arasındaki korelasyonel ilişkileri de sunmasına olanak tanır. Yol diyagramının unsurları yol diyagramlarını incelemenden önce, bunların yapımında kullanılan iki temel unsuru tanımlamamız gerekir. Bunlardan ilki, ilişkileri tanımlamak için kullanılan bir "yapı taşı" olarak işlev gören teorik temelli bir kavram olan yapı kavramıdır. Bir yapı yaş, gelir ya da cinsiyet gibi basit ya da sosyoekonomik durum, bilgi, tercih ya da tutum gibi karmaşık bir kavramı temsil edebilir. Bir araştırmacı yol diyagramlarını yapılar açısından tanımlar ve ardından her bir yapıyı ölçmek için değişkenler bulur. Örneğin, bir kişinin yaşını sorabilir ve bunu yaş yapısının bir ölçüsü olarak kullanabiliriz. Aynı şekilde, bir kişinin görüşleri hakkında bir dizi soru sorabilir ve bunu tutum ölçüsü olarak kullanabiliriz. Her iki soru grubu da yapılar için sayısal değerler sağlar. Daha sonra soruları sahip oldukları ölçüm hatası miktarı açısından değerlendirebilir ve bunu tahmin sürecine dâhil edebiliriz. Örtük bir yapı tipik olarak bir yol diyagramında bir oval ile temsil edilir. İkinci temel unsur, yapılar arasındaki belirli ilişkileri temsil etmek için kullanılan oklardır. Düz bir ok, bir yapıdan diğerine doğrudan nedensel bir ilişkiyi gösterir. Yapılar arasındaki kavisli bir ok (veya ok başları olmayan bir çizgi) sadece yapılar arasındaki bir korelasyonu veya kovaryansı gösterir. Son olarak, düz bir iki başlı ok, yapılar arasında yinelemesiz veya karşılıklı bir ilişki olduğunu gösterir. Sadece bu üç tip ok ile yapısal modellerdeki tüm ilişkiler tanımlanabilir. Bir yol diyagramındaki tüm örtük yapılar iki sınıftan birine yerleştirilebilir: bunlar dışsal veya içsel yapılardır.

Yol diyagramlarının temelinde iki varsayım yatmaktadır. Birincisi, tüm nedensel ilişkiler diyagram üzerinde belirlenmiştir. Dolayısıyla teori, herhangi bir ilişkinin dâhil edilmesi ya da edilmemesi için temel oluşturur. İki yapı arasında nedensel bir ilişkinin neden var olmadığını gerekçelendirmek, başka bir ilişkinin varlığını gerekçelendirmek kadar önemlidir. Yine de amacın, yapılar arasındaki ilişkileri teorik olarak gerekçelendirilebilecek en az sayıda nedensel yol veya korelasyonla modellemek olduğunu unutmamak önemlidir. İkinci varsayım, doğrusal olduğu varsayılan nedensel ilişkilerin doğasıyla ilgilidir. Diğer çok değişkenli tekniklerde olduğu gibi, doğrusal olmayan ilişkiler yapısal eşitlik modellemesinde

doğrudan tahmin edilemez. Ancak değiştirilmiş veya uyarlanmış yapısal modeller doğrusal olmayan ilişkileri yaklaşık olarak tahmin edebilir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998).

Yol diyagramındaki kilit unsur ölçülen yapılar ve bunlar arasındaki ilişkilere yönelik etiketleme gösterimidir. Her yazılım programı kendine özgü bir yaklaşım kullanır, ancak LISREL ile ilişkilendirilen ve basitçe LISREL gösterimi olarak adlandırılan standart bir biçim vardır. Yaygın olarak kullanılmasına rağmen, LISREL gösterimi programın matris gösterimi kullanımına benzersiz bir şekilde bağlıdır ve bu nedenle LISREL ile deneyimi olmayanlar için kullanışsız hale gelir. YEM’de üç tür ilişki vardır: Bunlar ifadeler ve yapılar arasındaki ölçüm ilişkileri, yapılar arasındaki yapısal ilişkiler ve yapılar arasındaki korelasyonel ilişkilerdir. Ayrıca, biri bireysel göstergelerle, diğeri içsel yapılarla ilgili olmak üzere iki tür hata terimi vardır. Tam ölçüm modelinin belirlenmesinde 1) maddeler ve yapılar için ölçüm ilişkileri, 2) yapılar arasındaki korelasyonel ilişkiler ve 3) maddeler için hata terimleri kullanılır.

Bir yapıyı ölçülen bir değişkene bağlayan her bir ok için yapılan tahmin, bir değişkenin yükünün (o maddenin yapıyla ilişkili olma derecesi) bir tahminidir. YEM’in bu aşaması, bireysel değişkenlerin yapılara atanması olarak düşünülebilir. Bu durum görsel olarak, “yapıları değişkenlere bağlayan oklar nereye çizilmelidir?” sorusuna cevap verir. YEM’de bir dizi olası yolun yüklenmesi belirtilmemiştir. Örneğin, gösterge değişkenler arasındaki korelasyonları veya göstergelerin birden fazla yapıya yani faktöre yüklenmesi (çapraz yüklemeler) önerilmez. Tahmin sürecinde bu belirtilmemiş yükler sıfır değerine sabitlenir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Ölçüm Modelinin Oluşturulması: Ölçüm modelinin belirlenmesi basit bir süreç olabilir. Ancak yine de bir dizi sorunun ele alınması gerektirir. Soru türleri bu bölümde şu şekilde listelenmiştir: 1. Yapıların geçerliliğini ve tek boyutluluğunu ampirik olarak destekleyebilir miyiz? Yapıların ve ölçümlerin teorik temelini oluşturulmasında temel noktalar dikkate alınmalıdır. 2. Her bir yapı için kaç madde kullanılmalıdır? Minimum madde sayısı nedir? Maksimum bir sayı var mıdır? Madde sayısının artırılması ya da azaltılmasıyla ilgili kısıtlar nelerdir? 3. Ölçümler yapıyı tanımlıyorlar olarak mı yoksa yapıyı açıklıyor olarak mı görülmeli? Her bir yaklaşım, yapının neyi temsil ettiğine dair farklı yorumları beraberinde getirmektedir. Araştırmacı, köklü

ölçeklere sahip olsa bile, yine de bu özel bağlamda geçerliliği ve tek boyutluluğu teyit etmelidir. Herhangi bir ölçek geliştirme çalışmasında, gösterge sayısı ve yapı özelliklerinin türüne ilişkin konular ele alınmalıdır. Araştırmacılar her zaman bu konuların derinlemesine incelendiğinden emin olmalıdır, çünkü bu aşamada çözülmemiş herhangi bir sorun, genellikle görünmeyen yollarla tüm analizi etkileyebilir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

YEM modeli için serbestlik derecesi $df = [p \cdot (p + 1) / 2] - t$ belirlenir. Burada p gözlenen değişkenlerin toplam sayısı ve t tahmin edilen parametrelerin sayısıdır. Tahmin edilen parametrelerin sayısının toplam bilgi miktarından çıkarılması diğer çok değişkenli yöntemlere benzemektedir. Ancak YEM'deki temel fark, formülün ilk kısmında ortaya çıkmaktadır. Daha açık bir ifade ile YEM modellerinde serbestlik derecesi analiz edilen varyans kovaryans matrisindeki toplam bilgi miktarından (matristeki köşegen üzerindeki varyans değeri ile köşegen altındaki veya üstündeki kovaryansların toplam sayısı) tahmin edilen parametre sayısının (t) çıkartılmasıyla hesaplanmaktadır. Bir kovaryans matrisindeki toplam bilgi miktarı $p \cdot (p + 1) / 2$ formülüyle hesaplanmaktadır. Örneğin 3 değişkenli bir analizde kovaryans matrisindeki toplam bilgi miktarı kovaryans matrisi simetrik olduğunda 6'dır. Bilindiği gibi diğer çok değişkenli tekniklerde serbestlik derecesi örneklem hacminden (n) tahmin edilen parametre sayısı (t) çıkartılarak hesaplanmaktadır ($df = n - t$). Dolayısıyla, YEM'deki serbestlik derecesi, modeldeki değişken sayısına esas olan kovaryans matrisinin boyutuna dayanmaktadır. Buradan YEM analizlerinde örneklem hacmini değiştirerek modelin serbestlik derecesinin değiştirilmeyeceği sonucuna varılmaktadır.

YEM'de serbetlik derecesine göre modeller üç farklı şekilde tanımlanmaktadır:

- $df < 0$ ise model eksik tanımlanmıştır.
- $df = 0$ ise model tam tanımlanmıştır.
- $df > 0$ ise model aşırı tanımlanmıştır.

Yapısal eşitlik modellemesinde model serbestlik derecesini sifıra eşit veya daha büyük olması model tanımlaması için gerekli fakat yeterli bir şart değildir.(Hayashi, Bentler, & Yuan, 2008: 399).

1.4.3. Ampirik Sonular Elde Etmek İi Bir alıřma Tasarlamak

Yapılar ve llen deėiřkenler aısından temel model belirlendikten sonra, arařtırmacı arařtırma tasarımı ve tahminiyle ilgili konulara dikkat etmelidir. Arařtırmanın bu kısmında arařtırmanın tasarımı ve model tahmini ile ilgili konulara odaklanılacaktır. Arařtırma tasarımı alanında, (1) analiz edilecek veri trn, kovaryansları veya korelasyonları; (2) kayıp verilerin etkisini ve zm yollarını ve (3) rneklem byklėnn etkisi ele alınabilir. Model tahmini aısından, model yapısını, mevcut eřitli tahmin tekniklerini ve kullanılan mevcut bilgisayar yazılımlarına deėinilmesi gereklidir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Arařtırma Tasarımındaki Sorunlar: Diėer ok deėiřkenli yntemlerde olduėu gibi, bařarılı bir YEM analizi iin gerekli olan arařtırma tasarımı etkileyen faktrlerin dikkatle deėerlendirilmesidir. YEM, kovaryanslar ya da korelasyonlar ile tahmin edilebilir. Bu nedenle arařtırmacı, ele alınan arařtırma sorusu iin uygun veri matrisi trn semelidir. Burada rneklem byklė ve eksik verilerin, hangi yntem kullanılırsa kullanılsın sonular zerinde derin bir etkiye sahip olabileceėini belirtmek nemlidir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Metrik ve Metrik Olmayan Veriler: Gzlenen veya llen deėiřkenler geleneksel olarak metrik verilerle (aralıklı veya oran) sınırlandırılmıştır. Bu tr veriler ėeler arasındaki kovaryansların hesaplanmasına doėrudan uygundur. Ancak yazılım programlarındaki geliřmeler artık birok metrik olmayan veri trnn (sansrl, ikili, sıralı veya nominal) kullanılmasına izin vermektedir. Farklı deėiřken trleri aynı rtk yapı iin de kullanılabilir. Arařtırmacı, uygun iliřki lsnn hesaplanabilmesi iin llen her deėiřken iin kullanılan veri trn analiz ncesinde tanımlamaya dikkat etmelidir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

YEM'de Kullanılacak Veri Matrisi Trnn Seilmesi: Gemiřte YEM analizleri yapan arařtırmacılar, girdi olarak kovaryans matrisine karřı korelasyon matrisinin kullanılması konusunda tartıřmışlardır. YEM bařlangıta kovaryans matrisleri kullanılarak geliřtirilmiştir. Bu nedenle YEM, kovaryans yapılarının analizi adıyla da literatrde adlandırılmıştır. Birok arařtırmacı, yorumlanması daha kolay olan daha basit bir analiz řekli olarak korelasyonların kullanılmasını nermiştir. Konunun pratik nemi vardı nk uzun yıllar boyunca girdi matrisleri YEM programı dıřında bir istatistik rutini kullanılarak oluřturuluyor ve ardından korelasyon veya

kovaryans matrisi analiz için girdi olarak kullanılıyordu. Günümüzde çoğu YEM programı (LISREL vb.) araştırmacı ayrı olarak bir korelasyon veya kovaryans matrisi hesaplamadan doğrudan ham verilerden bir model çözümü hesaplayabilmektedir. Ancak araştırmacılar yine de yorumlayıcı ve istatistiksel konulara dayalı olarak korelasyon ve kovaryans arasında seçim yapmak zorundadır.

Yorumlama: YEM için korelasyonel girdinin en önemli avantajı, varsayılan parametre tahminlerinin standartlaştırılmış olması, yani ölçeğe bağlı olmamasıdır. Tahmin edilen tüm değerler -1 ila + 1 arasında yer alır. Bu uygunsuz tahminlerin tanımlanmasını, tanımlanmış bir aralığı olmayan kovaryanslara göre daha kolay hale getirir. Bununla birlikte, standartlaştırılmış bir çözüm talep ederek kovaryans girdisinden bu sonuçları üretmek kolaydır. Bu nedenle, korelasyonların kovaryanslar kullanılarak elde edilen standartlaştırılmış sonuçlara göre gerçek bir avantajı yoktur (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

İstatistiksel Etki: Kovaryansları kullanmanın en önemli avantajı istatistiksel değerlendirmelerden kaynaklanmaktadır. İlk olarak, korelasyonların girdi olarak kullanılması zaman zaman standart hata hesaplamalarında hatalara yol açabilir. Kovaryans, bir dağılımın merkezindeki (örneğin, ortalama) veya değişkenlerin ölçeğindeki değişikliklerden etkilenir. Bunun nedeni, kovaryans katsayısının değişkenlerin ortalamasından sapmalar kullanılarak hesaplanmasıdır. Son olarak, aynı hacimli farklı örneklemeler arasındaki herhangi bir karşılaştırma kovaryansların girdi olarak kullanılmasını gerektirir. Dolayısıyla, kovaryansların korelasyonlara kıyasla istatistiksel özellikleri açısından belirgin avantajları vardır.

Kovaryanslar ve Korelasyonlar Arasında Seçim Yapmak: Korelasyonlar ile kovaryansların kullanımını karşılaştırırken, mümkün olan her durumda kovaryansların kullanılmasını önerilmektedir. YEM programları açısından kovaryans ya da korelasyon arasından seçim yapmak yalnızca hesaplanan veri türünün seçilmesi konusudur. Kovaryans matrisleri, içerdikleri nispeten daha fazla bilgi içeriği nedeniyle araştırmacıya çok daha fazla esneklik sağlar.

YEM analizlerinde korelasyon matrisinin kullanılması durumunda değişkenler standartlaştırıldığından (ölçekten arındırıldığından) farklı ölçü birimlerine sahip değişkenler arasındaki karşılaştırmaları kolaylaştırır. Özellikle küçük örneklem hacimlerinde çözümlemelerde kovaryans matrisi yerine korelasyon matrisi

kullanılarak veri setindeki varyanstan kaynaklanan sorunlar azaltılabilmektedir. Ayrıca korelasyon matrisinin analizlerde tercih edilmesi standartlaştırılmış regresyon katsayılarının yorumlanmasını kolaylaştırır ve maddelerin karşılaştırılmasını pratik hale getirir.

Diğer taraftan YEM çözümlemelerinde korelasyon matrisinin tercih edilmesi bazı araştırmalara dezavantaj getirir. Korelasyon matrisi değişkenlerin varyansı hakkında bilgi içermez. Bu nedenle varyansın modele olan katkısı dâhil edilemez ve bu nedenle sonuçlar kısıtlı kalabilir.

Sonuç olarak denilebilir ki, YEM’de küçük örneklem hacimlerinde veya farklı ölçü birimine sahip değişkenlerle çalışıldığında korelasyon matrisi tercih edilmesi uygun olmaktadır. Fakat ham veriye erişim imkânı ve örneklem hacmi yeteri kadar büyükse kovaryans matrisi kullanılarak çözümlemelerin yapılması daha uygun olmaktadır.

Ekstrem ve Kayıp Veriler: Kayıp veriler, YEM modellerinin test edilmesini ve genel olarak YEM kullanımını zorlaştırmaktadır. Çünkü kayıp verilerin giderilmesine yönelik yaklaşımların çoğunda, örneklem büyüklüğü orijinal vaka sayısından bir ölçüde azaltılmaktadır. Uygulanan kayıp veri yaklaşımına ve öngörülen kayıp veri kapsamına ve hatta daha yüksek düzeyde kayıp veri içerebilen ele alınan sorun türlerine bağlı olarak, araştırmacı kayıp veri sorunlarını telafi etmek için örneklem boyutunda bir artış planlamalıdır (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Araştırmacının kayıp verilerle ilgili birkaç önemli hususa karar vermesi gerekir. Kayıp verilerle ilgili iki soru yanıtlanmalıdır: (1) Kayıp veriler tahmin veya yorumlamada sorunlara yol açacak kadar yeterli ve tesadüfi değil mi? (2) Kayıp verilerin düzeltilmesi gerekiyorsa, en iyi yaklaşım nedir? Bir yaklaşım seçerken göz önünde bulundurulması gereken bir diğer husus da örneklem büyüklüğünün belirlenmesidir. Her bir kovaryans terimi için potansiyel olarak farklı örneklem büyüklükleri kullandıklarından, örneklem büyüklüğünün tanımlanmasını zorlaştırmaktadır. YEM araştırmacıları, örneklem büyüklüğünün (n) değişken üzerindeki etkilerini örneklemi büyük, küçük ve orta düzeyde tutarak araştırmışlardır. Bu sonuçlar genel olarak minimum örneklem büyüklüğünün eklenmesinin yakınsama, uyum sapması ve parametre tahmini sapması ile ilgili en az soruna yol açtığını göstermektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

YEM analizi yapmadan önce diğer çok değişkenli istatistiksel analizlerde olduğu gibi veriyi analize hazır hale getirmek için bazı ön kontroller yapılmalıdır. Uç değer ve eksik değer kontrolü YEM analizi yapmadan önce incelenmesi önerilen iki temel unsurdur. Bollen (1989) ve Kline (2011) özellikle bazı etkili uç değerlerin YEM analizi sonucunda önemli düzeyde sapmalara neden olabileceğinden analiz yapmadan önce bu ön kontrollerin yapılmasını önermektedir. Uç değerler diğer verilerden oldukça farklı bir değer olup genellikle ya verilerin yanlış kaydedilmesinden ya da veriler arasında diğer verilerden oldukça farklı bir ögenin yer alması durumunda ortaya çıkmaktadır. Genellikle tek değişkenli uç değer tespitinde histogram, dal-yaprak grafiği gibi grafiksel yöntemler kullanılabileceği gibi standartlaştırılmış z değerleri kontrol edilerek (genellikle verilerin -3 ile +3 arasında olması gerekir) incelenebilmektedir. Fakat çok değişkenli uç değer kontrolü ise daha karmaşık bir durum olup aykırı olan durumları belirlemek için Mahalanobis uzaklık istatistiklerinin incelenmesi önerilmektedir. Tespit edilen aykırı değerler verilerin yanlış kaydedilmesinden kaynaklı ise doğrudan düzeltilerek diğer durumda ise ya silinerek ya da belirli dönüşüm yöntemleriyle düzeltilmek suretiyle verilerin birbirine yaklaştırılmasıyla ortadan kaldırılabilir. Tespit edilen eksik değerler ise ya silinerek ya da belli bir düzeyin altında eksik değer içeren birimler için önerilen bazı teknikler uygulanarak düzeltilme yoluna gidilebilir (Durak, 2021).

Kayıp Veri Yaklaşımının Seçilmesi: YEM’de kayıp verileri ele almak için öncelikle uygulanması gereken bazı yaklaşımlar vardır. Kayıp verilerin rastgele olması, gözlemlerin yüzde 10’undan az olması ve faktör yüklerinin sayısının nispeten yüksek olması (0,70 veya daha büyük) durumunda, bu yaklaşımlardan herhangi birinin uygun olduğu söylenebilir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). Ancak kayıp veriler bundan daha sorunlu olduğunda, tahmin sürecinden önce kayıp veri sorununun nasıl çözümleneceğine karar verilmelidir.

Kayıp verileri gidermede 4 temel yaklaşım vardır: (1) Tam Gözlemlerin Kullanılması (Listwise Deletion Metod), (2) Eldeki Tüm Gözlemlerin Kullanılması Yaklaşımı (Pairwise Deletion Metod), (3) Atama Teknikleri (Imputation Thecniques), (4) Model Tabanlı Yaklaşımlar (Model Based Approaches) şeklindedir.

Atama yöntemleri şu şekilde sıralanır: Eksik Gözlem ile Tam Gözlemlerin Yer Değiştirmesi (Case Substitution), Eksik Gözlem ile Ortalamanın Yer Değiştirmesi

(Mean Substitution), Sıcak Deste Atama Yöntemi (Hot Deck), Soğuk Deste Atama Yöntemi (Cold Deck), Regresyon Atama (Regression Assignment) ve Çoklu Atama (Multiple Imputation) şeklindedir.

Tahmin öncesinde kayıp veriler için bir çözüm uygulandığında, Tam Gözlemlerin Kullanılması Yöntemi (listeden silme) örneklem ve faktör yükleri küçük olduğunda özellikle sorunlu hale gelmektedir. Tersine, örneklem büyüklükleri ve faktör yükleri genel olarak küçüldükçe ve/veya kayıp veri miktarı arttıkça modele dayalı yaklaşımların avantajları özellikle belirgin hale gelmektedir. Eldeki Tüm Bilgilerin Kullanılması Yöntemi (ikili silme) örneklem büyüklüğü 250'yi aştığında ve Ölçülen değişkenler arasında yer alan toplam kayıp veri miktarı yüzde 10'un altındadır. Bu yaklaşımla, örneklem büyüklüğü (n) herhangi iki kovaryans için mevcut olan minimum örneklem büyüklüğüne ayarlanmalıdır. Eldeki Tüm Bilgilerin Kullanılması (ikili silme) yaklaşımı birçok iyi özelliğe sahiptir, ancak kullanıcı, az veya çok miktarda veri eksik olduğunda ve faktör yükleri büyük olduğunda uyum istatistiklerinin potansiyel enflasyonunun farkında olmalıdır. Bununla birlikte, tüm bu yaklaşımlar, araştırmacının tahmin öncesinde eksik verileri açıkça gidermesine ve hangi yaklaşım kullanılırsa kullanılsın sonuçlarını anlamasına olanak tanır. Kayıp veriler için herhangi bir çözüm olmaksızın modelin tahmin edilmesine karar verilmesi durumunda, Tam Bilgi Maksimum Olabilirlik (FIML) en iyi alternatiftir. Burada tahmin süreci eksik verilere dayanmaktadır ve bu eksik verilerin sonuçlar üzerinde bir etkisi olmayabilir. Ciddi kayıp veri sorunlarının olmadığı durumlarda, tüm yaklaşımlar karşılaştırılabilir sonuçlar üretmektedir. Dolayısıyla, eksik verilerin önceden mi giderileceği yoksa tahmin sürecinde mi giderileceği araştırmacının yapacağı bir seçim haline gelmektedir. Araştırmacıların deneyimlerine göre, kayıp veri sorunlarını model tahmininden önce çözmek çoğu zaman en iyisidir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Çok Değişkenli Normal Dağılım: YEM analizi yapılmadan önce kontrol edilmesi gereken önemli varsayımlardan biri çok değişkenli normal dağılım analizidir. Çünkü çok değişkenli normal dağılım gerek maksimum olabilirlik tahmin yönteminin kullanılabilmesi gerekse model uyum iyiliği değerlerinde sapma yaşanmaması (olması gerekenden daha iyi ya da daha kötü uyum vermemesi) açısından oldukça önemlidir (Kline, 2011). Herhangi bir veri çok değişkenli normal dağılıma sahipse o verinin tek

değişkenli normal dağılıma ve iki değişkenli normal dağılıma sahip olduğu söylenebilir (Hayduk, 1987). Fakat tersi olan durum, bir diğer ifadeyle tek değişkenli normal dağılıma ya da iki değişkenli normal dağılımı sağlayan bir verinin çok değişkenli normal dağılımı sağladığı söylenemez (Dimitrov, 2012). Tek değişkenli normal dağılım kontrolü için literatürde genellikle çarpıklık ve basıklık değerleri kullanılmaktadır. Verilerin tek değişkenli normal dağılımı sağlaması için çarpıklık ve basıklık açısından bir fikir birliği bulunmamakla beraber Collier, (2020) çarpıklık değerlerinin (-2; +2) arasında, basıklık değerlerinin ise (-10; +10) arasında olması gerektiğini savunmaktadır. Diğer taraftan çok değişkenli normal dağılım kontrolü için Mardia' nın normalleştirilmiş çok değişkenli basıklık değeri kullanılabilir. Bu ise, incelenen veriler için Mardia katsayısını, $p(p+2)$ formülüne dayalı olarak hesaplanan bir değerle karşılaştırarak yapılır. Burada p ifadesi, modeldeki gözlenen değişkenlerin sayısına eşittir (Raykov & Marcoulides, 2008). Bu doğrultuda Mardia katsayısı yukarıdaki formülden elde edilen değerden düşükse verilerin çok değişkenli normalliği sağladığı kabul edilir. Özellikle maksimum olabilirlik tahmin tekniği çok değişkenli normal dağılımdan sapmalara karşı oldukça hassastır. Çok değişkenli normal dağılımın sağlanmadığı verilere çeşitli dönüşümler uygulanıp normallik sağlanarak, maksimum olabilirlik tekniği kullanılabilir. Öte yandan çok değişkenli normal dağılımın sağlanmadığı veriler için bazı diğer öneriler sunulmaktadır. İstatistiksel araştırmalara göre en azından örneklem hacminin tahmin edilen parametre sayısının 10 katından daha büyük olması gerekmektedir (Raykov & Marcoulides, 2000). Ordinal ve normal dağılıma sahip olmayan sürekli verilerin analizinde büyük örneklem hacmine ihtiyaç duyulmaktadır. Çok değişkenli normal dağılımı sağlamayan veriler için kullanılabilecek bir diğer teknik ise bootstrapping tekniğidir (Bollen, 1989; Durak, 2021).

Tahmin Tekniği: Yapısal Eşitlik Modellemesinde en yaygın kullanılan tahmin tekniği Maksimum Olabilirlik (ML) tekniğidir. Simülasyon çalışmaları, ML tahmin tekniği ile ideal koşullar altında (normal dağılım, ekstrem olmayan veriler vb.) ve uygun örneklem hacimleriyle geçerli, güvenilir (tutarlı) sonuçlar sağlandığı bilinmektedir. Çok güçlü ölçümlerin yapıldığı ve kayıp verilerin olmadığı koşullardan uzaklaştıkça, örnekleme hatası ile karşılaşıldığında istikrarlı ML çözümleri sağlamak için minimum örneklem büyüklükleri artmaktadır. İdealden daha az koşullar göz

önüne alındığında, bir çalışma tahmin için sağlam bir temel sağlamak üzere 200 örneklem büyüklüğü önerilmektedir. Ancak, örneklem büyüklüğü arttıkça (>400), modelin daha hassas hale geldiği ve neredeyse her farkın tespit edildiği görülmektedir. Sonuç olarak, 100 ila 400 arası örneklem büyüklükleri, aşağıda tartışılan diğer hususlara tabi olarak önerilmektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

YEM’de Maksimum Olabilirlik (ML), Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) tahmin tekniği kullanılabilmesi için verilerin çoklu normal dağılım göstermesi gerekmektedir. Yine de ML’nin orta düzey normallik durumunda da kullanılabileceği de belirtilmiştir (Bollen, 1989). Diğer taraftan, normal dağılım sergilemeyen veriler için Ağırlıksız En Küçük Kareler (ULS) ve Asimtotik Dağılımdan Bağımsız (ADF) gibi bazı diğer dağılımdan bağımsız yöntemler de kullanılabilir. Bu tahmin yöntemlerinden ULS normal dağılım şartı yerine verilerin aynı ölçüm düzeyinde (örneğin, aralıklı ve oransal) olmasını şart koşarken ADF kullanabilmek için ise örneklem hacmi çok yüksek (en az 1000) olması gerekmektedir. Fakat dağılımdan bağımsız yöntemler genellikle diğer yöntemlere göre daha az güçlüdür (Mostert & Peeters, 2011; Durak, 2021).

Model Karmaşıklığı: Küçük örneklemlemlerle daha basit modeller test edilebilir çünkü modelin parametre sayısı az olduğunda, eldeki veri ile daha güvenilir tahminler yapmak mümkündür. Ancak, daha fazla ölçülen değişken veya gösterge değişkeni içeren modeller için istatistik olarak anlamlı sonuçlar elde edebilmek için daha büyük örneklem hacmine ihtiyaç duyulur. Modellerin karmaşıklığı sadece değişken sayısının artmasıyla değil, farklı sebepler nedeniyle de daha büyük örneklem hacimlerine ihtiyaç duyulabilir. Bunlar arasında şunlar yer alır:

1. Daha Fazla Parametre Tahmini: Modeldeki yapıların ve ilişkilerin sayısı arttıkça tahmin edilmesi gereken parametre sayısı da artar. Daha fazla parametre içeren modellerin güvenilir tahminler yapabilmeleri için daha büyük örneklem hacimleri gereklidir.
2. Ölçülen Değişkenlerin Azlığı: Üçten az ölçülen değişkene sahip yapılar gibi durumlarda, modelin istikrarı için daha büyük örneklem hacimleri gerekir. Ölçülen değişkenlerin az olması, modelin doğruluğunu ve güvenilirliğini sağlayacak yeterli bilgiyi üretmeyi zorlaştırabilir.

3. Çok Gruplu Analizler: Eğer model farklı grupları karşılaştırmayı içeriyorsa (örneğin yaş, cinsiyet veya kültürel farklılıklar açısından), her grup için yeterli sayıda gözlem gereklidir. Aksi takdirde gruplar arası karşılaştırmalar istatistik olarak güvenilir olmayabilir.

Örnekleme büyüklüğü, modelin daha fazla bilgi üretmesine ve tahminlerin daha istikrarlı olmasına yardımcı olur. Küçük örneklemle yapılan analizler, yüksek varyans nedeniyle tutarsız sonuçlar verebilirken, büyük örneklem modelin genellenebilirliğini artırır ve hata paylarını minimize eder. Dolayısıyla, model karmaşıklığı daha büyük örneklemle ihtiyaç duyulmasına neden olur (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Ölçülen Ortalama Hata Varyansı: YEM’de ortaklıklar, ölçüm modeli tarafından açıklanan gösterge değişkenleri arasındaki ortalama varyasyon miktarını ifade eder. Bir maddenin ortaklığı, standartlaştırılmış yapı yüklerinin karesinin alınmasıyla doğrudan hesaplanabilir. Araştırmalar, ortak varyans azaldıkça daha büyük örneklem büyüklüklerine ihtiyaç duyulduğunu göstermektedir; çünkü bu durumda gözlenemeyen yapılar, ölçülen maddelerdeki varyansı daha az açıklayabilmektedir. Ortalama açıklanan varyans (OAV) 0,50’nin altında olan ve birden fazla yapı içeren modeller ile yapı geçerliliği (YG) 0,70’in altında kalan modeller, yakınsama ve model istikrarı açısından daha büyük örneklem hacimlerine gereksinim duyar. Özellikle, yalnızca bir veya iki maddeden oluşan yapılar söz konusu olduğunda, bu durum daha büyük bir sorun haline gelmektedir. (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Örnekleme Büyüklüğü: YEM uygulamalarında örneklem büyüklüğü hakkında ortak bir görüş olmaması yanında minimum örneklem büyüklüğünü çeşitli durumlar göz önünde bulundurularak belirlenmesi gerektiğine dair çeşitli görüşler bulunmaktadır. Bu bağlamda örneklem büyüklüğüne karar vermede dört önemli unsur vardır: 1) Modelin yanlış belirlenmesi, 2) Modelin büyüklüğü ve karmaşıklığı, 3) Normal dağılımdan sapma düzeyi ve 4) Tahmin tekniğinden oluşmaktadır. (Raykov & Widaman, 1995). Bunlara ilave olarak eksik ve ekstrem veri miktarında örneklem büyüklüğünü etkilemektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). Diğer bir görüş modelde tahmin edilen parametre sayısının en az 10 katı kadar veri olması gerektiği; karmaşık modellerde ise bu değerin en az 15 katına çıkarılması gerektiğidir. Benzer şekilde Kline (2011) ise tahmin edilen toplam parametre sayısının 10 ila 20 katı

arasında bir örneklem büyüklüğüne gerektiğini belirtmiştir. Diğer bazı araştırmacılardan Bentler ve Chou, (1987) YEM için en az 150, Çelik ve Yılmaz (2013) ise en az 200 olmak üzere 200-500 arasında verinin olması gerektiğini belirtmiştir.

YEM’de tahmin edilen modelin bu özelliklerine ek olarak, örneklem büyüklüğü aşağıdaki durumlarda artırılmalıdır: (1) verilerin çok değişkenli normal dağılımdan sapma düzeyi, (2) ADF gibi büyük örneklem hacminin kullanılmasını zorunlu kılan bir tahmin tekniğinin kullanılması, (3) kayıp verilerin yüzde 10’u aşması.

Son olarak, araştırmacı örneklem büyüklüğü meselesinin bir modeli tahmin edebilmenin ötesine geçtiğini unutmamalıdır. Örneklem büyüklüğü, diğer istatistiksel çıkarımlarda olduğu gibi, araştırmanın hedeflediği evreni temsil edecek düzeyde yeterli olmalıdır. Bu, çoğu zaman araştırmacının öncelikli kaygılarından biridir. Yetersiz örneklem büyüklüğü, genelleme yapılabirliği düşürebilir ve istatistiksel sonuçların güvenilirliğini zayıflatabilir. Bu nedenle, örneklem belirleme sürecinde istatistiksel güç, etki büyüklüğü ve modelin karmaşıklığı gibi faktörler dikkate alınmalıdır. (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Model Tahmininde Karşılaşılan Sorunlar: Önceki bölümde tartışılan daha genel araştırma tasarımı sorunlarına ek olarak, YEM analizinin de kendine özgü bazı sorunları vardır. Bu sorunlar model yapısı, kullanılan tahmin tekniği ve analiz için seçilen bilgisayar programı ile ilgilidir.

Model Yapısı: Bir YEM analizinin kurulmasındaki en önemli adımlardan biri teorik model yapısının belirlenmesi ve programa iletilmesidir. Teorik model yapısını bilen araştırmacı daha sonra tahmin edilecek model parametrelerini belirleyebilir. Bu modeller genellikle, atıfta bulunulan ilişki veya değişken türünü belirten yaygın YEM kısaltmalarını içerir. Araştırmacı hem ölçüm hem de yapısal modellerin belirlenmesinden sorumludur. Bu süreç, farklı kullanıcıların tercihlerine ve kullanılan yazılım programlarına bağlı olarak değişiklik gösterebilir. Örneğin, LISREL daha çok sözdizimi ve matris gösterimine dayanırken, AMOS tamamen grafiksel bir arayüz sunarak kullanıcı dostu bir deneyim sağlamaktadır. Ancak hangi program tercih edilirse edilsin, tüm programlar temelde aynı işlevi yerine getirmekte ve benzer analiz süreçlerini takip etmektedir.

Hangi Model Parametrelerinin Tahmin Edileceğini Belirlemek: Her olası parametre için araştırmacı, parametrenin serbest mi yoksa sabit mi olacağına karar vermelidir. Serbest parametre, modelde tahmin edilecek bir parametredir. Sabit parametre ise değeri araştırmacı tarafından belirlenen bir parametredir. Çoğu zaman sabit bir parametre sıfır değerine ayarlanır ve bu da hiçbir ilişkinin tahmin edilmediğini gösterir. YEM, her bir olası parametrenin tahmin edilip edilmediğinin belirtilmesini gerektirir. Ancak hangi yazılım kullanılırsa kullanılsın, araştırmacı tahmin edilecek her bir parametre açısından YEM modelinin tamamını tanımlayabilmelidir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Tahmin Tekniği: Yapısal model belirlendikten sonra, model üzerinde serbest bırakılan parametreleri tahmin etmek amacıyla uygun olası tahmin tekniğinin seçim aşamasına gelinmektedir. Bir YEM çözümü elde etmek için çeşitli seçenekler mevcuttur. YEM başlangıçta En Küçük Kareler (OLS) tahmin tekniği ile gerçekleştirilmiştir. Ancak, çok değişkenli normal dağılım varsayımının sağlandığı durumlarda, daha verimli ve yansız sonuçlar üreten maksimum olabilirlik tahmin tekniği yaygın olarak benimsenmiştir. ML, en iyi model uyumunu elde etmek için parametrelerin en olası değerlerini tahmin etmeye yönelik esnek bir tekniktir. Bununla birlikte, ML'nin normal dağılım varsayımına duyarlılığı, alternatif tahmin tekniklerine olan ihtiyacı artırmıştır. Bu bağlamda, Ağırlıklı En Küçük Kareler (WLS), Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) ve Asimptotik Dağılımdan Bağımsız (ADF) tahmin teknikleri geliştirilmiştir. Özellikle ADF tekniği, verilerin normal dağılıma uymadığı durumlara karşı duyarsız olması nedeniyle dikkat çekmiştir. Ancak, büyük örneklem gereksinimi nedeniyle uygulamada bazı sınırlamalar taşımaktadır. Tüm alternatif tahmin teknikleri, kişisel bilgisayarların hesaplama gücü arttıkça daha yaygın olarak kullanılabilir ve tipik problemler için uygulanabilir hale gelmişlerdir. ML en yaygın kullanılan yaklaşım olmaya devam etmektedir ve çoğu YEM programında varsayılan tahmin tekniğidir. ML'nin normal dağılım varsayımında sapmalara karşı oldukça güçlü olduğu kanıtlanmıştır. Araştırmacılar ML'yi diğer tekniklerle karşılaştırmış ve birçok koşul altında güvenilir sonuçlar ürettiği görülmüştür (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Bir olgunun belli bir dereceye kadar ölçümlenebildiği yani mükemmel bir şekilde hem teorik hem de pratik açıdan ölçümlenemediği bilinmektedir. Ölçüm

hataları yalnızca sorulara verilen yanlış cevaplardan kaynaklanmaz. Aynı zamanda bir ürüne karşı olan tutum ve davranış motivasyonları gibi daha soyut ve teorik kavramlar kullandığımızda ortaya çıkar. Araştırmacı bu kavramları ölçmek için en iyi sorular sormayı tasarlar. Ankete katılanlar sorulara nasıl cevap verecekleri konusunda emin olmayabilirler veya soruları araştırmacının amaçladığından farklı bir şekilde yorumlayabilirler. Bu durum ölçüm hatasına yol açabilir. Ancak problemin büyüklüğünü bilirsek, güvenilirliği istatistiksel tahmine dâhil edebilir ve modelimizi buna göre geliştirebiliriz (Hair, Anderson, Tatham, & Black, 1998: 585-586). Parametre tahmininde farklı yöntemler kullanılır. Yapısal eşitlik modellemesi Eşitlik 1.13'teki hipotezde sınanmaktadır.

$$H_0: \sum = \sum(\theta) \quad (1.13)$$

Tahmin süreci $\sum$ ve $\sum(\theta)$ arasındaki farkı minimum kılan uyum fonksiyonuna ihtiyaç duymaktadır. YEM'de modeldeki değişkenlerin dağılım özellikleri (normal dağılıma sahip olup olmaması) ve ölçeklerine (sürekli, sıralı vb.) göre kullanılan tahmin teknikleri farklılaşmaktadır (Bayram, 2013: 54). Tahmin teknikleri arasında en yaygın kullanılanları, Maksimum Olabilirlik (Maximum Likelihood-ML), Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares-GLS), Ağırlıksız En Küçük Kareler (Unweighted Least Squares-ULS), Ölçekten Bağımsız En Küçük Kareler (Scale Free Least Squares-SLS) ve Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız (Asymptotically Distribution Free-ADF) tahmin teknikleridir (Schumacher & Lomax, 2004). Normal dağılım varsayımı sağlanmadığı durumlarda kullanılan diğer tahmin teknikleri arasında Robust Maksimum Olabilirlik (Robust Maximum Likelihood-RML) ve Diyagonal Ağırlıklı En Küçük Kareler (Diagonal Weighted Least Squares-DWLS) tahmin teknikleri yer almaktadır. Bu çalışmada kullanılan tahmin teknikleri ikinci bölümde teknik ayrıntıları ile ele alınacaktır.

Bilgisayar Programları: YEM alanında kullanılan ilk istatistik paket programları arasında LISREL yer almaktadır. LISREL (Linear Structural Relations) 1970'li yılların başlarında Karl Jöreskog ve Dag Sörbom tarafından geliştirilmiş ve Yapısal Eşitlik Modellemesinin en önemli yapı taşlarından biri olmuştur.

LISREL, ölçüm modellerini (doğrulayıcı faktör analizi) ve yapısal modelleri çözümlemek amacıyla tasarlanmıştır. Zaman içinde AMOS, EQS, Mplus, SAS (PROC CALIS), SATATA vs. gibi alternatif programlar geliştirilmiş ise de LISREL YEM'in metodolojik gelişiminde önemli yere sahiptir.

LISREL, çok esnek ve zengin bir veri işleme ve düzenleme araçlarına sahiptir. EQS regresyon, faktör analizi ve yapısal modelleri test etmek amacıyla yaygın olarak kullanılan bir başka programdır. Özellikle varsayımlardan sapmaların varlığında araştırmacılara önemli seçenekler sunmaktadır. AMOS (Analysis of Moment Structures) YEM modellerinin çözümlemelerinde yaygın olarak kullanılan diğer bir programdır. Bu program SPSS'te bir modül olmasının yanı sıra, tüm işlevler için grafiksel bir arayüz kullanan ilk YEM programları arasında yer almaktadır. AMOS'ta araştırmacının hiçbir zaman herhangi bir sözdizimi komutu veya bilgisayar kodu kullanmak zorunluluğu yoktur. Mplus, esnekliği ve geniş modelleme seçenekleriyle tanınır grafik arayüzü de olan çoklu tekniklere sahip bir modelleme programıdır. Son olarak, SAS (PROC CALIS), istatistik yazılım programlarının bir modülü olarak karmaşık modelleme ve esnek veri manipülasyonlarına sahiptir.

Sonuç olarak, bir YEM programının seçimi araştırmacının tercihinine ve mevcut yeteneğine dayanmaktadır. YEM çözümlemelerinde kullanılan istatistik paket programları geliştikçe birbirlerine daha çok benzemektedir. AMOS, EQS ve LISREL hepsi işaretle ve tıkla ara yüzüne sahiptir ve etkileşimli bir yol diyagramı aracılığıyla modeli belirleme ve değiştirme yeteneğine sahiptirler. Temel fark, ölçüm ve yapısal modellerin belirtilmesinde kullanılan gösterimdir. LISREL, örtük faktörleri, hata terimlerini ve parametre tahminlerini temsil etmek için Yunan harflerini ve gözlenen değişkenleri temsil etmek için Latin harflerini (x ve y) kullanır. LISREL notasyonu olarak bilinen bu yöntem, modelleri tanımlamak için uygun bir kısa yol sağlar ve bu simgesel gösterime hakim olunduktan sonra YEM'de modele ait kavramlar ve tanımlamalar oldukça basitleşmektedirler. Diğer programlar Yunanca kısaltmalara daha az dayanmakta ve hem model belirleme hem de sonuçların raporlanmasında farklı bir yaklaşımdan yararlanmaktadırlar.

Yapısal Eşitlik Modellemesinin ilk üç aşamasında modelin tanımlanması, modelin geliştirilmesi ve modelin ampirik sonuçlarının elde edilmesi için ilgili ayrıntılar tartışılmıştır. Bu aşamadan sonra model üzerinde yapılması uygun olan

düzeltilmeler yapılarak ölçüm ve yapısal modelin geçerliliğinin ve uyum iyiliğinin değerlendirilmesi gerekmektedir.

1.4.4. Ölçüm Modelinin Geçerliliğinin Değerlendirilmesi

Ölçüm modeli belirlendiğinde, yeterli veri toplandığında ve tahmin tekniği gibi temel kararlar verildiğinde, ölçüm modelinin geçerliliğinin test edilmesi aşamasına geçilmektedir. Ölçüm modelinin geçerliliği; (1) ölçüm modeli için kabul edilebilir uyum iyiliği seviyelerinin belirlenmesine ve (2) yapı geçerliliğine ilişkin belirli kanıtların bulunmasına bağlıdır. Uyum iyiliği indeksi (GOF), belirlenen modelin gösterge ögeleri arasında gözlenen kovaryans matrisini yeniden ne kadar iyi ürettiğini gösterir. İlk uyum iyiliği ölçütünün geliştirilmesinden bu yana, araştırmacılar modelin verileri temsil etme kabiliyetinin çeşitli yönlerini yansıtan yeni ölçütler geliştirmeye ve iyileştirmeye çalışmışlardır. Bu nedenle, araştırmacılar için bir dizi alternatif uyum iyiliği ölçütü mevcuttur. Her uyum iyiliği ölçüsü kendine özgüdür (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). Bu indeksler mutlak, artımlı ve basit olmak üzere üç grup altında sınıflandırılabilir. Bir yapısal eşitlik modelinin uyum iyiliği bu üç tür indeks bir arada değerlendirilerek karar verilmelidir. YEM’de kullanılan en önemli uyum indeksleri üçüncü bölümde tartışılmaktadır. Ancak bu indeksler üç sınıf altında sınıflandırılabilir. Bu uyum indeksleri; mutlak, artımlı ve basit uyum indeksleridir. Belirli bir model tahmin edildikten sonra model uyumu, tahmin edilen kovaryans matrisinin (teori) gerçeğe (gözlenen kovaryans matrisi) benzerliğini değerlendirerek teoriyi gerçeklikle karşılaştırır. Bu bölümdeki uyum indeksleri üçüncü bölümde anlatılmıştır (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

1.4.5. Yapısal Modelin Belirlenmesi

Ölçüm modelinin belirlenmesi YEM modeli geliştirmede kritik bir adımdır. Bu işlem YEM’in ikinci aşamasıdır. Beşinci aşama, önerilen teorik modele dayalı olarak bir yapıdan diğer bir yapıya olan ilişkinin yönünü ilişkiler atayarak yapısal modelin belirlenmesini içermektedir. Daha açık bir anlatımla araştırma hipotezlerinin her biri YEM modeli üzerinde bir okla göstermektedir.

Yapısal modelin alternatif bir temsil yöntemi, ölçüm modeline belirli kısıtlamaların uygulanmasıdır. Bu bağlamda, varsayılan her ilişkinin, yapılar

arasındaki korelasyonlar yerine belirli yapısal yollarla ifade edilmesi sağlanır. Dışsal yapılar arasındaki korelasyonel ilişkiler dışında, iki yapı arasında doğrudan bir nedensel ilişki öngörülmediği sürece modelde herhangi bir yol çizilmez. Sonuç olarak, yapısal modelde açıkça tanımlanmayan tüm ilişkiler sıfıra eşit olacak şekilde kısıtlanır. Bu aşamada odak noktası yapısal model olmakla birlikte, yapısal eşitlik modelinin (YEM) tahmini, ölçüm modeline ait parametrelerin de modele dâhil edilmesini gerektirir. Böylece oluşturulan yol diyagramı, YEM'in hem ölçüm hem de yapısal bileşenlerini içeren bütünleşik bir model sunar. Bu diyagram yalnızca ölçüm modelindeki tüm yapıları ve ilgili göstergeleri temsil etmekle kalmaz, aynı zamanda yapılar arasındaki teorik olarak öngörülen yapısal ilişkileri de görünür kılar. Son aşamada, model tahmin için hazır hale gelir ve böylece hem göstergelerin ait oldukları yapılarla olan ölçüm ilişkileri hem de yapılar arasındaki öngörülen yapısal ilişkiler dikkate alınarak genel teorinin ampirik testi gerçekleştirilmiş olur (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

1.4.6. Yapısal Model Geçerliliğinin Değerlendirilmesi

Bu aşama, yapısal modelin geçerliliğinin değerlendirilmesini ve araştırma hipotezlerinin test edilmesi çalışmalarını kapsar. Dördüncü aşamada ölçüm modelinin geçerlilik ve güvenilirlik analizleri kabul edilebilir bir düzeyde olmadan beşinci ve altıncı aşamalara geçilmez. Diğer bir anlatımla ölçüm modeli için kabul edilebilir bir uyum elde edilmeden, yapısal modelin geçerliliği ve güvenilirliği sağlanamaz. Ancak ölçüm modeli kabul edilebilir model uygunluğu sağlandığında dikkatimizi yapısal ilişkilerin test edilmesine verebiliriz. Bir ölçüm modeline kıyasla yapısal bir modelin uyumunun test edilmesinde iki temel farklılık ortaya çıkmaktadır. Birincisi, kabul edilebilir genel model uyumunun sağlanması gerekse de bir modelin üstünlüğünü desteklemek için alternatif modeller tanımlanır. İkincisi, yapısal ilişkiler için tahmin edilen parametrelere özellikle vurgu yapılır, çünkü bunlar yapısal modelde tanımlanan varsayılan ilişkilerle ilgili doğrudan ampirik kanıt sağlar (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Uyum İyiliğinin Değerlendirilmesi: Yapısal eşitlik modellemesinde veriler üzerinden parametreler hesaplanırken, modelle veri arasında bir hata (artık) olduğundan aşağıdaki eşitlik kullanılır. Bu eşitlikteki veriler, evrenden elde edilmiş

gözlenen değişkenlerin örtük değişkenlerle bağlı olduğu yapıdır. Modeldeki örtük değişkenler birbirleriyle iki yönlü ya da tek yönlü bağlanabilirler (Karagöz, 2017).

$$\text{Veri} = \text{Model} + \text{Hata}$$

Yapısal eşitlik modellemesinde model değerlendirilirken birden fazla uyum testine ihtiyaç vardır. Bu uyum indekslerinin çoğu teorik olarak belirtilen modelin kovaryans matrisi ile örneklem kovaryans matrisinin karşılaştırılmasına dayanır. Bu matrislerin birbirine çok fazla benzememesi verinin kavramsal modele uyum sağlayamadığı, iki matris arasında farkın az olması verinin kavramsal modele uyum sağladığını gösterir (Schumacher & Lomax, 2004); (Bayram, 2013). Uyum indekslerinin tartışıldığı üçüncü bölümde bu konu ayrıntılı bir şekilde tartışılmaktadır.

Modelin İyileştirilmesi: YEM analizleri sonucunda araştırmacının test ettiği model ile kavramsal modelin uyumlu olup olmaması bölüm üçte açıklanan uyum iyiliği değerlerinin yazında kabul gören eşik değerlerin içinde olup olmamasına bağlıdır. Modelin testi sonucunda bu uyum iyiliği değerleri eşik değerler dışında ise model üzerinde bazı düzeltmeler yapılabilir. LISREL gibi diğer YEM programlarında model iyileştirmelerinin yapılabilmesi için araştırmacılarca düzeltme indeksleri (modification indexes) rapor edilmektedir. Düzeltme indeksleri, bir parametrenin modele eklenmesi veya serbest bırakılması durumunda ki-kare istatistiğindeki iyileşmeyi ifade eder. Genellikle düzeltme indeks değerinin yüksek olması modelde önemli bir eksikliğin olduğuna işaret edebilir. Ayrıca düzeltme indeksleri modeldeki olası sorunlara (gereksiz maddeler, çapraz yüklenme vb.) görebilmemize imkân sağlar. Analiz sonucunda düzeltme önerilerinin fazla olması modelin oldukça sorunlu olduğu anlamına gelmektedir. YEM analizi sonucunda üç tür düzeltme indeksi üretilmektedir (Gürbüz, 2021: 41). Bu indeksler gözlenen değişkenler ve örtük değişkenler arasındaki kovaryansa bakarak sıklıkla hata matrislerini temel alan ayrıntılı düzeltmeler önerir. Bu düzeltme indeksleri gözlenen değişkenler ve örtük değişkenler arasında gerekli ise yeni bağlantıların oluşturulması, değişkenler arasında eklenmesi gereken hata kovaryansları ve modelden çıkartılması gerekli olan değişkenler gibi çok sayıda parametreyi barındırır. Bu parametrelerin sonucuna bağlı olarak ki-kare istatistiği iyileştirilebilmektedir.

Kullanılan istatistik paket programına göre farklı olabilese de genellikle düzeltme indeks değerlerini mutlak olarak 4 veya 10'dan daha büyük olanları dikkate

alınmaktadır. Ancak bu düzeltmeler model üzerinde uygulanırken teorik gerekçesi kontrol edilmelidir.

Kovaryanslara İlişkin Düzeltme İndeksleri: Kovaryanslara ilişkin düzeltme indekslerine başvurulma nedenleri katılımcıların iki değişkeni aynı şekilde anlaması ya da bu değişkenlerden birisinin gereksiz olması anlamına gelmektedir. Bu durumda yapılması gereken iyileştirme, bu iki değişken arasındaki hata terimlerinin kovaryanslarını eşleştirmesi önerilmektedir. Düzeltme indeksleri ele alınırken öncelikle modele en çok katkı yapacak düzeltmelerin dikkate alınması gereklidir. Hata terimlerinin kovaryans değerleri 10'un altında olanlar için yapılacak değişiklikler çoğu zaman işe yaramayacağı için bu düzeltmeler dikkate alınmayabilirler (Gürbüz, 2021: 41).

Modelde hangi maddeler arasında en yüksek düzeltme indeksi varsa bu maddelerin yanıtlayıcılar tarafından hemen hemen aynı şekilde algılanıp yanıtlandığı anlamına gelmektedir. Bu iyileştirmeler yapıldığı takdirde ki-kare değerinde küçülme meydana gelecektir. Burada iki değişken arasında kovaryans oku çizerek bu değişkenlerin hata varyansları birleştirilir ve değişkenler arasında ilişkiye izin verilir. Dikkat edilmesi gereken husus her bir düzeltme sonrası analizin tekrarlanması gerekmektedir. Yapılan düzeltmeler sonrasında ki-kare uyum iyiliği değerleri kontrol edilerek, eğer değerler eşik değerler elde edildi ise düzeltmeler sonlandırılmalıdır. Çünkü modelde ne kadar çok düzeltme varsa o model daha sorunlu ve eleştiriye açık hale gelmektedir. Genel bir kural olarak; 5 ve daha az maddeden oluşan faktörlerde 1, 6 ile 11 maddeden oluşan faktörlerde 2 ve 12'den fazla oluşan maddelerde 3'ten fazla düzeltme yapılmamalıdır. Bir diğer önemli husus farklı faktör altındaki maddeler arasında düzeltme yapılamayacağıdır. Çünkü bir maddenin başka bir faktörde yer alan madde ile ilişkilendirilmesi ölçüm modelinin ayrışım geçerliliğini ihlal eden durum olduğundan dolayı bu tür düzeltmelere gidilmemelidir (Gürbüz, 2021: 41-42).

Regresyon Ağırlıklarına İlişkin Düzeltme İndeksleri: Bu düzeltme indeksleri modelde çapraz yüklenme eğiliminde olan maddeleri gösterir. Düzeltme indeksi yüksek olan maddenin birden fazla örtük değişkenin altında yer aldığı anlamına gelir. Bu durum regresyon ağırlığı iki faktörde de yüksek olan maddenin birleşim ve ayrışım geçerliliğini ihlal ettiğini göstermektedir. Faktör analizinde faktör yükleri belirlenirken

takip edilen adımlar gibi YEM analizinde birden fazla örtük değişkenin altında yer alan maddeyi analizden çıkartmak çözüm yolu olabilir (Gürbüz, 2021: 43).

Standartlaştırılmış Artık Kovaryans Değerlerine İlişkin Düzeltme İndeksleri: Standartlaştırılmış artık kovaryans (standardized residual covariance) değerleri sorunlu maddelere ilişkin bir fikir verebilmektedir (Gürbüz, 2021: 44). Fakat bu istatistikler yalnızca modelin uyum iyiliği değil, aynı zamanda teorik gerekçeye dayandırılarak yapılmalıdır.

Sonuç olarak denilebilir ki düzeltme indeksleri her zaman teorik bir nedene dayanarak uygulanmalıdır. Aksi halde sadece düzeltme indekslerine dayanarak yapılacak düzeltmeler modelin geçerliliğini önemli ölçüde zayıflatabilir. Bir modelde çok sayıda düzeltme yapmak aşırı uyum (overfitting) riskini artırabilir ve modelin evrene genellenebilirliğini düşürebilmektedir.

1.4.7. Modelin Yeniden Tanımlanması ve Yorumlanması

Modelin düzeltme indeksleri yapıldıktan sonra bulunan ampirik sonuçlarla model yeniden tanımlanır. Yeniden tanımlanan model uyum indeksleri yardımıyla yorumlanır.

2. YEM ANALİZLERİNDE KULLANILAN TAHMİN TEKNİKLERİ

Tahmin süreçleri, yapısal parametreler için gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisinin ilişkilerinden türetilir. Model uyumu kavramı YEM'in örneklem verisine uygunluğunun derecesini tanımlar. YEM'de modelleme sürecine; kovaryans yapısı ile belirlenmiş örtük ve gözlenen değişkenlerin ilişkilerinin, yol diyagramında kullanılan modelin belirlenmesiyle başlanmaktadır. Bunu takip eden model belirleme sürecinde, modelin tanımlı olup olmadığına karar verilmektedir. Bu süreç oldukça zordur ve model tanımlaması için gerekli koşul olmaksızın bu süreç geliştirilemez (Çelik, Saraçlı, & Yılmaz, 2011).

Bu bölümde beşinci bölümde literatürden esinlenerek oluşturulan kuramsal model üzerinde yapılan YEM çalışması esnasında kullanılan farklı tahmin teknikleri ile ilgili bilgiler verilmiştir. Bu tahmin teknikleri arasında sırasıyla Maksimum Olabilirlik (ML), Robust Maksimum Olabilirlik (RML), Ağırlıksız En Küçük Kareler (ULS), Diyagonal Ağırlıklı En Küçük Kareler (DWLS) ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) tahmin teknikleri yer almaktadır. Bir sonraki bölümde ise bu tekniklerle elde edilen tahminlerin uyum iyiliğinin değerlendirilmesinde kullanılan indeksler mutlak, artımlı ve basit uyum indeksleri olmak üzere üç grup altında tartışılmıştır.

2.1. Maksimum Olabilirlik (ML) Tahmin Tekniği

Klasik YEM için en yaygın olarak kullanılan tahmin tekniği maksimum olabilirlik (ML) tekniğidir. ML tahmin tekniği θ parametresi tahmin edilirken, ML fonksiyonunun en büyüklenmesi durumudur. ML tekniği kullanılırken, modelde yer alan değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım gösterdiği varsayılır. YEM'de modele ilişkin varyans kovaryans matrisi tanımlı hale geldikten sonra, ML fonksiyonu içindeki yerini alarak modele ilişkin parametrelerin tahmin sürecinde kullanılmaktadır. Modelle ilişkili olarak elde edilen kovaryans matrisinin evren parametrelerinden sapma düzeyi, parametrelerin tahminlenmesinde kullanılan yöntemle göre hesaplanan bir uyum fonksiyonu ile belirlenmektedir. Bu yöntem, modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi Σ θ 'nın geçerliliği için bir evrenden hareketle gözlenen kovaryans matrisi S'nin L olabilirliğini en büyükleyen θ parametreleri için ilgili tahminleri elde

etmektedir (Schermelleh-Engel, Moosbrugger, & Müller, 2003: 25). Log L 'nin en büyüklenmesi için, log-olabilirlik fonksiyonu; Eşitlik 2.1'de verilmiştir.

$$\text{Log}L = -\frac{1}{2}(N-1)\{\log|\Sigma\theta| + \text{tr}[S\Sigma\theta^{-1}]\} + c \quad (2.1)$$

Burada, log doğal logaritma, L olabilirlik fonksiyonu, N örneklem büyüklüğü, θ parametre vektörü, $\Sigma\theta$ modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi ve c Wishart dağılımının terimlerini içeren bir sabittir. F_{ML} , tahmin sonuçlarını değerlendirmede kullanılan uyum fonksiyonunun değeridir (Bollen, 1989: 107). F_{ML} Bu fonksiyon Eşitlik 2.2'de verilmektedir.

$$F_{ML} = \log|\Sigma\theta| + \text{tr}(S\Sigma^{-1}(\theta) - \log|S| - (p+q)) \quad (2.2)$$

Genellikle $\Sigma\theta$ ve S 'nin pozitif tanımlı olduğu varsayılmaktadır.

$\hat{\Sigma} = S$ olduğunda F_{ML} değeri sıfırdır. Yukarıdaki F_{ML} eşitliğinde $\Sigma\theta$ için $\hat{\Sigma}$ ve $\hat{\Sigma} = S$ yazılırsa bu durumda Eşitlik 2.3 elde edilir.

$$F_{ML} = \log|S| + \text{tr}(I) - \log|S| - (p+q) \quad (2.3)$$

Burada $\text{tr}(I) = p+q$ ve F_{ML} sıfırdır. Maksimum olabilirlik tahmin tekniği modeldeki değişkenlerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiğini varsayar. Ayrıca $\Sigma\theta$ ve S 'nin pozitif tanımlı olduğu varsayılır. Burada matrisler tekil olmayan matrislerdir. Eğer bir matrisin determinantı sıfırdan farklıysa ve tersi alınabiliyorsa, bu matrisin rankının tam olduğu, yani tekil olmadığı anlamına gelir. Maksimum olabilirlik (ML) tahmin edicileri önemli özelliklere sahiptir. Veriler çok değişkenli normal dağılımdan geliyorsa, model doğru bir şekilde tanımlanmışsa ve örneklem büyüklüğü yeterliyse, ML parametre tahminlerinin ve standart hatalarının asimptotik olarak yansız, tutarlı ve etkin olması beklenir.

Ayrıca, örneklem büyüklüğü arttıkça, tahmin edici dağılımı normal dağılıma yaklaşır. Bu yakınsama, büyük örneklemelerde tahmin edilen parametrelerin standart

hatalarının z-dağılımına yaklaşmasını sağlar (Bollen, 1989). ML tahmin edicisinin bir diğer avantajı ise, fazla tanımlanmış modellerde tüm modelin değerlendirilmesi için biçimsel bir istatistiksel testin uygulanmasına imkân tanınmasıdır. $(N - 1)F_{ML}$ asimptotik dağılımı s-t serbestlik derecesi ile ki-kare dağılımıdır. Burada S kovaryans veya korelasyon matrisindeki toplam bilgi miktarını ve t tahmin edilen parametrelerin sayısıdır. ML'nin bir diğer avantajı, tahminlerinin ölçekten bağımsız ve ölçek değişikliklerine karşı dirençli olmasıdır (Çelik, Saraçlı, & Yılmaz, 2011; Bollen, 1989). ML tekniği genellikle hem ölçek serbestliği hem de ölçek değişmezliği özelliklerine sahiptir. Ölçek serbestliği bir değişkenin ölçeği doğrusal olarak dönüştürülmüşse dönüştürülen değişken için elde edilen parametre kestiriminin yeniden matematiksel olarak orijinal ölçek birimine dönüştürülmesidir. Ölçek değişmezliği ise orijinal değişkenlerin birimleri ne olursa olsun belirli bir örneklemden elde edilen uyum fonksiyonu değerinin aynı kalması anlamına gelir. Kovaryans matrisi yerine korelasyon matrisi analiz edilirse bu özellikler kaybolabilir. Bunun nedeni ML kestirimi ve diğer eş zamanlı yöntemlerin çoğunlukla standartlaştırılmamış puanlardan oluşan ham veri dosyası ya da kovaryans matrisi gibi standartlaştırılmamış değişkenleri gerektirmesidir. Yapısal eşitlik matrisi türü modelleme programlarında hesaplamalar için kullanılan veri varyans-kovaryans matrisidir.

Varyans-kovaryans matrisi, köşegen üzerindeki varyans terimlerinden ve köşegen dışı üzerindeki kovaryans terimlerinden oluşur. Giriş veri matrisi olarak bir korelasyon matrisi kullanılırsa, aksi belirtilmedikçe bilgisayar programlarının çoğu varsayılan olarak bunu değişkenlerin standart sapmalarını kullanarak bir varyans kovaryans matrisine dönüştürür. Araştırmacı ham veri, korelasyon matrisi veya varyans-kovaryans matrisi girme seçeneğine sahiptir. Korelasyon matrisi, analiz amacıyla standartlaştırılmış veya standartlaştırılmamış değişkenleri kullanma seçeneği sunar. Bir korelasyon matrisi, değişkenlerin ortalamalarını içeren bir satır (isteğe bağlı olarak) ve standart sapmaların yer aldığı bir satır ile birlikte sunulduğunda, standartlaştırılmamış çıktının hesaplanmasında bir varyans-kovaryans matrisi temel alınır. Yalnızca bir korelasyon matrisi girilirse, varsayılan olarak ortalamalar ve standart sapmalar sırasıyla 0 ve 1 olarak ayarlanır ve standartlaştırılmış çıktı yazdırılır. Ham veriler girildiğinde, bir varyans-kovaryans matrisi hesaplanır.

kullanılarak bir olasılık fonksiyonu oluşturulur. Olasılık fonksiyonunun değeri, en uygun parametreler belirlenerek en büyüklenir. Son aşamada ise, en büyüklenmiş olasılık fonksiyonuna en uygun parametre değerleri tahmin edilmektedir.

ML tekniğinin en önemli avantajları arasında çok yaygın olarak kullanılması ve YEM paket programlarında varsayılan tahmin tekniği olmasıdır. Varsayımla sağlanması durumunda en iyi tahmin tekniğidir ve bu teknik zengin bir yelpazede model uyum iyiliği indekslerini desteklemektedir. Bu tekniğin dezavantajları arasında normal dağılım varsayımından sapmanın düzeyine göre tahminlerin güvenilirliğinin düşmesi ve genellikle küçük örneklem hacimlerinde tahminlerinin güvenilir olmaması sayılabilir. Ayrıca eksik verilerle ML tekniği uygulanamaz. Fakat eksik veri tamamlama yöntemlerinden FIML (Full Information Maximum Likelihood) yöntemini desteklemesi diğer önemli bir özelliğidir. ML tahmin tekniğinin varsayımları sağlanamadığı durumlarda Robust (RML, DWLS) veya Bayesian Yöntemler alternatif tahmin teknikleri olarak kullanılabilir.

2.2. Robust Maksimum Olabilirlik (RML) Tahmin Tekniği

İstatistikte Robust yaklaşımlar, klasik istatistikte yapılan normallik, doğrusallık ve bağımsızlık gibi varsayımların her zaman geçerli olmayabileceği durumlar için daha güvenilir yöntemler sunmaktadır. Bu yöntemlerin tercih edilmesinin ana nedeni, veri setinde büyük hatalar, kopyalama veya aktarma hataları gibi sorunların bulunabilmesidir. Bu tür hatalar genellikle sapan (outlier) olarak tanımlanır ve geleneksel istatistiksel yöntemler açısından risk oluşturur. Robust istatistik yöntemleri, bu sapmaların olumsuz etkilerini azaltarak, daha kararlı, doğru analizler ve güvenilir sonuçlar elde etmeyi amaçlamaktadır (Hampel, Ronchetti, Rousseau, & Stahel, 1986: 6). Bu tahmin tekniği yöntemi orijinal değişkenleri dönüşümlerle normalleştirip dönüştürülmüş veriyi varsayılan ML tahmin tekniğine alternatif hale getirir. RML tahmin tekniği düzeltilmiş ML tahmin tekniğidir ve orijinal veri normal ML tahmin tekniği gibi analiz edilir.

RML asimptotik kovaryans matrisi üzerinden hesaplanmaktadır. Farklı örneklem büyüklükleri ve normallikten sapma durumlarında çok iyi performans göstermekte ve standart hata değerleri daha düşük çıkmaktadır. RML'yi LISREL'de uygulamak kolaydır, sadece asimptotik kovaryans matrisini komuta eklemek

yeterlidir. RML, ML ile aynı tahmin fonksiyonuna sahiptir, ancak değiştirilmiş standart hatalara ve ki kare değerine sahiptir. Sürekli verilerde çok değişkenli normalliğin olmaması için Robust yöntem olan Satorra-Bentler yeniden ölçeklendirilmiş yöntemi, sıralayıcı ölçekli veriler için ise ULS (Ağırlıksız En Küçük Kareler) önerilmektedir (Yingruolan, 2014: 8-9).

Normallik varsayımının karşılanmadığı durumlarda kullanılan robust yöntemlerde uyum fonksiyonları Eşitlik 2.4'te verilmiştir.

$$F = (s - \sigma)' V_{sxs} (s - \sigma) \quad (2.4)$$

$V_{sxs} = S^{-1}$ ağırlık matrisidir. Bu durumda Eşitlik 2.5, Eşitlik 2.6 ve Eşitlik 2.7'deki ağırlık matrisleri eşitlik (2.4)'de yerine konulmaktadır.

$$V_{ULS} = diag S^{-1} \quad (2.5)$$

$$V_{GLS} = D' (S^{-1} \cdot S^{-1}) D \quad (2.6)$$

$$V_{ML} = D' (\widehat{\Sigma}^{-1} \cdot (\widehat{\Sigma}^{-1}) D \quad (2.7)$$

$$V_{WLS} = W_{NNT}^{-1} \quad (2.8)$$

Eşitlik 2.8 veya W_{NNT} söz konusu matrisin tekil olması durumunda Eşitlik 2.9'daki gibi hesaplanır (Jöreskog & Sörbom, 1996). s = değişken sayısını, $D = D_{s^2} x p$ ikileme (duplication) matrisi Eşitlik 2.9'da verilmiştir.

$$K_{s^2} x p = D (D' D)^{-1} \quad (2.9)$$

Serbestlik derecesi $= [p(p + 1)]/2$ Normal olmayan dağılımda hesaplanan ağırlıklandırılmış en küçük kareler yönteminde kullanılan W_{NNT} matrisine ait elemanlar aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Jöreskog & Sörbom, 1996).

Eşitlik 2.11, Eşitlik 2.10'da yerine konularak elde edilmektedir. Satorra-Bentler ölçeklendirilmiş ki-kare istatistiği ise Eşitlik 2.12 ve Eşitlik 2.13 Eşitlik 2.14'te yerine konularak elde edilmektedir (Jöreskog & Sörbom, 1996).

$$W_{gh,ij}=n[ACov(S_{gh},S_{ij})] = m_{ghij} - S_{gh}S_{ij} \quad (2.10)$$

$$m_{ghij} = (\frac{1}{N}) \sum_{a=1}^N (z_{ag} - \bar{z}_g)(z_{ai} - \bar{z}_i)(z_{aj} - \bar{z}_j) \quad (2.11)$$

$$F_{WLS} = n(s - \sigma)' \Delta' (\Delta' W_{NT} \Delta)^{-1} (s - \sigma) \quad (2.12)$$

$$h = tr[(\Delta W_{NT} \Delta)^{-1} (\Delta' W_{NTT} \Delta)] \quad (2.13)$$

$$SBSB_{\chi^2} = \frac{p}{h} F_{WLS} \quad (2.14)$$

Eşitlik 2.10, Eşitlik 2.11, Eşitlik 2.12 Eşitlik 2.13 ve Eşitlik 2.14'te kullanılan simgelerin açıklamaları aşağıdaki gibidir.

$ACov(S_{gh}, S_{ij})$: Asimptotik kovaryans matrisi

m_{ghij} : Örnekleme ait dördüncü dereceden momentler çarpımı

z_{ai} : i . değişkenine ilişkin z değerleri matrisi

$\bar{z}_i$: i . değişkenine ilişkin z ortalamaları matrisi

F_{WLS} : Düzeltilmiş ki-kare değeri (normallik varsayımı altında ağırlıklı minimum uyum fonksiyonunun N-1 ile çarpımı)

Δ : Standart sapmalar matrisi

W_{NT} : Normallik varsayımına göre hesaplanmış ağırlık matrisi

W_{NTT} : Normallik dağılımı varsayımının sağlanmaması durumunda hesaplanmış ağırlık matrisini

p : $1/2s(s+1)$

h : Normal dağılımdan sapma oranıdır.

Çok değişkenli normal dağılıma duyarlı olan ML tahmin tekniğinin aksine RML bu durumda daha doğru ve güvenilir tahminler sağlar. RML ki-kare test istatistiğini düzeltir ve böylece model uyum indekslerinin daha sağlıklı bir şekilde yorumlanmasına imkân tanır. Standart hatalar, dolayısıyla güven aralıkları ve anlamlılık testleri daha sağlıklı bir zeminde değerlendirilebilir. RML tahmin tekniğini önemli avantajları arasında normal dağılım varsayımını yumuşatması, büyük örneklem gereksinimini azaltması, analizdeki değişkenleri birim değerleri arasında ekstrem ve uç değerlerin yanı sıra kategorik değişkenleriyle de oluşuyor olabilmesi sayılabilir. Sonuç olarak denilebilir ki, örneklem hacmi göreceli olarak küçük ve çok değişkenli

normal dağılım varsayımında sapmalar söz konusu ise RML tahmin tekniği daha güvenilir sonuçlar sağlamaktadır.

2.3. Ağırlıksız En Küçük Kareler (ULS) Tahmin Tekniği

Ağırlıksız en küçük kareler yöntemi, modele ilişkin kovaryans matrisinin gözlenen değişkenlerden elde edilen matristen farkı olan artık değerler matrisinin diyagonal değerlerine ait değerleri minimize eden fonksiyondur (Bollen, 1989). Ağırlıksız en küçük kareler için uyum fonksiyonu Eşitlik 2.15'te verilmiştir.

$$F(\theta)_{ULS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr \left[(S - \sum(\theta))^2 \right] \quad (2.15)$$

$\sum \theta$: modele ait kovaryans matrisi

S = gözlenen örneklem kovaryans matrisi

θ : Parametrelerin vektörüdür

Yukarıdaki eşitlikte yer alan S gözlenen kovaryans matrisi, $\sum(\theta)$ ise modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi ve θ parametrelerin vektörüdür

$F(\theta)_{ULS}$ artık matrisindeki $[S - \sum(\theta)]$ her bir elemanın karelerinin toplamının bir buçuk katıdır. Bu teknik En Küçük Karelere (OLS) benzemektedir. OLS'de artıkların kareler toplamını minimize etmeye çalışmaktadır. Hata, modelin ürettiği tahmin değerleri ile gözlemlenen bağımlı değişken arasındaki uyumsuzluk olarak tanımlanır. Artık matrisi, model tarafından elde edilen örneklem varyansı ve kovaryans arasındaki farklılıkları yansıtan bir yapıdır. Bu fonksiyonun çözümleme süreçlerini göstermek için $y_1 = x_1 + \zeta_1$ yapısal eşitliği ve daha önce verilmiş olan Eşitlik 2.15'ten hareketle Eşitlik 2.16 yazılmaktadır.

$$F_{ULS} = \frac{1}{2} \left((var(y_1) - \hat{\phi}_{11} - \hat{\psi}_{11} - 1)^2 + 2(cov(y_1, x_1) - \hat{\phi}_{11})^2 + (var(x_1) - \hat{\phi}_{11})^2 \right) \quad (2.16)$$

F_{ULS} değerinin en küçüklenmesi için $\hat{\phi}_{11}$ ve $\hat{\psi}_{11}'$ değerlerine göre F_{ULS} kısmi türevleri alınır ve sıfıra eşitlenir.

$$\frac{\partial F_{ULS}}{\partial \hat{\phi}_{11}} = -var(y_1) - cov(y_1, x_1) - var(x_1) + 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial F_{ULS}}{\partial \hat{\psi}_{11}} = -var(y_1) + \hat{\psi}_{11} + \hat{\phi}_{11} \quad (2.18)$$

$$var(y_1) = \hat{\psi}_{11} + \hat{\phi}_{11} \quad (2.19)$$

Eşitlik 2.19’de elde edilen $var(y_1)$ değeri Eşitlik 2.21’de yerine konulduğunda;

$$\hat{\psi}_{11} + \hat{\phi}_{11} + 2 cov(y_1, x_1) + var(x_1) = 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.20)$$

$$var(y_1) + 2 cov(y_1, x_1) + var(x_1) = 4\hat{\phi}_{11} + \hat{\psi}_{11} \quad (2.21)$$

$$\hat{\phi}_{11} = \frac{2 cov(y_1, x_1) + var(x_1)}{3} \quad (2.22)$$

$$var(y_1) = \hat{\psi}_{11} + \frac{2 cov(y_1, x_1) + var(x_1)}{3} \quad (2.23)$$

$$\hat{\psi}_{11} = var(y_1) - \frac{var(x_1) + 2 cov(y_1, x_1)}{3} \quad (2.24)$$

Eşitlik 2.22’de elde edilen $\hat{\phi}_{11}$ Eşitlik 2.19’da yerine konursa 2.23 ve 2.24 elde edilir. $\hat{\psi}_{11}$ ve $\hat{\phi}_{11}$ ’e göre uygunluk fonksiyonunun ikinci kısmi türevlerinin alınması ile matris formunda pozitif tanımlı olmalıdır. θ ’nın tanımlanmış olması, Ağırlıksız En Küçük Kareler (ULS), Maksimum olabilirlik (ML) ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) ile karşılaştırıldığında; gözlenen değişkenlerin sahip olduğu özel bir dağılıma ilişkin varsayımlara bakmaksızın tutarlı bir kestiricisinin elde edilmesini sağlar (Bollen, 1989). Ağırlıksız En Küçük Karelerin (ULS) dezavantajı ise θ için asimptotik olarak daha etkin tahminler sağlamamasıdır. Tahminleri ne ölçekten bağımsız ne de değişmez ölçeklidir. F_{ULS} ’nın değerleri, kovaryans matrisleri yerine korelasyon matrisi analiz edildiğinde farklılık göstermektedir (Bollen, 1989).

ULS tahmin tekniği kovaryans matrisine herhangi bir ağırlık uygulamadan model parametrelerini tahmin eder. Tahmin tekniğinin temel amacı sabit varyans varsayımı altında model tarafından tahmin edilen kovaryans matrisi ile gözlenen örneklem kovaryans matrisi arasındaki farkları en küçükleme. Bu tahmin tekniğinin avantajları arasında hesaplama basitliği, normal dağılım varsayımında

bulunmaması ve küçük örneklem hacimlerinde daha iyi performans göstermesi sayılabilir. ULS tahmin tekniğinin dezavantajları arasında ise ağırlıklı yöntemler kadar duyarlı olmaması, kovaryans matrisindeki hata varyanslarını dikkat almaması ve ML gibi daha büyük örneklem hacimleriyle daha etkin ve güvenilir sonuçlar sağlayan tekniklere kıyasla daha az tercih edilmesi sayılabilir.

Sonuç olarak, ULS tahmin tekniği özellikle küçük örneklem hacimlerinde, normal dağılım varsayımının sağlanmadığı fakat sabit varyans varsayımının sağlandığı durumlarda YEM için güçlü bir tahmin tekniğidir. Ancak daha karmaşık ve büyük örneklem hacimli modellerde diğer tahmin teknikleriyle karşılaştırarak kullanılması önerilmektedir.

2.4. Diyagonal Ağırlıklı En Küçük Kareler (DWLS) Tahmin Tekniği

Diyagonal ağırlıklı en küçük kareler (DWLS) tahmin tekniği aynı zamanda bazı kaynaklarda Robust Ağırlıklı En Küçük Kareler (RWLS) tekniği olarak da bilinmektedir. DWLS yöntemi, diyagonal ağırlık matrisi (W) ve robust standart hatalar, ortalama ve varyansla ayarlanmış ki-kare test istatistiklerini kullanarak ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametrelerinin tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Kesim noktalarında (thresholds) kısıtlamaların olmadığı durumlarda tek başına polikorik korelasyonlara dayanır. $\rho(\theta)$ 'nin toplu polikorik korelasyon matrisini gösterdiği varsayılırsa en küçük kareler fonksiyonu Eşitlik 2.25'te gösterilmiştir (Doğan, 2015: 19).

$$F_{DWLS} = [\hat{\rho} - \rho(\theta)]' \hat{W} [\hat{\rho} - \rho(\theta)] \quad (2.25)$$

Eşitlik 2.25'de tahmin edilen polikorik korelasyonların ($\hat{\rho}$) asimptotik kovaryans matrisinin bir tahmini $\hat{\Gamma}$ olsun. $\hat{W} = \hat{\Gamma}$ alındığında bu yöntem ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS), $\hat{\Gamma} = (\text{diag}(\hat{\Gamma}))^{-\frac{1}{2}}$ alındığında ise bu teknik diagonal ağırlıklandırılmış en küçük kareler (RWLS) olarak adlandırılmaktadır. İkinci durumda ağırlık matrisinde tahmin edilen polikorik korelasyonların sadece varyansları kullanılmaktadır (Gazeloğlu, 2016).

DWLS tekniği, özellikle küçük örneklem hacimlerinde ve sürekli olmayan verilerle (ordinal ölçekli değişkenler) daha çok tercih edilen bir tekniktir. DWLS tekniği

genellikle varsayımlar sağlanamadığı durumda ML tahmin tekniğine alternatif olarak kullanılmaktadır. DWLS, çözümlemelerde analizdeki değişkenlerin varyans ve kovaryanslarını kullanmaktadır. Fakat ağırlıklandırmaları sadece değişkenlerin varyanslarını (diyagonal varyanslar) dikkate alarak yapmaktadır. Bu hesaplamaları ML gibi tam bilgi yöntemlerine göre daha basit hale getirir. DWLS, sıralayıcı (ordinal) ölçekli değişkenlerin önceliğinde bu değişkenler normal dağılıma uymadığı için daha güvenilir sonuçlar sağlar. ML tahmin tekniğine göre daha küçük örneklem hacimlerinde daha güvenilir sonuçlar sağlamaktadır. DWLS tahmin tekniği genellikle daha hızlı ve az kaynak tüketen bir yöntemdir. Bu tahmin tekniği LISREL ve Mplus paket programlarında yer almaktadır.

2.5. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GLS) Tahmin Tekniği

Ağırlıksız en küçük kareler (ULS), gözlenen ve tahmin edilen kovaryanslara odaklanırken, Olağan En Küçük Kareler (OLS) tek tek gözlemler için tahmin edilen ve gözlenen y değerleriyle ilgilenir. ULS'nin bir sorunu, artıkların tüm bileşenlerinin, diğer bileşenlerle aynı varyans ve kovaryanslara sahipmiş gibi değerlendirilmesidir. Diğer bir ifade ile ULS tekniği hataların sabit varyans ve kovaryans varsayımında bulunmaktadır. Bu durum, artıkların değişen varyanslı ya da otokorelasyonlu olduğu durumlarda OLS tekniğinin hatalı uygulanmasıyla benzerlik gösterir. Regresyon analizinde bu sorunun çözümü GLS'nin kullanılmasından geçer. GLS, artık matrisinin elemanlarını, diğer bileşenlerin varyans ve kovaryanslarına göre ağırlıklandırır. F_{GLS} ise Eşitlik 2.26'daki gibi tanımlanmaktadır (Bollen, 1989).

$$F(\theta)_{GLS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{[S - W(\theta)W^{-1}]\}^2 \quad (2.26)$$

Burada S , gözlenen kovaryans matrisi; $\Sigma(\theta)$, Modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi; θ , Parametrelerin (tx1) boyutlu vektörü ve W^{-1} : artıkların bir pxp boyutlu ağırlık matrisidir. Ağırlık matrisi W^{-1} ya sabitlerin pozitif tanımlı bir matrisi ya da rassal bir matristir.

$W^{-1} = I$ 'dir ve F_{ML} ve F_{ULS} gibi F_{GLS} 'den elde edilen $\hat{\theta}$, θ nın tutarlı bir tahmin edicisidir. Ayrıca $\hat{\theta}$ 'nın asimptotik dağılımı, bilinen bir asimptotik kovaryans

matrisi ile çok değişkenli normal dağılıma sahiptir. Gözlenen kovaryans matrisinin (S) elemanları hakkında öne sürülen iki varsayım ağırlıklandırılması doğru yapılmış W^{-1} matrisinin seçilmesi için gerekli koşulun GLS $\hat{\theta}$ için en doğru özelliklerin belirlenmesini sağlamaktadır.

Bu varsayımlar; $E_{ij} = \sigma_{ij}$, gözlenen kovaryans matrisinin (S) elemanlarının asimptotik dağılımı, $N^{-1}(\sigma_{ig}\sigma_{jh} + \sigma_{ih}\sigma_{jg})$ 'ye eşit olan S_{ij} ve S_{gh} asimptotik kovaryansları ve σ_{ij} 'nin ortalamaları ile çok değişkenli normal dağılımıdır. Burada anahtar varsayım $ACOV(s_{ij}, s_{gh}) = N^{-1}(\sigma_{ig}\sigma_{jh} + \sigma_{ih}\sigma_{jg})$ 'dir. Bu iki varsayımda sağlanmış ise ağırlık matrisi W^{-1} , $plim W^{-1} = c\Sigma^{-1}$ olacak şekilde seçilmelidir. GLS tahmin edicisi asimptotik çok değişkenli normal dağılıma sahiptir ve asimptotik olarak etkindir. F_{ULS} 'den elde edilen $\hat{\theta}$ 'nin asimptotik kovaryans matrisi, $plim W^{-1} \neq c\Sigma^{-1}$, olduğu durumdan daha basit biçimde elde edilir. $\hat{\theta}$ 'nin asimptotik kovaryans matrisi, bilgi matrisinin beklenen değerinin tersinin $2/(N-1)$ ile çarpımıdır. Yani $[2/(N-1)] \left[\frac{\partial^2 F_{GLS}}{\partial \theta \partial \theta'} \right]^{-1}$ GLS ağırlık matrisi olarak örneklem kovaryans matrisini kullanır.

GLS ağırlık matrisi olarak örneklem kovaryans matrisini kullanır ve $w^{-1} = S^{-1}$ ve burada tr , matrisin izi, S, gözlenen kovaryans matrisi, $\Sigma(\theta)$, modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi θ , parametrelerin $t \times 1$ boyutlu vektörüdür. F_{GLS} , F_{ML} gibi ölçekten bağımsız ve değişmez ölçeklidir. F_{GLS} 'nin ek bir yararı; model doğru olduğunda asimptotik bir ki-kare dağılımına sahip sonuç tahminlerinin değerlendirilmesine imkân sağlamasıdır. Burada serbestlik derecesi $df = \left(\frac{1}{2}\right)(p+q)(p+q-1)$ dir. GLS sıklıkla kullanılan ve asimptotik olarak F_{ML} eşit bir tahmin tekniğidir (Bollen, 1989).

GLS, ML ile aynı varsayımları temel alır ve aynı koşullar altında uygulanır. Ancak ML küçük örneklerde tercih edilse de GLS küçük örneklerde daha az performans göstermektedir. Büyük örneklerde $(N-1)F_{ML}$ bir ki-kare rassal değişkenine yakınsar. Eğer model geçerli ise, $(N-1)F_{GLS}$ ve $(N-1)F_{ML}$ büyük örneklerde asimptotik olarak eşittirler (Schermelleh-Engel, Moosbrugger, & Müller, 2003). GLS tahmin tekniği fonksiyonu Eşitlik 2.27'de verilmiştir.

$$F(\theta)_{GLS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{[S - \Sigma(\theta)S^{-1}]\}^2 = F(\theta)_{GLS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{[I - \Sigma(\theta)W^{-1}]\}^2 \quad (2.27)$$

GLS tahmin tekniđi analizdeki deđiřkenlerin ok deđiřkenli normal dađılıma uyduđuunda ancak gzlenen deđiřkenleri varyans ve kovaryans veya korelasyon matrislerinin homojen olmaması durumunda kullanılmaktadır. GLS, EKK tekniđinin genelleřtirilmiř řeklidir. EKK tekniđi, hata terimlerinin bađımsız (otokorelasyonsuz) ve sabit varyansa sahip olduđuunu varsaymaktadır. Fakat GLS tahmin tekniđi, hata terimlerinin deđiřen varyanslı ve otokorelasyonlu olduđu durumlarda daha etkin, tutarlı ve gvenilir sonular vermektedir.

GLS tahmin tekniđi zellikle byk rneklem hacimlerinde daha gvenilir ve tutarlı sonular sađlar. Ayrıca bu teknik kovaryans matrisindeki yapısal farklılıklar dikkate alır ve ok deđiřkenli normal dađılım varsayımında bulunur.

2.6. Tahmin Tekniklerinin Karřılařtırılması

YEM'de en yaygın kullanılan tahmin tekniđi ve birok yazılım paketinde varsayılan olarak seildiđi iin maksimum olabilirlik (ML) tekniđidir. Bu teknik, dzgn tanımlanmıř model yapıları, byk lekli rneklem byklkleri, normal dađılıma sahip bađımsız, srekli ve ok deđiřkenli veri kmeleri zerinde tutarlılık ve yansızlık ilkelerine dayalı olarak gvenilir tahminler gerekleřtirebilmektedir (Kline, 2005). Maksimum Olabilirlik (ML) yntemi, ařır tanımlanmıř modellerde model uyumunun sađlanması olarak tanımaktadır. Ayrıca, anlamlılık testi ve uyum iyiliđi deđerlendirmesi gibi istatistiksel ıkarımlara imkn tanıyan tam bilgi tahmincisi niteliğindedir. Ancak, ML ynteminin bir dezavantajı, pratik uygulamalarda sıklıkla sađlanamayan ok deđiřkenli normal dađılım varsayımına dayanmasıdır. Bu varsayımın ihlal edilmesi durumunda, model sonularının gvenilirliđi azalabilir. Yanlılık, standart hatalar ve ki-kare deđerlerinde gzlemlenebilmektedir. Normal dađılıma sahip olmayan srekli veriler iin literatrde iki alternatif zm bulunmaktadır: Robust Maksimum Olabilirlik (RML) ve Ađırlıklandırılmıř En Kk Kareler (WLS)'dir. Ancak, WLS tekniđinde, ađırlık matrisinin hesaplanabilmesi iin byk rneklem hacimlerine ihtiya duyulduđuundan genellikle nerilmemektedir. Bununla birlikte, Satorra-Bentler metodu literatrde Robust En ok Olabilirlik (RML) tekniđi olarak da bilinmektedir (Satorra & Bentler, 1994).

Literatrde, ML tekniđinin, zellikle řık sayısı az ve normal dađılım gstermeyen veri setleri iin bir tahmin tekniđi olarak kullanılması durumunda, faktr

yüklerinde, standart hatalarda ki-kare testi istatistiklerinde ve uyum iyiliği indekslerinde yanlılık yaratabileceği sonucuna varılmaktadır (Bollen, 1989). Bununla birlikte, şık sayısı fazla kesikli değişkenler, örneklem hacimleri kadar büyükse ve gözlenen veriler normal dağılıma uyuyorsa, ML tahmin tekniği önemli ölçüde yanlı sonuçlar vermeyecektir. Faktör analizinde sıralayıcı ölçekli değişkenler söz konusu olduğunda, bu değişkenler, sürekli değişkenler olarak kabul edilir ve $-\infty$ ile $+\infty$ arasında bir değer aralığında değişen bu sürekli değişkenler, sıralayıcı ölçekli değişken düzeyinde olup yanıtlar bu özellikleri yansıtır. Altta yatan sürekli örtük değişkeni belirlemek için kategorik ve/veya sıralı veriler kullanıldığında YEM'de tetrakorik veya polikorik korelasyonlar kullanılmaktadır (Muthen, 1984). Çünkü Pearson Momentler Çarpımı Korelasyon Katsayısına dayalı parametrelerin, standart hataların ve faktör yüklerinin tahmininde yüksek düzeyde bir yanlılık ortaya çıkmaktadır. Bu sorunu çözmek için en tutarlı ve sağlam tahminci olarak polikorik korelasyonları önermiştir. Pearson korelasyon katsayısı matrisi yerine polikorik korelasyon kullanılarak parametrelerin, standart hataların ve faktör yüklerinin tahminindeki yanlılık azaltılmaktadır. İki kategorili veriler için tetrakorik korelasyon kullanılırken, ikiden fazla kategorili veriler için polikorik korelasyon kullanılır. Sıralayıcı ölçekli değişkenler için geliştirilen tahmin teknikleri arasında ağırlıklı en küçük kareler (WLS), ağırlıklandırılmamış en küçük kareler (ULS) ve diyagonal ağırlıklı en küçük kareler (DWLS) gibi tahmin teknikleri sayılabilir.

Sıralayıcı ölçekli değişkenler DFA yapmak için Pearson korelasyonu yerine polikorik korelasyonun kullanılmasını önermektedir. Tüm bu yöntemlerde, gözlenen kategorik değişkenlerden tahmin edilen polikorik korelasyon matrisinden türetilen asimptotik kovaryans matrisi kullanılır (Katsikatsoua, Moustaki, Wallentina, & Jöreskog, 2012).

ULS ve DWLS'nin ağırlık matrisi asimptotik kovaryans matrisinin köşegen formudur; WLS'nin ağırlık matrisi ise asimptotik kovaryans matrisinin tersidir. DWLS için asimptotik kovaryans matrisinin sadece köşegen elemanları kullanılır (Yang-Wallentin, Jöreskog, & Luo, 2010).

WLS, özellikle normal dağılmayan, yüksek derecede çarpık veya basık ya da her ikisi birden olan sıralayıcı ölçekli değişkenler için alternatif bir yöntem olabilir (Muthen, 1993). Bununla birlikte, WLS tahmini asimptotik özelliklere çok yavaş

yakınsar, bu nedenle küçük bir örneklem boyutundaki performansı iyi değildir. Öte yandan ULS, dağılım varsayımının olmaması ve tüm parametreleri tek seferde tahmin edebilme gibi bazı özelliklere sahiptir. Ancak bu teknik, gözlenen tüm değişkenlerin aynı ölçek düzeyine sahip olmasını gerektirir (Kline, 2005: 159). Son zamanlarda, sıralayıcı ölçekli değişkenlerle faktör analizi için DWLS tahmin tekniklerinin kullanımı yaygın kullanım hale gelmiştir. DWLS tahmin tekniğinin yaygın olarak tercih edilmesi, sürekli değişkenler kullanıldığında ölçüm değişmezliğinin belirlenmesine olanak tanınması ve ayrıca ULS yöntemine kıyasla daha küçük varyansları tahmin edebilme kapasitesine sahip olmasına dayandırılmaktadır. DWLS ve ULS tahmin tekniklerinin WLS'ye göre daha tercih edilebilir olduğunu ve her iki tahmin tekniğinin de küçük örneklem hacimlerinde benzer bir performans sergilediği bilinmektedir. Benzer şekilde, Yang-Wallentin vd., (2010) simülasyon çalışmalarında WLS'nin simetrik ve simetrik olmayan 2, 5 ve 7 kategori koşullarında ULS, DWLS ve ML'ye kıyasla düşük performans gösterdiğini ve ULS'nin dikkate değer bir performansa sahip olduğunu Forero vd. (2009) Simülasyon çalışmalarında ULS ve DWLS tekniklerini karşılaştırarak tespit etmişlerdir.

ULS'nin parametreleri daha doğru tahmin ettiğini ve daha az değişkenlik gösterdiğini, ayrıca daha doğru standart hata değerleri ve daha iyi yakınsama gösterdiğini bulmuşlardır. Mîndrila'ya göre (2010) DWLS ve ML tahmin tekniklerini karşılaştırmıştır. ML'nin sürekli ve normal dağılımlı verilerde parametreleri daha doğru tahmin ettiğini, DWLS'nin ise normal dağılımlı olmayan veri setlerinde parametreleri daha doğru tahmin ettiğini bulmuşlardır. Literatürde, elde edilen sonuçlar üzerinde etkisi olan farklı tahmin tekniklerini karşılaştıran birçok çalışma bulunmaktadır (Forero vd., 2009). Ancak gerçek veri setleri üzerinde yapılan çalışmalar sınırlı sayıdadır.

Diğer tüm istatistiksel analizlerde olduğu gibi DFA yapılırken de hangi tahmin yönteminin kullanılacağına doğru karar verilmesi çalışmadan elde edilen sonuçları etkilemektedir. Çünkü kullanılan tahmin yöntemi model parametreleri ve bunların standart hata değerleri ile uyum indeksi üzerinde etkili olmaktadır. Bir DFA gerçekleştirirken, sürekli değişkenler için kullanılan ve gözlemlenebilir değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olduğunu varsayan ML yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır.

ULS yöntemi daha düşük örneklem büyüklüklerinde daha iyi sonuçlar verirken, DWLS yöntemi daha yüksek örneklem büyüklüklerinde daha iyi sonuçlar vermiştir. ULS ve DWLS ile yapılan parametre tahminlerinde, oluşturulan DFA modeli için uyum değerleri daha yüksek ve elde edilen değerler kabul edilebilir düzeydedir. Daha düşük örneklem büyüklüklerinde bile ULS ve DWLS yöntemleri ile yapılan tahminler daha yüksek uyum indeksi değerlerine ulaşmıştır. ML yöntemi ile yapılan tahminler ile oluşturulan model ise kabul edilebilir düzeyin altında kalmıştır. Dolayısıyla sıralayıcı ölçekli değişkenlerde, normal dağılmayan tek değişkenli ve çok değişkenli Likert tipi yanıt kalıplarında ML yöntemi ile yapılan tahminler için uyum indeksi değerlerinin yeterli düzeyde olmadığı ortaya çıkmıştır. Örneklem büyüklüğü arttıkça uyum indeksleri bir miktar iyileşmiş ancak RMSE, CFI ve GFI uyum indeksleri beklenen düzeyi göstermemiştir. ULS ve DWLS yöntemleri ile yapılan tahminlerde ise örneklem büyüklüğü arttıkça uyum indeksi değerleri bir miktar azalmış, ULS ile yapılan tahminlerden elde edilen AGFI hariç tüm uyum indeksleri beklenen değerlere sahip olmuştur. Kategorik veri setlerinde, ULS ve DWLS yöntemlerinin ML yöntemine kıyasla parametreleri daha düşük bir standart hata ile tahmin ettiği ve parametreleri en az hata ile tahmin eden yöntemin DWLS olduğu bulunmuştur. AGFI uyum indeksi, aynı veri setine farklı modeller uygulandığında değişken sayısının oluşturduğu model için serbestlik derecesine göre ayarlanan uyum değerleri verdiğinden, tüm yöntemlerden elde edilen uyum indekslerini karşılaştırmak için kullanılan daha uygun bir değerdir (Mindrila, 2010). Basit uyum indeksi AGFI'nin ULS ve DWLS yöntemlerinde ML yöntemine göre daha yüksek bir değere sahip olduğu gösterilmiştir. Bulgularda belirtildiği üzere, ULS yöntemi tüm veri setlerinde parametreleri en az sayıda yinelemeler ile tahmin etmiştir ve ilgili örneklem verilerinin parametrelerini tahmin etmek için daha doğru bir yöntemdir. Ayrıca ML yönteminin sonuçlarını incelemek için çok sayıda kategori gerçek veri analizlerinde kullanılabilir. Çünkü kategorik metodoloji beş ve beşten fazla kategori ile sürekli metodolojiden daha iyi performans gösterebilir (Beauducel & Herzberg, 2006).

Tahmin tekniklerinin YEM uyum indeksleri üzerindeki etkisini anlamak, YEM modellerini sıralayıcı ölçekli değişkenlere uyarlarken iki nedenden dolayı önemlidir. Birincisi, bir tahmin tekniği kullanılarak elde edilen sonuçlar ve geleneksel sınırlar, farklı bir tahmin tekniği kullanıldığı uygulamalara genelleme yapılamaz. YEM uyum

indeksleri üzerine yapılan önceki çalışmaların çoğunda ML tahmini kullanılmıştır. ML tahmin tekniği kullanılarak sürekli veriler üzerinden elde edilen bulgular, kategorik değişkenlere yönelik tahmin tekniklerine, özellikle de DWLS gibi tahmin tekniklerinin kullanıldığı durumlara doğrudan genellenemez. Bu durum, sürekli ve kategorik veriler arasındaki temel istatistiksel farklılıklardan kaynaklanmaktadır. Nitekim, Hu ve Bentler (1999) gibi çalışmalarda ortaya konulduğu üzere, geleneksel model uyum kriterleri ve tahmin teknikleri, veri türüne bağlı olarak değişkenlik gösterebilir ve sürekli değişkenlere dayalı sonuçların kategorik değişkenler için geçerliliği sınırlı olabilir. İkinci olarak, bir dizi çalışma DiStefano & Morgan, (2014) çok sayıda yanıt kategorisine (beş veya daha fazla kategori) sahip sıralayıcı ölçekli değişkenlerin sürekli değişkenler olarak ele alınabileceğini göstermektedir. Bu gibi durumlarda, değişkenleri sürekli olarak ele alırken maksimum olabilirlik (ML) tahmini veya sıralayıcı ölçekli olarak ele alırken en küçük kareler (WLS) yöntemlerini kullanmak, değişkenlere aynı yapısal model uygulandığında bile tahmin teknikleri arasında farklı uyum indekslerine yol açacaktır. Literatürde yer alan tahmin tekniklerinin YEM uyum indeksleri üzerindeki etkisini incelemiştir. Özellikle, Xia & Yang (2019) tarafından yapılan yakın tarihli bir çalışmada tahmin teknikleri arasında yaklaşık kareli hataların kareköklü ortalaması (RMSEA); Steiger (1998) ve karşılaştırmalı uyum indeksinin CFI; Bentler (1990) davranışını sistematik olarak incelemiştir. Simülasyon ve ampirik örnekler kullanan bu yazarlar, DWLS ve ULS'nin ML kullanılarak elde edilenlerden sürekli olarak daha küçük RMSEA ve daha büyük CFI verdiğini ve bunun da modelin daha iyi uyduğunu gösterdiğini bulmuşlardır. Bu sistematik inceleme hem evren hem de örneklem düzeyinde geçerli olmuştur. Bulgulara dayanarak, yazarlar RMSEA ve CFI'nın tahmin tekniğine bağlı olarak farklı görüşlerin anlattığı sonucuna varmışlardır; ML tabanlı geleneksel sınırlar kategorik tahminciler altında uygulanmamalıdır (Shi & Olivares, 2019).

3. MODEL UYUM İNDEKSLERİ

Yapısal Eşitlik Modellemesi çalışmalarında geliştirilen bir modelin verilerle ne düzeyde uyum gösterdiğini değerlendirmede çeşitli uyum iyiliği indeksleri kullanılmaktadır. Bu indeksler hem genel model hem de bireysel parametrelerin uygunluğunun test edilmesinde kullanılır. Uyum ölçütlerinden ki-kare istatistiği modelin uygunluğunun sınanmasında sıklıkla kullanılan bir istatistik olmakla beraber oluşturulan modele ve kullanılan yöntemle göre uyum ölçütleri farklılık gösterebilmektedir. Çok çeşitli uyum indeksleri bulunmaktadır. Ancak uyum indekslerinden hangilerinin kabul edileceği konusunda görüş birliğine varılamamıştır (Arı & Şen, 2023).

Kovaryans yapı hipotezi, gözlemlenen kovaryans matrisinin, model parametreleri θ ile tanımlanan $\Sigma(\theta)$ fonksiyonu aracılığıyla ifade edildiğini varsayar; bu durum matematiksel olarak $\Sigma = \Sigma(\theta)$ şeklinde gösterilir. Bütün uyum ölçütleri bu hipotezin geçerli olup olmadığının değerlendirilmesine yardım eder. Hemen hemen model uyum ölçütlerinin tamamı S ve Σ fonksiyonlarını içerirler. Bu uyum ölçütleri S matrisinin $\hat{\Sigma}$ 'e yakınlığının ölçüsüdür. Bu yakınlık pek çok farklı yolla ölçülmektedir. Bütün uyum ölçütlerinin temel avantajı modelin bütününe değerlendirmeleridir. Uyum ölçütleri model bileşenlerinin uyumu tarafından ortaya çıkartılamayan göstergelerin yetersizliğini değerlendirebilmektedir. Uyum ölçütlerine dair bir sınırlama tam tanımlanmış modellerde kullanılmamalarıdır. Bu durumda daima $S = (\hat{\Sigma})$ olmakta ve modelin uyumunun değerlendirilmesi gerçekleştirilmemektedir. Uyum ölçütlerine dair ikinci bir sınırlama ise tüm uyum ölçütlerinin model bileşenlerinin uyumuna dair olarak farklılık gösterebileceği yönündedir. Örneğin, bir modelin genel uyumu iyi olabilir ancak parametre tahminleri istatistiksel olarak anlamlı olmayabilir. Ayrıca Σ 'nın S ile tam eşleşmesi, açıklayıcı değişkenlerin tahminlerinin ne kadar iyi olduğunu da göstermektedir (Bollen, 1989; Hair, vd., 1998; Schermelleh-Engel & Moosbrugger, 2003).

Model uyumunu test etmede kullanılan ki-kare istatistiğini, parametreleri ve standart hataların her birini düzeltmek için Maksimum Olabilirlik (ML) tahmin tekniğinin karşılığı olarak, Satorra & Bentler (1994) tarafından önerilen, Satorra-

Bentler ölçeklendirilmiş ki-kare istatistiği (Satorra-Bentler scaled chi-square test statistic) veya diğer bir terimle ölçeklendirilmiş t istatistiği kullanılmaktadır.

LISREL, EQS ve MPlus yazılımlarında yer alan bu seçenek, model uyumunun değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Normal dağılıma uymayan verilerin analizinde, ölçeklendirilmiş ki-kare istatistiğinin standart Maksimum Olabilirlik (ML) yöntemine kıyasla daha başarılı sonuçlar verdiği literatürde rapor edilmiştir. Daha sonra, düzeltilmiş ölçeklendirilmiş ki-kare test istatistiği önerilmiş olup, gerçekleştirilen simülasyon çalışmaları, süreksiz veriler ve küçük örneklem durumlarında dahi standart ML ve ölçeklendirilmiş ki-kare istatistiğine kıyasla daha güvenilir sonuçlar sağladığını ortaya koymuştur (Bentler, 2006).

YEM literatürde çok sayıda uyum istatistiği tanımlanmıştır. Fakat farklı araştırmalarda farklı uyum istatistikleri rapor edilmektedir. YEM uygulamalarında sadece uyum istatistiklerine değil parametre tahminlerinin mantıklı olup olmadığı gibi diğer bilgilerde göz önünde bulundurulmalıdırlar (Kline, 2019). Model uyumunun değerlendirilmesi için altın kurallar olmasa da farklı indeksler model uyumunun farklı bir yönünü yansıttığı için çeşitli indekslerin raporlanması gereklidir (Crowley & Fan, 1997). Model ki-kare ile ilgili pek çok sorun olmasına rağmen, bu istatistiğin serbestlik derecesi ve ilişkili p değeri ile birlikte her zaman rapor edilmesi gerekmektedir (Kline, 2005). Eşik seviyeleri yakın zamanda Hu ve Bentler (1999) tarafından değerlendirilmiş ve iki endeksli bir sunum formatı önerilmiştir. Bu format her zaman SRMR ile NNFI (TLI), RMSEA veya CFI'yi içerir. Kline, (2005) araştırmaya hangi indekslerin dâhil edileceği konusunda kesin konuşmakta ve Ki-Kare testi, RMSEA, CFI ve SRMR'nin kullanılmasını savunmaktadır. Boomsma (2000)'da benzer tavsiyelerde bulunmakta ancak her bir denklemin kareli çoklu korelasyonlarının da raporlanmasını önermektedir. Ki-kare istatistiği, serbestlik derecesi ve p değeri, RMSEA ve ilgili güven aralığı, SRMR, CFI ve NNFI gibi bir basit uyum indeksini de dâhil etmek mantıklıdır. Bu indeksler, örneklem büyüklüğüne, modelin yanlış belirlenmesine ve parametre tahminlerine karşı en duyarsız indeksler oldukları için diğer indekslere tercih edilebilirler (Hooper, Coughlan, & Mullen, 2008). Bu çalışmada uyum indeksleri mutlak, artımlı ve basit uyum indeksleri olmak üzere üç grup altında incelenmektedir.

3.1. Mutlak Uyum İndeksleri

Mutlak uyum indeksleri, bir YEM modelinin genel olarak veriyle ne kadar uyumlu olduğunu gösteren ölçütlerdir. Bu indeksler, modelin veriyle olan uyumunu doğrudan ölçer ve iyi uyum sergileyip sergileyemediğinin belirlenmesinde kullanılır. Bu indeksler modelin uygunluğunu diğer alternatif modellerle karşılaştırmadan önce bir temel uyum ölçüsü sağlamaktadır. Bu ölçümler, önerilen teorinin verilere ne kadar iyi uyduğuna dair en temel göstergedir. Bu indeksler, özellikle ki-kare testi ve türevleri, teorik model ile gözlemlenen veriler arasındaki uyumun doğrudan test edilmesini sağlayarak YEM'de temel ölçümler olarak hizmet ederler. Tek bir uyum indeksi model uyumunun tam bir resmini sunamazken, toplu olarak belirtilen uyum indeksleri modelin yeterliliğine ilişkin değerli bilgiler sunarlar. Mutlak uyum indeksleri artımlı uyum indekslerinin aksine, hesaplanmaları bir temel modelle karşılaştırmaya dayanmaz (Jöreskog & Sörbom, 1993). Mutlak indeksleri arasında ki-Kare testi istatistiği, RMSEA, GFI, RMR ve SRMR istatistikleri sayılabilir.

3.1.1. Ki-Kare İyi Uyum İndeksi

Ki-Kare test istatistiği, modelin uyumunu test eden uyum iyiliği testlerinden istatistiksel temeli olan tek ölçüt ve çoğu uyum ölçümlerinin hesaplanmasında kullanılan uyumun en temel indekstir. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) veya aracılık modelleri raporlanırken, tipik olarak raporlanan ilk uyum indeksi Ki-Kare testidir.

Kavramsal olarak bu uyum ölçüsü gözlenen kovaryans matrisi ve model veya tahmini kovaryans matrisi arasındaki farkın ve örneklem büyüklüğünün bir fonksiyonudur. Ki-kare İyi Uyum İndeksi (Chi-Square Goodness of Fit Index) model tarafından tahmin edilen kovaryans matrisi ile gözlenen kovaryans matrisin uyum derecesini test eder. Bu hesaplamada verinin çok değişkenli istatistiklerin genel kuralı olan “çok değişkenli normallik” kuralına uygun olduğu varsayılır ve bu nedenle kullanılmasında başta örneklem hacmi olmak üzere bazı kritik noktalara dikkat edilmesi gerekir (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018).

Modelin verilere yeterince uyup uymadığına dair temel bir gösterge sağlar. Ki-kare testi, gözlenen veriler ile modelin tahmin ettiği kovaryans matrisleri arasındaki tutarsızlığı değerlendiren istatistiksel bir testtir. Serbestlik derecesi (df) ve ilişkili p -

değeri ile birlikte raporlanır. Diğer birçok uyum indeksi ki-kare istatistiğinden türetilmiş veya bu istatistiğe göre ayarlanmıştır. Bu da ki-kare testini model değerlendirmesi için mantıklı bir başlangıç noktası haline getirmektedir. Geleneksel olarak ki- kare testi, YEM’de ilk rapor edilen uyum indeksi olmuş ve ek uyum indeksleri için bağlam oluşturmuştur.

Eğer dağılımsal varsayımlar sağlanıyorsa, χ^2 testi evren kovaryans matrisi Σ ’nın modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi $\Sigma(\theta)$ ’ya eşit olup olmadığını değerlendirmektedir. Sıfır hipotezi daima, Σ ile $\Sigma(\theta)$ ’nın elemanları arasındaki farkın sıfır olduğunu ifade etmektedir (Hair, vd.,1998; Schermelleh-Engel & Moosbrugger, 2003). Bu matrisler bilinmediğinden dolayı, örneklem kovaryans matrisi S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ kullanılmaktadır, burada $\hat{\theta}$ tahmin edilen parametrelerin ($t \times 1$) boyutlu vektördür. Eğer sıfır hipotezi doğruysa, uyum fonksiyonunun değerinin $N-1$ ile çarpımı ($s - t$) serbestlik derecesi ile bir ki-kare dağılımına yaklaşır (Schermelleh-Engel and Moosbrugger, 2003).

$$\chi^2_{sd} = (N - 1)[S, \Sigma(\hat{\theta})] \quad (3.1)$$

Eşitlik 3.1’de s , S ’deki artıksız elemanların sayısını, t , tahmin edilen parametrelerin toplam sayısını, N , örneklem büyüklüğü, S , gözlenen kovaryans matrisini ve $\Sigma(\hat{\theta})$, modele ilişkin tahmini kovaryans matrisidir. LISREL ML, WLS, GLS veya ULS için farklı χ^2 test istatistikleri sağlamaktadır. Buradan da anlaşılabacağı gibi χ^2 değerinin elde edilmesi tahmin tekniğine bağlıdır. Genellikle yüksek χ^2 değeri, evren kovaryans matrisi Σ ve modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi $\Sigma(\theta)$ ’nın birbirlerinden anlamlı olarak farklı olduklarının göstergesi konumundadır. $S - \Sigma(\hat{\theta})$ elemanları iyi bir uyum için sıfıra eşit olmak zorundadır. Eğer χ^2 ile ilişkili p -değeri 0,05’ten büyük ise sıfır hipotezi kabul edilir ve modelin evren kovaryans matrisiyle uyumlu olduğuna karar verilir (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003).

YEM’de χ^2 oldukça yaygın bir biçimde kullanıldığı halde, uygulamalı araştırmalarda model uyumunun tek bir ölçütü olduğunda nadiren kullanılmaktadır. Pek çok durumda (örneğin küçük N , normal olmayan veri) uyum ölçütünün χ^2 dağılmaması ve örneklem büyüklüğünün χ^2 tablo değerinde önemli farklılaşmalara

neden olması sebebiyle alternatif uyum ölçütleri kullanılmaktadır. Ki-kare istatistiği örneklem hacmine karşı oldukça duyarlıdır. Diğer bir ifade ile büyük örnek hacimlerinde genelde sıfır hipotezinin reddedilmesine meyilli bir testtir. Yine de ki-kare testi iç içe geçmiş modellerin karşılaştırılması ve diğer uyum indekslerinin hesaplanması gibi amaçlar için kullanılmaktadır (Bollen, 1989; Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003). Ki-kare (χ^2) test istatistiği ile ilişkili çeşitli sınırlılıklar aşağıda sıralanmıştır;

Varsayımların Geçersizliği: χ^2 testi gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olduğu ve örneklem büyüklüğünün yeterli derecede geniş olduğu varsayımını temel almaktadır. Ancak pek çok uygulamada bu varsayımlar sağlanamamaktadır.

Modelin Karmaşıklığı: χ^2 değerinin bir dezavantajı, modele parametre eklendiğinde χ^2 değerinin küçülmesidir. Bu durumda oldukça fazla parametrelili modellere ilişkin χ^2 değerleri serbestlik derecesinin azalmasından dolayı daha basit modellere göre küçük bir değer olarak ortaya çıkma eğilimindedir.

Örneklem Büyüklüğüne Bağımlılığı: Örneklem ve modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi arasındaki uyumsuzluğun önemsiz olduğu halde anlamlı bir χ^2 istatistiği temelinde makul bir modelin reddedilmesine neden olabilir. Diğer yandan örneklem büyüklüğünün azaltılması, χ^2 değerini azaltacak ve modelin testi anlamlı olmayan bir olasılık düzeyini gösterecektir.

Joreskog & Sörbom (1993), biçimsel bir test gibi χ^2 'nin kullanılmayacağını belirtmişlerdir ve örnekleme dağılımının beklenen değeri ile χ^2 'nin şiddetinin karşılaştırılmasını önermişlerdir. Örneğin, modeldeki serbestlik derecesi gibi faktörler göz önüne alındığında, iyi bir model için χ^2/df oranının düşük olması beklenmektedir. Bu oran 2 ve 3 arasında ise verinin model ile uyumunun kabul edilebilir veya iyi olduğunu göstermektedir (Bollen, 1989; Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003). Ayrıca 5'e kadar olan oranlar da yeterli uyum olarak kabul edilir. Örneğin, $\chi^2=200$, $df=90$ olan bir analizde χ^2 istatistiksel olarak anlamlı olsa bile uyum yeterli kabul edilir. Ki-kare (χ^2) aynı veri üzerinde iki modelin karşılaştırılması amacıyla da kullanılabilir (Sümer, 2000; Kline, 2019).

Örneklem büyüklüğüne ilişkin olarak χ^2 istatistiğinin duyarlılığından dolayı, alternatif uyum ölçüleri geliştirilmiştir. Bu kriter modele ilişkin tahmini kovaryans

matrisi $\Sigma(\hat{\theta})$ ve örneklem kovaryans matrisi S arasındaki farkı temel almaktadır. (Joreskog & Sörbom, 1993; Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003). Ki-kare (χ^2) aynı veri üzerinde iki modelin karşılaştırılması amacıyla da kullanılır. Fakat örneklem hacminin büyümesi ile df 'nin de büyümesi uyumun değerlendirilmesinde yine güçlük oluşturmaktadır. Bundan dolayı örneklem büyüklüğü arttıkça, χ^2 ve serbestlik derecesi oranı da yükselmektedir. Örneklem büyüklüğünün 200 ya da daha küçük olması χ^2 değerinin küçülmesine yol açmakta ve modelin uyumunu artırmaktadır. Bu durumda, alanda çalışan kuramcılar RMSEA, GFI, CFI gibi yeni uyum indeksleri geliştirmişlerdir (Brown, 2006; MacCallum, Browne, & Sugawara, 1996). Bu durum modelin doğrulanmasına ilişkin araştırmacının karar vermesini zorlaştırmaktadır. Örneklem büyüklüğünün 200 ya da daha küçük olması değerinin küçülmesine yol açmakta ve modelin uyumunu artırmaktadır (Aktan & Vural, 2016).

Büyük örneklemelerde normallik varsayımının sağlanamadığı durumlarda, Satorra-Bentler düzeltmesi ile elde edilen χ^2 değeri, örneklem hacminin küçük olduğu ve dağılımın normal olduğu koşullarda üretilen χ^2 değerlerine oldukça yakın sonuçlar vermektedir. Satorra-Bentler istatistiği, farklı örneklem büyüklükleri ve puan dağılımlarında, Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) modellerinin uyumunun değerlendirilmesinde güvenilir bir araç olarak kullanılmaktadır (Byrne, 1994).

3.1.2. Yaklaşık Kareli Hataların Kareköklü Ortalaması (RMSEA)

Yaklaşık Kareli Hataların Kareköklü Ortalaması (Root Mean Square Error Of Approximation-RMSEA) Steiger ve Lind tarafından geliştirilmiştir (Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008). RMSEA, merkezi olmayan (noncentral) χ^2 (Ki-kare) dağılımında, evren kovaryanslarını kestirmek amacıyla kullanılan bir indekstir. Bu indeks 0 ile 1 arasında değer almaktadır. GFI ve AGFI'nin tersine, RMSEA'nın 0 olması mükemmel uyuma işaret eder ve evren ile örneklem kovaryansları arasında fark olmadığı ifade eder (Brown, 2006).

RMSEA, yapısal eşitlik modellemesinde yaygın olarak kullanılan bir mutlak uyum indeksidir ve hipotezlenen model ile serbestlik derecesi başına gözlemlenen veriler arasındaki tutarsızlığı ölçer. RMSEA YEM'de önemli bir uyum indeksidir. Çünkü hem model karmaşıklığını hem de veri uyumunu dikkate alarak model yeterliliğinin dengeli bir değerlendirmesini sağlar. RMSEA, modelin karmaşıklığını

ve örneklem büyüklüğünü dikkate alarak modelin verilere ne kadar iyi uyduğunu değerlendirir. Tahmin edilen parametre sayısına göre uyum eksikliğini göz önünde bulundurarak, modelin serbestlik derecesi başına tahminlerindeki hata miktarını ölçer. Ki-kare gibi daha basit indekslerin aksine, RMSEA modeldeki parametre sayısına göre ayarlama yapar. Bu da onu çok sayıda değişken ve ilişki içeren karmaşık modelleri değerlendirmek için özellikle yararlı kılar. Örneklem büyüklüğü, daha küçük örneklem potansiyel olarak daha yüksek RMSEA değerlerine yol açar. Çok sayıda parametreye sahip son derece karmaşık modeller, uyum optimal olmasa bile daha düşük RMSEA değerleri verebilir. Tersine, daha basit modeller, parametre esnekliğinin olmaması nedeniyle daha yüksek RMSEA değerleri gösterebilir. Daha düşük serbestlik derecesine sahip modeller daha düşük RMSEA değerleri üretme eğilimindedir. Bu nedenle, RMSEA'yı yorumlarken modelin karmaşıklığını ve serbestlik derecesini göz önünde bulundurmak önemlidir (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024).

RMSEA genelde $\hat{\epsilon}$ simgesi ile gösterilir ve 0-0,05 aralığında iyi uyum ve 0,05-0,90 aralığında ise kabul edilebilir uyum olarak kabul edilmektedir. Genel olarak yüksek serbestlik dereceli modelleri veya büyük örneklemle analiz edilen modellerin uyum iyiliğinin değerlendirilmesinde kullanılır. Genellikle bilgisayar çıktısında %90 güven aralığı ile birlikte rapor edilmektedir.

$$[\hat{\epsilon}_L, \hat{\epsilon}_U] \quad (3.2)$$

Model ki-karesi, model uyumunun tam ya da mükemmel uyumundan ne kadar ayrıldığını ölçer. Fakat $\hat{\epsilon}$, modelin uyumunun yakın ya da yaklaşık uyumundan ne kadar ayrıldığını ölçer. Dolayısıyla $\hat{\epsilon}=0$, model-veri uyumsuzluğunun sadece yaklaşık uyum sınırını aşmada başarısız olduğunu gösterir. Uyumun mükemmel olduğunu söylemez. Yaklaşık uyum sınırı Eşitlik 3.3.'teki gibi tanımlanmıştır.

$$\hat{\Delta}_M = \max(0, \chi^2_M - df_M) \quad (3.3)$$

Sıfırla veya model ki-karesi ile mükemmel uyumu varsayan bir merkezi ki-kare dağılımının beklenen değeri (yani, df_M) arasındaki farka eşittir. Eğer Eşitlik 3.4 söz konusu ise

$$\chi^2_M \leq df_M \quad (3.4)$$

İse, o zaman $\hat{\Delta}_M = 0$ olur ve yaklaşık uyumundan hiçbir ayrılma yoktur. Aksi halde $\hat{\Delta}_M > 0$ olur, bu, χ^2_M değerinin df_M değerinden ne kadar daha büyük olduğu ile belirlenen yaklaşık uyum sınırının aşıldığını gösterir. Δ_M terimi,

$$\chi^2_M(df_M, \Delta_M) \quad (3.5)$$

Her ne zaman model evren kovaryans matrisine mükemmel olarak uymazsa $\hat{\epsilon}$ 'nin dağılımı tanımlayan merkezi olmayan ki-kare dağılımında merkezi olmayan k parametresi olan Δ_M kestirir (yani $\Delta_M > 0$). Fakat eğer uyum mükemmel ise (yani $\Delta_M = 0$) $\hat{\epsilon}$, serbestlik derecesi df_M olan bir merkezi ki-kare dağılımının takip eder. Eğer zaman $\hat{\Delta}_M > 0$ ise, $\hat{\epsilon} > 0$ olur ve Eşitlik 3.6'daki gibidir.

$$\hat{\epsilon} = \sqrt{\frac{\hat{\Delta}_M}{df_M(N-1)}} \quad (3.6)$$

Eşitlik 3.6'ya dikkat edilirse, daha yüksek serbestlik derecesi veya daha büyük örneklem $\hat{\epsilon}$ 'nin değerini düşürür. Ancak N arttıkça df_M 'ye ait düzeltme etkisi azalır, Mulaik (2009b: 339-341). Orijinal eşik, Browne ve Cudeck (1993) tarafından önerilen $\hat{\epsilon}$ “iyi uyum” gösterebilir eşigidir. Fakat Chen, Curran, Bollen ve Paxton'un (2008) bilgisayar simülasyonlarının sonuçları, tek başına $\hat{\epsilon}$ 'u kullanmanın veya $\hat{\epsilon}$ 'u %90 güven aralığı ile birlikte kullanmanın, evrensel bir eşik değeri olan .05 için çok az destek sağladığını belirtmiştir. Ayrıca Browne ve Cudeck (1993) ayrıca $\hat{\epsilon} \geq .010$ olmasının ciddi bir probleme işaret edebileceğini ifade etmiş ancak bunun kesin olmadığını belirtmişlerdir.

3.1.3. Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (RMR)

Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (Root Mean Square Residuals-RMR) ve Standartlaştırılmış Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (Standardized Root Mean Square Residuals-SRMR) evrene ait kestirimsel kovaryans matrisi ile örnekleme ait kovaryans matrisleri arasındaki artık kovaryans ortalamalarıdır. RMR değeri 0 ile 1

arasında değerler alır ve bu değer 0'a eşit olması mükemmel uyuma işaret eder (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018: 269).

RMR, model tarafından tahmin edilen ve gözlemlenen kovaryans matrisleri arasındaki kovaryans elemanı başına ortalama tutarsızlığın doğrudan bir ölçüsünü sağlar. RMR'nin düşük değerleri daha iyi uyuma işaret eder ve modelin verilerde gözlemlenen kovaryans yapısını yeterince yeniden ürettiğini gösterir. RMR ortalama artıkların ham bir ölçüsünü sağlamaktadır (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024).

Hatalar $S - \Sigma(\hat{\theta})$ matrisinin elemanları olarak tanımlanmaktadır. Bu indeksler “uyumlu hatalar” olarak adlandırılmaktadır. Model parametreleri tahmin edildiğinde S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ kovaryans matrisleri arasındaki uyumsuzluğun olduğu gibi kaldığını göstermektedirler. RMR indeksi uyumlu hataları temel alan elverişsiz bir uyum ölçüsüdür. RMR, uyum hatalarının kareleri ortalamasının karekökü olarak tanımlanabilir. RMR'nin gösterimi Eşitlik 3.7'deki gibidir.

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \widehat{s}_{ij})^2}{p(p+1)/2}} \quad (3.7)$$

Burada, s_{ij} , S gözlenen kovaryans matrisinin bir elemanı, $\widehat{s}_{ij}$ modele ilişkin tahmini kovaryans matrisinin bir elemanı ve p gözlenen değişkenlerin sayısıdır. Temelde RMR değerlerinin sıfıra yakın olması iyi bir uyumu göstermektedir. Fakat S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ 'nin elemanları ve kullanılan ölçeğin uyum hatalarına bağlıdır. Aynı zamanda RMR gözlenen değişkenlerin varyans ve kovaryanslarının büyüklüğüne de bağlıdır. Başka bir anlatımla değişkenlere ait ölçek verilmeksizin elde edilen bir RMR değerinin iyi veya kötü uyumu gösterip göstermediğini değerlendirmek olanaksızdır. Bu problemin çözümlenebilmesi için SRMR kullanılmaktadır.

3.1.4. Standartlaştırılmış Kareli Artıkların Kareköklü Ortalaması (SRMR)

Standartlaştırılmış Artık Ortalamaların Karekökü (Standardized Root Mean Square Residuals-SRMR) indeksinde $s_{ij} - \widehat{s}_{ij}$ hataları öncelikle ilgili değişkenlere ait $s_i = \sqrt{s_{ii}}$ ve $s_j = \sqrt{s_{jj}}$ standart sapmalarının çarpımına bölünür.

Bu işlem $(s_{ij} - \widehat{s}_{ij})/(s_i s_j) = r_{ij} - \widehat{s}_{ij}/(s_i s_j)$ elemanları ile bir standartlaştırılmış hata matrisinin elde edilmesini sağlamaktadır (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003).

SRMR, gözlenen kovaryans matrisi ile model tarafından tahmin edilen kovaryans matrisi arasındaki uyumsuzluğu değerlendirir. Düşük SRMR değerleri daha iyi uyuma işaret eder ve araştırmacılar tipik olarak 0,08'den düşük değerlerin iyi uyumun göstergesi olarak değerlendirilir. Bu eşik değer, modelin gözlenen kovaryans yapısını yeterince yeniden ürettiğini gösterir. Burada sıfır değeri mükemmel bir uyumu göstermektedir. SRMR artıkları standart hatalarına göre standartlaştırır.

Hem RMR hem de SRMR'nin düşük değerleri daha iyi uyuma işaret etmekte olup SRMR standartlaştırılmış yapısı nedeniyle daha yaygın olarak kullanılmaktadır (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024).

SRMR değeri, 0.05 değerinden küçük olduğunda iyi bir uyumun, 0.10' dan küçük olduğunda ise kabul edilebilir bir uyumun işareti olarak yorumlanır. SRMR, RMR ile aynı şekilde sadece bir tanımlayıcı uyum indeksidir. SRMR kareli hatayı temel alan ölçüdür (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024). SRMR uyum indeksi Eşitlik 3.8 yoluyla hesaplanmaktadır.

$$SRMR = \sqrt{\frac{2}{p(p+1)} \sum_{i \leq j} \{s_{ij} - \sigma_{ij}(\hat{\theta})\}^2 / s_{ii} s_{jj}} \quad (3.8)$$

SRMR, modelin gözlenen veri kovaryans yapısını yeniden üretme kabiliyetini doğrudan ölçtüğü YEM ve DFA'da önemlidir. Hipotez edilen modelin uyumunu karşılaştıran artımlı uyum indekslerinin (CFI, TLI, vs.) aksine SRMR, model karmaşıklığını dikkate almadan modelin gözlemlenen verilere mutlak uyumuna

odaklanır (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024). SRMR artıkların standart hatalarına göre standartlaştırır.

3.1.5. İyi Uyum İndeksi (GFI)

İyi Uyum İndeksi (Goodness of Fit Index-GFI) Jöreskog ve Sörbom tarafından geliştirilmiştir. GFI ki-kare uyum indeksine alternatif olarak model uyumunun örneklem büyüklüğünden bağımsız olarak değerlendirilebilmesi için geliştirilmiştir. GFI, modelin örneklemdeki kovaryans matrisini ne oranda ölçtüğünü gösterir ve modelin açıkladığı örneklem varyansı olarak da değerlendirilir. Bu nedenle çoklu regresyon analizinde R-kare benzemektedir. AGFI ise parametre tahminlerinin sayısına göre GFI indeksinin düzenlenmiş bir türüdür. GFI ve AGFI indeksleri 0 ile 1 arasında değişir ve örneklem büyüklüğüne çok duyarlı olduğu için büyük örneklem hacimlerinde daha uygun değerler verir (Çokluk, Şekercioğlu, & Büyüköztürk, 2018: 269). GIF indeksi Eşitlik 3.9’da verilen formülle hesaplanmaktadır.

$$GFI = 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_n^2} \quad (3.9)$$

Burada χ_n^2 sıfır hipotezinde ifade edilen modelin ki-kare istatistiğidir. GFI genellikle sıfır ile bir arasında değer almaktadır ve yüksek değerleri daha iyi bir uyumun göstergesidir. Ancak bazı durumlarda GFI negatif bir değer olarak ortaya çıkabilmektedir. GFI değerleri 0.90’ dan büyük olduğunda kabul edilebilir bir uyum söz konusu iken, 0.95 ve daha büyük değerler temel modele göre iyi bir uyumun söz konusu olduğunu belirtmektedir (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003: 42).

3.1.6. Çapraz Geçerlilik İndeksi (CVI)

CVI, modelin bir veri kümesindeki performansını başka bir veri kümesine uygulama yoluyla değerlendirmektedir. Çapraz geçerlilik testi iki aşamada gerçekleştirilir. Örneklem bir tahmin ve geçerlilik örnekleme olmak üzere ikiye bölünür. Daha sonra tahmin örneklem seti kullanılarak bir model ve bu modele ait kovaryanslar ve korelasyonlar hesaplanır. Daha sonra bu matris geçerlilik örneklem setiyle elde edilen kovaryans matrisiyle karşılaştırılarak çapraz geçerlilik indeksi

hesaplanır. Daha düşük CVI değeri, model genellenebilirliğinin daha başarılı olduğunu gösterir.

3.1.7. Beklenen Çapraz Geçerlilik İndeksi (ECVI)

AIC'e benzer bir diğer indeks, Browne ve Cudeck'in, (1993) ECVI indeksidir. ECVI aslında, Eşitlik 3.10'daki gibi istatistiği tarafından tahmin edilen bir evren parametresidir.

$$ECVI = \frac{\chi_i^2}{N-1} + \frac{2t}{N-1} \quad (3.10)$$

AIC istatistiksel bilgi teorisinden elde edilirken, ECVI analiz edilen örneklemdeki modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi ile aynı büyüklükteki diğer bir örnekleme ilişkin beklenen kovaryans matrisi arasındaki uyumsuzluğun bir ölçüsüdür (Bollen, 1989; Jöreskog Sörbom, 1993; Schermelleh-Engel & Moosbrugger, 2003). Çeşitli modeller arasında seçim yapıldığında, en küçük olarak tahmin edilen ECVI en iyi uyuma sahip modeli göstermektedir. Ek olarak, %90'lık güven aralığı tahminin kesinliğinin değerlendirilmesine de olanak tanımaktadır (Bollen, 1989; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Schermelleh-Engel & Moosbrugger, 2003).

ECVI, geliştirilen bir modelin başka bir örnekleme ne kadar iyi performans gösterebileceğini tahmin etmeye yarayan bir ölçüttür. ECVI'nın kabul edilebilir bir değer aralığı bulunamamakta ve alternatif modeller arasından seçim yapmaya imkân tanır. Modeller arasından seçim yaparken en düşük ECVI değerine sahip model genellikle diğerine tercih edilmektedir.

Mutlak uyum indeksleri genel modelin (yapısal ve ölçüm modellerinin) gözlenen kovaryans veya korelasyon matrisinin hangi derecede tahmin edilebileceğini gösteren indekstir. Diğer bir anlatımla ilgili uyum indeksinin ölçüm veya yapısal modellerden hangisinde daha iyi veya daha kötü bir uyum sağladığı hususunda bir ayırım yapılmamaktadır.

3.2. Artımlı Uyum İndeksleri

İkinci sınıf uyum indeksleri olan artımlı uyum indeksleri, önerilen bir modeli genelde sıfır veya boş (null) model olarak adlandırılan temel bir modelle

karşılaştırmaktadır. Temel model genelde modeldeki bütün göstergeler ile ölçülen tek bir örtük yapıyı ifade eder (Bu modelin ki-kare istatistiği analizindeki kovaryansların veya korelasyonların toplam açıklanan varyansını gösterir). Bununla birlikte temel modelin, nasıl tanımlanacağı ile ilgili bazı görüş ayrılıklarının olduğunda burada ifade edilmesi gerekmektedir.

Artımlı uyum indeksleri, tahmin edilen modelin bazı alternatif temel modellere göre ne kadar iyi uyduğunu değerlendirmeleri bakımından mutlak uyum indekslerinden farklıdır. En yaygın temel model, gözlenen tüm değişkenlerin ilişkisiz olduğunu varsayan boş model olarak adlandırılır. Karşılaştırmalı Miles & Shevlin (2007) veya göreceli uyum indeksleri, McDonald & Ho (2002) olarak da bilinen artımlı uyum indeksleri, ki-kare değerini ham haliyle kullanmayan ancak ki-kare değerini bir temel modelle karşılaştıran bir grup indekslerdir (McDonald & Ho, 2002).

3.2.1. Düzeltilmiş İyi Uyum İndeksi (AGFI)

Düzenlenmiş İyi Uyum İndeksi (Adjusted Goodness of Fit Index-AGFI) genellikle yüksek değerleri daha iyi bir uyumun olduğunu göstermesiyle sıfır ile bir arasında değerler alır. Ancak bazı durumlarda AGFI değeri negatif olabilmektedir. Eğer hedef modelin serbestlik derecesi sıfır hipotezinde ifade edilen modelin serbestlik derecesine yaklaşırsa, AGFI değeri GFI'ya yaklaşır. 0,95 iyi bir uyumun göstergesi, 0,80' ten daha büyük değerler kabul edilebilir bir uyumun göstergesi olarak kabul edilmektedir. AGFI'nin formül gösterimi Eşitlik 3.11'de gösterilmiştir.

$$AGFI = 1 - \frac{df_n}{df_t}(1 - GFI) = 1 - \frac{\chi_t^2/df_t}{\chi_n^2/df_n} \quad (3.11)$$

$df_n = s(p+1)/2$ sıfır hipotezinde ifade edilen model için serbestlik derecesi, df_t ise hedef modelin için serbestlik derecesidir. Yapılan benzetim çalışmaları GFI ve AGFI indekslerinin örneklem büyüklüğünden bağımsız olmadığını göstermiştir (Schermele-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003).

Yüksek bir AGFI değeri (1'e yakın), modelin karmaşıklığına göre ayarlanmış olarak gözlemlenen verilerdeki varyans ve kovaryansın büyük bir kısmını açıkladığını

gösterir. Düşük AGFI değerleri, modelin verileri yeterince temsil edemeyebileceğini göstererek daha zayıf uyuma işaret eder.

3.2.2. Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (NNFI)

Normlaştırılmamış Uyum indeksinin (Non-Normed Fit Index-NNFI) örneklem büyüklüğü sorunu Normlaştırılmamış Uyum İndeksi ile giderilir. NNFI (Tucker-Lewis Index, TLI) olarak da bilinir), ise NFI' ya benzer ancak model karmaşıklığını dikkate alarak bir değer verir. NNFI değerleri 0 ile 1 arasında değişir. Değerin 1'e yaklaşması mükemmel uyuma 0'a yaklaşması ise model uyumsuzluğuna karşılık gelir (Sümer, 2000). NNFI'nın formül gösterimi Eşitlik 3.12'deki gibidir.

$$NNFI = \frac{(\frac{\chi_n^2}{df_n}) - (\frac{\chi_t^2}{df_t})}{(\chi_n^2/df_n) - 1} \quad (3.12)$$

NNFI genellikle sıfır ile bir aralığında değişmektedir, ancak bu indeks normlaştırılmamış olduğundan dolayı zaman zaman bu aralığın dışında da değerler alabilmektedir. Daha yüksek NNFI değerleri daha iyi bir uyumun göstergesidir. Bu indeksin değeri 0,97 ise bağımsız modele göre göreceli olarak iyi bir uyumun olduğu belirtilmektedir. Değer 0,95' ten daha büyük ise kabul edilebilir bir uyumu gösterir. Bağımsız model daima daha büyük bir χ^2 değerine sahip olduğu için NNFI değerleri sıklıkla bire oldukça yakın değerler almaktadır. NNFI indeksinin avantajı büyük örneklemelerden daha az etkilenen bir uyum indeksi olmasıdır (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003: 41).

3.2.3. Normlaştırılmış Uyum İndeksi (NFI)

Normlaştırılmış Uyum İndeksi (Normed Fit Index-NFI) NFI ve NNFI, artımlı uyum indeksleri içerisinde ele alınır. Artımlı uyum indeksleri ile aynı anlayışa dayalı olarak Bentler-Bonett tarafından geliştirilmiştir. NFI, karşılaştırdığı modeller bakımından özünde CFI' ya benzer ancak χ^2 dağılımının gerektirdiği varsayımlara uyma zorunluluğu olmadan karşılaştırma yapar. NFI' da bağımsızlık modelinin χ^2 değeri ile modelin χ^2 değerinin karşılaştırılması yoluyla model tahminlenmesi değerlendirilir. Bu indeksin en önemli dezavantajı örneklem büyüklüğüne duyarlı

olmasıdır. Örneklem hacmi 200'den küçük olduğunda uyum indeksini düşük tahmin değerleri verir. Bu nedenle bu indekse tek başına güvenilmesi tavsiye edilmemektedir. NNFI'nın formül gösterimi Eşitlik 3.13 şeklindedir.

$$NFI = \frac{\chi_n^2 - \chi_t^2}{\chi_n^2} \quad (3.13)$$

Burada, χ_n^2 , bağımsız modelin ki-kare 'si, χ_t^2 , hedef modelin ki-karesidir. $F_t = F_n$ olduğu zaman NFI değeri sıfırdır. $F_t = 0$ olduğunda ise NFI değeri bire eşittir. Bu durumda hedef modelin bağımsız model üzerinden en iyi olasılıkla geliştirilmiş olduğuna karar verilir. NFI' nın kuramsal sınırının bir olmasına rağmen, özellikle küçük örneklerde, belirlenmiş model doğru bile olsa bu üst limite NFI ulaşmamalıdır. Çünkü χ_t^2 'nin beklenen değeri sıfırdan büyüktür: $E(F_t) = df$. Bu indeks için pratik olarak kullanılan yöntem, indeksin değeri 0,95 ise temel modele göre görece olarak iyi bir uyumun göstergesidir. 0,90' dan büyük değerler ise kabul edilebilir uyumun tipik bir yorumu olarak kullanılmaktadır (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003: 40). Bu indeksin en büyük dezavantajı örneklem büyüklüğüne duyarlı olmasıdır (Mualik, ve diğerleri, 1989). ve bu nedenle tek başına güvenilmesi tavsiye edilmemektedir (Kline, 2005). Bu sorun, daha basit modelleri tercih eden bir indeks olan normlaştırılmamış Uyum İndeksi (NNFI) ile giderilmiştir.

3.2.4. Artımlı Uyum İndeksi (IFI)

Artımlı Uyum İndeksi (Incremental Fit Index-IFI) 0-1 arasında değer almaktadır. Değer 1'e yaklaştıkça mükemmel uyum gösterdiği göstermektedir. IFI değeri 0,90 üzerinde ise kabul edilebilir uyum, 0.95 ve üzeri ise mükemmel uyumu gösterir (Kline, 2005). IFI, Eşitlik 3.14 formülüyle hesaplanmaktadır. Formülde χ_n^2 bağımsız modelin ki- kare değeri, χ_t^2 hedef modelin ki-kare değeri ve df_t değeri hedef yani tahmini modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

$$IFI = \frac{\chi_n^2 - \chi_t^2}{\chi_n^2 - df_t} \quad (3.14)$$

Kısaca IFI indeksi ki-kare değerini ham haliyle kullanmayan ancak ki-kare değerini bir temel modelle karşılaştıran indekstir. Bu modeller için boş hipotez tüm değişkenlerin bağımsız (ilişkisiz) olduğu anlamındadır (McDonald ve Ho, 2002).

3.2.5. Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI)

Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (Comparative Fit Index-CFI) artmalı uyum indeksleri içerisinde ele alınır. Bu indeks, modelin uyumunu ya da yeterliliğini genellikle bağımsızlık modeli ya da yokluk modeli (null) olarak adlandırılan ve değişkenler arasında hiçbir ilişkinin olmadığını varsayan temel bir modelle karşılaştırarak verir. Önerilen modelin, yokluk modelinden çok iyi olması gerekir. Dolayısıyla bağımsızlık modelinin görece çok yüksek (anlamlı) bir χ^2 değeri vermesi, önerilen modelin de görece çok düşük (anlamlı olmayan) bir χ^2 değeri vermesi beklenir (Sümer, 2000). CFI, bağımsızlık modelinin (örtük değişkenler arasında ilişkinin olmadığını öngören model) ürettiği kovaryans matrisi ile önerilen yapısal eşitlik modelinin ürettiği kovaryans matrisini karşılaştırır. CFI, örneklem büyüklüğü, örneklemin küçük olduğu durumlarda bile oldukça iyi çalışan bir indekstir. CFI 0 ile 1 arasında bir değer verir. Değerin 1'e yaklaşması mükemmel uyuma, 0'a yaklaşması ise model uyumsuzluğuna karşılık gelir (Sümer, 2000; Hooper, Coughlan, & Mullen, 2008: 55).

Günümüzde bu indeks tüm SEM programlarında yer alır ve en popüler uyum indekslerinden biri olması nedeniyle en çok raporlanan uyum indekslerinden biridir. Örneklem büyüklüğünden en az etkilenen ölçümlerden biridir (Hooper, Coughlan, & Mullen, 2008: 55). Sıklıkla küçük örneklerde eksik tahminden kurtulmak için kullanılmaktadır. CFI, Eşitlik 3.15'deki formülle hesaplanmaktadır.

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_t^2 - df_t), 0]}{\max[(\chi_t^2 - df_t), (\chi_n^2 - df_n), 0]} \quad (3.15)$$

Burada χ_n^2 değeri bağımsız modelin (temel model) ki-kare değerini, χ_t^2 değeri hedef modelin ki-kare değerini ve df serbestlik derecesi gösterir. (Schermele-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003: 42).

CFI, ölçüm veya yapısal modellerin veya her ikisinin birlikte yerel uyumunu değerlendirmek için kullanılan artımlı bir uyum indeksidir. CFI, sıfır ile 1 aralığında değerler alır. Ancak 0,90 üzerindeki değerler iyi uyum olarak değerlendirilmektedir. Bir YEM modelinin uyum iyiliği değerlendirilirken CFI, RMSEA, NNFI ve SRMR gibi uyum indeksleri ile birlikte rapor edilmektedir. CFI özellikle örneklem hacminden daha az etkilendiği için yaygın kullanım alanına sahiptir.

3.2.6. Göreceli Uyum İndeksi (RFI)

Göreceli Uyum İndeksi (Relative Fit Index-RFI), yapısal eşitlik modellemesinde (SEM) kullanılan ve NFI gibi, bir hedef modelin uyumunu serbestlik derecelerine göre ayarlayarak bir temel modelle karşılaştıran artımlı bir uyum indeksidir. RFI, kullanılan serbestlik dereceleri dikkate alındığında test edilen modelin uyumundaki nispi iyileşmeyi boş veya temel modele kıyasla ölçer. Varsayılan modelin daha kısıtlı bir modele göre verilere ne kadar iyi uyduğunun bir ölçüsünü sağlar. RFI'yi hesaplamak için kullanılan formül Eşitlik 3.16'daki gibidir.

$$RFI = \frac{\chi_n^2 - \chi_t^2}{\chi_n^2} \quad (3.16)$$

Formülde χ_n^2 bağımsız modelin (temel model) ki-kare değerini ve χ_t^2 hedef modelin ki-kare değerini göstermektedir.

Artımlı mli bir uyum indeksi olarak RFI değerleri 0 ile 1 arasında değişir ve 1'e yakın değerler daha iyi uyuma işaret eder. Araştırmacılar, model yeterliliğini değerlendirmek için RFI değerlerini genellikle diğer uyum indeksleri ile birlikte yorumlamaktadır (Bentler & Bonett, 1980). Bentler & Bonett, (1980) İlk olarak RFI'yi yapısal denklem modelleri bağlamında tartışmış, test edilen model ile boş model arasındaki uyumu karşılaştırmadaki rolünü vurgulamıştır.

RFI, önerilen modeli temel bir modelle karşılaştırdığı için önemli artımlı bir uyum indeksidir. Fakat bir YEM modelinin uygunluğu değerlendirilirken bu indeksin yanında CFI, NNFI ve RMSEA gibi diğer uyum ölçütleri ile birlikte kullanılmalıdır.

3.3. Basit Uyum İndeksleri

Basit (parsimony) uyum indeksleri olarak isimlendirilen bu indeksler, daha az parametre kullanarak verileri iyi açıklayan modelleri ödüllendirmeyi ve böylece basitliği teşvik etmeyi amaçlayan üçüncü grup uyum indeksleridir.

Parsimony, bir modelin açıklayıcılık gücüyle basitliği arasındaki dengeyi ifade eden istatistik bir kavramdır. İstatistikte daha az parametre ile daha fazla açıklama sağlayan modeller genellikle daha karmaşık olan modellere tercih edilmektedir. Basit (parsimony) uyum indeksleri bir modelin karmaşıklığını dikkate alarak model uyum iyiliğini değerlendiren indekslerdir.

Genellenebilirliği Teşvik Etmek: YEM'deki temel hedeflerden biri, sadece gözlemlenen verilere iyi uyan değil, aynı zamanda yeni verilere veya popülasyonlara genelleme yapabilen modeller geliştirmektir. Parsimonious Normed Fit Index (PNFI) veya Parsimonious Comparative Fit Index (PCFI) gibi basit uyum indeksleri, daha az parametre kullanarak iyi uyum sağlayan modellerin seçilmesini teşvik eder.

Modelin Yorumlanabilirliğinin Artırılması: Daha basit modellerin yorumlanması ve iletilmesi genellikle daha kolaydır. Bu da değişkenler arasındaki ilişkileri daha net ve daha uygulanabilir hale getirir. Basit uyum indeksleri, aşırı karmaşık modelleri cezalandırarak araştırmacıların YEM analizlerinde teorik netliğe ve pratik uygunluğa öncelik vermelerine yardımcı olur. Bu, modelin yapısının ve parametrelerinin daha anlamlı olmasını ve altta yatan teorik yapıların yansıtılmasını sağlar.

Model Seçimini Optimize Etme: YEM tipik olarak, verilerdeki ilişkileri en iyi hangisinin temsil ettiğini belirlemek için birden fazla rakip modelin karşılaştırılmasını içerir. Basit uyum indeksleri, bu seçim sürecine rehberlik etmek için nicel bir ölçü sağlayarak araştırmacılara açıklayıcı gücü ile basitlik arasında uygun bir denge kuran modelleri seçmelerinde yardımcı olur. Bu seçim süreci, YEM kullanan çeşitli alanlarda bilimsel anlayışı ve teori oluşturmaya ilerletmek için çok önemlidir.

İstatistiksel Titizlik: Basit uyum indekslerinin dâhil edilmesi, model uyumu ve karmaşıklık arasındaki değiş tokuşu resmileştirerek YEM analizlerine bir istatistiksel titizlik katmanı ekler. Bu, aşırı karmaşık modellerin tuzaklarından kaçınmaya şışirilmiş uyum indekslerine yol açar. (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024).

Tam tanımlanmış, karmaşık bir modele sahip olmak, tahmin sürecinin örneklem verilerine bağlı olduğu anlamına gelir. Bu da paradoksal olarak daha iyi uyum indeksleri üreten daha az titiz bir teorik modelle sonuçlanır (Mualik, vd, 1989). Bu sorunun üstesinden gelmek için Mualik vd., (1989) iki basit uyum indeksi geliştirmiştir: Parsimony Goodness-of-Fit Index (PGFI) ve Parsimony Normed Fit Index (PNFI). PGFI, serbestlik derecesi kaybı için ayarlama yaparak Eşitlik 3.17'deki gösterildiği gibi GFI'yi temel alır. PNFI indeksi ile serbestlik derecesine göre ayarlama yapar ancak NFI'ya dayanır (Mualik, vd, 1989). Bu indekslerin her ikisi de model karmaşıklığını ciddi şekilde cezalandırır ve bu da diğer uyum iyiliği indekslerinden önemli ölçüde daha düşük basit uyum indeksi değerleriyle sonuçlanır. Basit uyum indekslerinin diğer uyum iyiliği ölçütleriyle birlikte kullanılmasını tavsiye etmektedir. Ancak bu istatistikler için herhangi bir değer seviyesi önerilmediğinden yorumlanmaları daha zor hale gelmiştir.

Basit uyum indeksinin ikinci bir şekli de 'bilgi kriteri' indeksleri olarak bilinen indekslerdir. Bu indekslerden en iyi bilineni Akaike Bilgi Kriteri (AIC) veya örneklem büyüklüğüne göre ayarlanan AIC'nin Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC) uyarlanmış halidir (Akaike, 1974). Bu istatistikler genellikle aynı verilerle tahmin edilen iç içe geçmemiş veya hiyerarşik olmayan modelleri karşılaştırırken kullanılır ve araştırmacıya hangi modelin en basit olduğunu gösterir. Bu indekslerin kullanımının güvenilir olması için örneklem hacminin 200'den büyük olması gerekmektedir. (Diamantopoulos & Siguaw, 2000).

3.3.1. Basit Normlaştırılmış Uyum İndeksi (PNFI)

PGFI ve PNFI'nin her ikisi de sıfır ile bir arasında değişmekte olup, yüksek değerler daha makul bir uyuma işaret etmektedir. Her iki indeks de alternatif modlar arasında seçim yapmak için kullanılmaktadır. PNFI indeksi Eşitlik 3.17 yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$PNFI = \frac{df_t}{df_n} NFI \quad (3.17)$$

df_t hedef modelin serbestlik derecesini df_n değeri bağımsız modelin serbestlik derecesini ve NFI ise Normlaştırılmış Uyum İndeksi değeridir. GFI ve NFI 'yi serbestlik derecelerinin ilgili parsimoni oranıyla çarpmanın etkisi, orijinal indeksleri sıfıra yakın bir değere düşürmektir.

3.3.2. Basit İyi Uyum İndeksi (PGFI)

Basit İyi Uyum İndeksi (Parsimony Goodness Of Fit Index-PGFI): Araştırmacılar araştırma raporlarında, genellikle PGFI indeksi hakkında bilgi vermemelerine karşın, bu indeksin raporlarda verilmesinde ve değerlendirilmesinde yarar vardır. PGFI, bir anlamda GFI'yi, önerilen ve bağımsızlık modellerinin oranını dikkate alarak yeniden yorumlar ve modelin ne ölçüde yalın bir model olduğu konusunda fikir verir. PGFI değerinin 1'e yaklaşması, modelin yalın ve sade olduğunu gösterir (Sümer, 2000). PGFI indeksi Eşitlik 3.18 ile hesaplanmaktadır.

$$PGFI = \frac{df_t}{df_n} GFI \quad (3.18)$$

df_t hedef modelin serbestlik derecesini, df_n temel modelin serbestlik derecesi ve GFI'de uyum iyiliği indeksini göstermektedir.

AGFI ve PGFI karşılaştırıldığında, her iki indeks de GFI'yi daha karmaşık ve karmaşık olmayan durumlar için aşağı doğru ayarlamaktadır. Ancak PGFI, AGFI'ye göre daha az serbestlik derecesine sahip karmaşık modeller üzerinde daha güçlü bir ceza uygular. Benzer şekilde PNFI, NFI 'yi aşağı doğru ayarlar (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2024).

3.3.3. Normlaştırılmış Ki-Kare İndeksi

Kovaryans yapısı analizi uygulamalarında, araştırmacılar genellikle iki veya daha fazla alternatif model arasından seçim yapma sorunuyla karşı karşıya kalırlar. Birbiriyle yarışan birkaç modelden birini seçmek için hangi ölçütün kullanılacağına seçimi, modellerin iç içe geçip geçmediğine bağlıdır. Eğer belirli bir model (Model A), daha az kısıtlanmış bir modelin (Model B) serbest parametrelerinin en az birinin sabitlenmesiyle türetilbiliyorsa, Model A'nın, Model B'ye göre daha az serbestlik

derecesine ve daha fazla parametreye sahip olduğu ifade edilir. Bu durumda, Model A ve Model B'nin iç içe modellendiği söylenebilir. İç içe geçmiş modellerin her birinin test istatistiği χ^2 dağılımını izlediğinden, iç içe geçmiş iki model arasındaki χ^2 değerlerindeki fark da χ^2 dağılımlıdır ve fark için serbestlik derecesi sayısı iki model için serbestlik derecelerindeki farka eşittir. Uygun varsayımlar altında, model uyumundaki farklılık χ^2 fark testi kullanılarak Eşitlik 3.19 ve Eşitlik 3.20'deki gibi test edilebilir.

$$\chi^2_{fark}(df_{fark}) = \chi^2_A df_A - \chi^2_B df_B \quad (3.19)$$

$$df_{fark} = df_A - df_B \quad (3.20)$$

Eğer χ^2 farkı anlamlı ise, her iki model için uyumun eşit olduğuna dair sıfır hipotezi reddedilir ve Model B seçilir. Ancak χ^2 farkı anlamlı değilse, yani kısıtlanmış modelin (Model A) uyumu kısıtlanmamış modelin (Model B) uyumundan önemli ölçüde daha kötü değilse, her iki model için eşit uyum sıfır hipotezi reddedilemez ve kısıtlanmış model (Model A) tercih edilir (Schermele-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003).

Serbestlik derecesi de ki kare testinde önemli bir ölçüttür. Serbestlik derecesinin büyük olduğu durumlarda ki kare anlamlı sonuçlar vermektedir. Bu test ki kareyi daha küçük örneklem büyüklüğüne bağımlı hale getiren bir yöntem olup ki karenin serbestlik derecesine bölümünden elde edilir. Bu değer 3'den küçük olması beklenir (Ayyıldız & Cengiz, 2006). Ancak bazı araştırmacılara göre 3'den düşük değerler iyi uyum, 5'den küçük değerler ise kabul edilebilir uyum olarak değerlendirilir (Marsh & Hocevar, 1988). Ki-kareyi serbestlik derecesine bölen χ^2/df modelin karmaşıklığını hesaba katarak ham istatistiğine kıyasla daha sağlam ve örneklem büyüklüğüne daha az duyarlı hale getirir. χ^2/df daha düşük değerlerin daha iyi uyumu gösterdiği basit bir yorumlama sağlayarak farklı modeller veya veri kümeleri arasında daha kolay karşılaştırma yapılmasına olanak tanır.

Sınırlamalar: Ki-kare istatistiği gibi, χ^2/df de örneklem büyüklüğüne duyarlı olabilir ve model uyumu makul derecede iyi olsa bile büyük örneklemelerde anlamlı sonuçlara yol açabilir. Son derece karmaşık modeller veya küçük serbestlik derecesine

sahip modeller χ^2/df oranını yapay olarak şişirebilir ve potansiyel olarak model uyumunun yanlış yorumlanmasına yol açabilir.

Araştırmacılar model uyumunun kapsamlı bir değerlendirmesi için genellikle χ^2/df 'nin yanı sıra Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (CFI), Tucker-Lewis İndeksi (TLI) ve Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (RMSEA) gibi birden fazla uyum indeksini dikkate almaktadır.

3.3.4. Akaike Bilgi Kriteri (AIC)

Orijinal Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Akaike tarafından “bir bilgi kriteri” olarak geliştirilmiştir ve aşağıda AIC Eşitlik 3.20 verilen formülle hesaplanmaktadır.

$$AIC = \chi^2 + 2t \quad (3.20)$$

Burada $\log L$ model için log olabilirlik fonksiyonunu en büyükleyen değerdir. *AIC* gerçekte elverişsiz uyumun bir indeksidir (Schermelleh-Engel, Moosbrugger & Müller, 2003). *AIC*'in temel amacı elde edilen veriler ile gerçeğe en yakın modelin seçiminin sağlanmasıdır (Cudeck & Browne, 1983). *AIC* tahmin edilen parametreler için χ^2 'yi ayarlayarak, kıyaslanan modellerin karşılaştırılması için kullanılmaktadır. *AIC*'in çeşitli biçimleri bulunmaktadır. *AIC*'in farklı biçimleri, karşılaştırmalarda değişmediği sürece temel almaktadır (Schermelleh-Engel & Moosbrugger, 2003). *AIC* rakip modeller arasında seçim yapmakta işe yaramaktadır (Gujarati & Porter, 2006). LISREL'de kullanılan *AIC*; $AIC = \chi^2 + 2t$ dir burada t tahmin edilen parametre sayısını göstermektedir. EQS'te ise kullanılan *AIC* ise $AIC = \chi^2 + 2df$ şeklindedir.

3.3.5. Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC)

Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC), *AIC* 'e benzer bir bilgi göstergesidir. LISREL'de CAIC olarak adlandırılan kriter Eşitlik 3.21'de gösterilmiştir.

$$CAIC = \chi^2 + (1 + \log N)t \quad (3.21)$$

AIC serbestlik derecesine karşı fazla duyarlı olduđu için CAIC geliştirilmiştir. AIC ve CAIC'in her ikisi de birden fazla modelin karşılaştırılmasında kullanılan güçlü test istatistikleridir (Jöreskog ve Sörbom, 1993).

Sıfıra daha yakın AIC ve CAIC değeri daha iyi uyumu ve daha basit bir modeli ifade etmektedir. Diğer bir anlatımla daha düşük AIC ve CAIC değeri daha küçük ki-kare değerlerini ve daha az sayıda tahmin edilen parametrelili modeli gösterir. Bu sadece daha iyi uyum gösteren gözlenene ve tahmin edilen kovaryans veya korelasyonları göstermez. Aynı zamanda aşırı tanımlı Bir modelin söz konusu olmadığını da belirtir.

3.3.6. Bayesian Bilgi Kriteri (BIC)

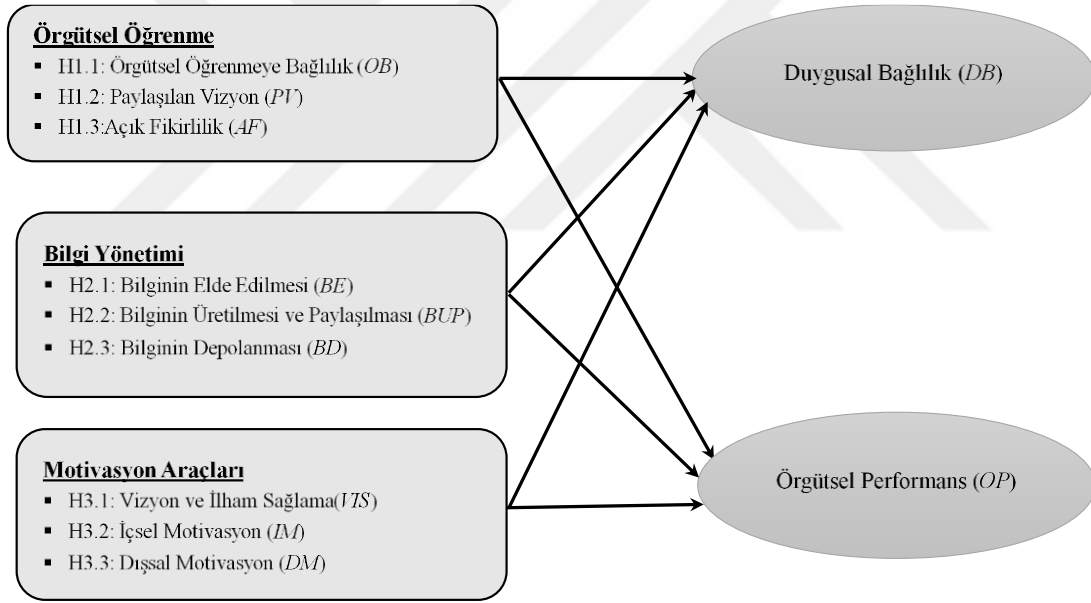
BIC AICE benzerdir. Fakat daha büyük bir ceza uygulayarak daha basit modellerin tercih edilmesini sağlamaktadır.

Son olarak denebilir ki basit uyum indeksleri daha az parametre ile daha çok açıklama sağlayan modeller karmaşık modellere göre daha çok tercih edilmektedir. Bu bölümden sonra çalışmanın uygulamasının yapılabilmesi için literatürle desteklenip tasarlanan kavramsal modele dair bilgilerin ve ayrıca dolaylı ve dolaysız etkilerin tespiti için hipotezlerin kurulduğu dördüncü bölüme geçilecektir.

4. KAVRAMSAL ÇERÇEVE VE ARAŞTIRMA HİPOTEZLERİ

Araştırmanın bu bölümünde araştırma modeli, hipotezleri araştırmada kullanılan ölçeklere yer verilmiştir.

Bu çalışmanın amacı Artvin, Giresun, Gümüşhane, Ordu, Rize ve Trabzon illerinden oluşan DOKA (Doğu Karadeniz Kalkınma Ajansı) bölgesindeki devlet bankasında çalışanların örgütsel motivasyon araçları, dönüşümsel liderlik, bilgi yönetimi, örgütsel öğrenme dışsal faktörleri ile duygusal bağlılık ve örgütsel performans içsel faktörleri arasındaki ilişkileri farklı tahmin teknikleri kullanılarak YEM ile ölçülmesi ve sonuçların uyum indeksleri yardımıyla karşılaştırılmasıdır. Araştırmanın kavramsal modeli Yamin'in (2020) çalışmasından esinlenerek Şekil 7'deki gibi geliştirilmiştir.



Şekil 7. Araştırmanın kavramsal modeli

İş görenlerin bağlılığı, örgütlerinin değerlerini, hedeflerini ve amaçlarını ne kadar benimsedikleriyle doğru orantılıdır. Bu durum, iş gören, örgütün değerlerini güçlü bir şekilde içselleştirir ve örgütün bir aktörü olarak kalma isteğini doğurur. Bu, çalışanın örgüte olan bağlılığını en üst düzeyde tutar. Çalışanlar, işlerine olumlu bir tutumla yaklaşırlar ve ihtiyaç duyulduğunda ekstra çaba sarf etmeye isteklidirler (Bayram L. , 2005: 132). Örgütler, belirsiz bir ortamda faaliyet gösteriyor ve bilgi

odaklı bir yaklaşımla iş yapma stratejisi izliyorsa, performans düzeyleri olumlu yönde etkilenebilir. Belirsiz bir çevrede faaliyet gösterildiğinde, örgüt için önemli olan doğru bilgileri edinme becerisi ön plana çıkmaktadır.

4.1. Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık (OB) Faktörü

Bireysel öğrenme, birey ve çevresi arasındaki bilişsel veya davranışsal bir faaliyettir. Bireysel öğrenme, çalışma, gözlem, biliş, deneyim, uygulama ve zihinde etkili zihinsel modeller geliştirme yoluyla elde edilir. Örgütsel öğrenme ise, organizasyonun iç ve dış değişimi kabul etme, anlamlandırma ve bunlara yanıt verme konusundaki kollektif yeteneğini geliştiren, organizasyon çapında devam eden bir süreçtir. Örgütsel öğrenme, çalışanların sahip olduğu bilgilerin toplamından daha fazlasıdır (Chakravarthy, 2022).

Örgütlerin başarılı bir şekilde ilerlemesi ve rekabet avantajı elde edebilmesi için en önemli faktör, çalışanlarının özellikleridir. Bu bağlamda çalışanların bireysel yetenekleri önem arz etmektedir. Örgütler çalışanların yaratıcılıklarını canlandırmak, onları motive etmek ve uzun süreli bağlılıklarını sağlamak için çaba göstermelidir. Öğrenmenin gerçekleştirilmesinde en önemli nokta budur (Akpınar, 2007).

Örgütsel öğrenme, rekabeti avantaja çevirmek ve örgütsel başarıyı istikrara kavuşturmak amacıyla modern yönetim alanında stratejik bir yöntem olarak önerilmiştir. Öğrenme, sadece çalışanın bilgi, becerilerini ve tecrübelerini geliştirmek sebebi ile değil, aynı zamanda işletmelerin gelişmesi, büyümesi ve esnek yapıda öğrenen işletmeler inşa etmesini sağlar. Bilim çağı olarak adlandırılan üçüncü binyılda, bilim ve öğrenme artık yöneticiler için ticari bir jest veya moda bir sözcük olarak görülmemekte, öğrenme programlarının tüm organizasyon kademelerinde sürekli geliştirilmesi gereken bir süreç olarak görülmektedir. Sürekli bir gelişme ve üretim sağlamak için yoğun çaba gösteren günümüz yöneticileri, artık finansal kaynaklara ve teknolojiye güvenilemeyeceğini, gelişmenin insanın beyinde ve düşüncesinde aranması gerektiğini açıkça görmüşlerdir (Saadat & Saadat, 2016: 219). Bu bağlamda yöneticiler örgütlerindeki öğrenmeyi süreklilik anlayışı ile örgüt felsefesi yapıp çalışanlarına yatırımı kazanç saymaktadırlar. İşletme içinde birçok istenen çıktı gibi, işletme çalışanlarının performansı da kurumsal kültürden etkilenir.

Örgütteki performans verileri incelendiğinde, performansın yönüne göre geliştirmeler yapılmaktadır. Bu iyileştirmeler genellikle örgütteki bireylerin eğitimine odaklanarak gerçekleştirilmektedir. Örgütün öğrenme ortamı, performansın artırılması veya geliştirilmesi açısından önemli bir rol oynamaktadır (Çalışkan & Kater, 2020: 170)

Kahramanmaraş'ta faaliyet gösteren 39 banka şubesinden elde edilen 309 hacimli bir örneklemede örgütsel bağlılık ile örgütsel performans arasında pozitif yönlü bir ilişki saptanmıştır (Çınar & Yeşil, 2016: 295). Ankara ilinde faaliyet gösteren bir kamu kurumunda çalışan 200 kişiden elde edilen verilerden örgütsel bağlılık ile çalışan performansı arasında pozitif yönlü anlamlı bir ilişki tespit edilmiştir (Uludağ, 2018: 171). Bankacılık sektöründe çalışan 645 çalışanın iş memnuniyeti ve öğrenme kapasitelerinin örgütsel performans üzerindeki etkilerini araştırmak amacıyla yapılan bir çalışmada örgütsel performans ile iş memnuniyeti ve öğrenme kapasitesi arasında anlamlı bir ilişki bulunmuştur (Emhan, Cura, & Zincirkıran, 2015: 104). Bir iletişim işletmesindeki 170 çalışan oluşan başka bir araştırmanın sonuçlarına göre, örgütsel performans ile örgütsel öğrenme alt boyutları arasındaki pozitif yönlü anlamlı bir ilişki tespit edilmiştir (Başar, 2022: 631). Bu açıklamalar ışığında örgütsel öğrenmeye bağlılık (OB) faktörü ile duygusal bağlılık (DB) ve örgütsel performans (OP) faktörleri arasındaki ilişkiler aşağıdaki hipotezlerle ifade edilebilir:

H1: Örgütsel öğrenmeye bağlılık faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H2: Örgütsel öğrenmeye bağlılık faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.2. Paylaşılan Vizyon (PV) Faktörü

Senge'nin ortaya attığı ve şekillendirdiği öğrenen örgüt disiplinlerinden biri de paylaşılan ya da paylaşılan görme gücünün oluşturulması veya ortak vizyondur. Ortak (paylaşılan) vizyon bir fikir değildir. İnsanların kalplerinde tutuşan, etkili bir güçtür. Bu gücü besleyen bir fikir olabilir; fakat bir kere yol alınca birden fazla kişinin desteğini kazanacak kadar zorlayıcıysa, o zaman artık bir soyutlama olmaktan çıkar. Elle tutulur, somut bir şey olur. İnsanlar onu var olan bir şeymiş gibi görmeye başlar. İnsan ilişkilerinde ortak (paylaşılan) vizyon kadar güçlü pek az etken vardır. Ortak

vizyon en basit düzeyde, “Ne yaratmak istiyoruz sorusunun?” cevabıdır. Kişisel vizyonlar nasıl kişilerin kafalarında taşıdıkları resimler ve imgelerse, ortak vizyon da aynı şekilde örgütteki çalışanların kafalarında taşıdıkları ortak resimler ve imgelerdir. Bu resimler ve imgeler, örgüte nüfuz eden ve farklı türden etkinliklere tutarlılık kazandıran bir ortaklık duygusu yaratır. Ortak vizyon öğrenen örgüt için hayati bir önem taşır; çünkü öğrenme için gerekli dikkati ve enerjiyi çalışanlara sağlar (Senge, 2017: 229; Yılmaz, 2019: 142).

Vizyon, şirketlerin ulaşmayı hedefledikleri noktayı ve temel amaçlarını içermektedir. Örgütsel öğrenme kültürü, sürekli kendini geliştiren bir vizyonu destekler. Öğrenen bir organizasyon olmanın ilk koşulu belirlenen vizyonun açıkça ifade edilmesidir. Örgütler öğrenen organizasyonlar olma yolunda ilerlemiyorsa geleceklerini riske atmış olurlar (Tan, 2014: 104). Senge’ye (1993) göre, ortak vizyon oluşturmayı, liderlikle ilgili herhangi bir fikrin binlerce yıldır kuruluşlara ilham vermiş olması durumunda yaratmaya çalıştığımız geleceğin ortak bir resmini tutabilme kapasitesi olarak tanımlanmaktadır. Örgütteki her birey paylaşımda bulunmayı benimser. Örgütteki liderlerin görevlerinden biri de işletmelerde ortak vizyonun oluşturulması ve paylaşılmasıdır. Bu davranış örgütte bulunan her çalışanın görevlerini daha iyi anlamalarını ve bu görev için bireysel çabalarını artırmalarını sağlar (Başar, 2022: 624). Örgüt için çalışanların bireysel çabalarının artması, aynı zamanda performanslarının da artmasını sağlar.

Paylaşılan vizyon, vizyonun belirttiği değerlerin amaçlara, stratejilere, politikalara, yönetim yaklaşımlarına ve süreçlerine, oluşturulan planlara, ücret sistemlerine, iş tasarımları vb. süreçlere aktarılması demektir (Acuner, 2000; Çetin, 2009).

Paylaşılan bir vizyon, örgütsel öğrenme sürecinde odaklanma ve enerji sağlama konularında hayati bir rol oynar. Başkalarına uymayı öğrenmek, vizyonsuz bir şekilde mümkün olsa da gerçek öğrenme ancak bireylerin kendi kişisel hedefleri için derin bir bağlılıkla çaba göstermeleriyle mümkündür. Fikirler soyut ve anlamsız görüldüğünde, insanlar sadece başarıya ulaşma isteklerini canlandıracak bir vizyonla heyecanlanabilirler (Hodgkinson, 2002: 90). Vizyon şu özellikleri taşırsa paylaşımı kolaylaşmaktadır (Argüden, 2004: 91):

1. Basit, sade, anlaşılır olması,

2. Akılda kalmayı kolaylaştırıcı benzetme ve örnekler yaratılması,
3. Farklı medyaların kullanılması,
4. Tekrar yolu ile hatırlatma yapılması, kalıcılığın sağlanması,
5. Liderlerin söylenenleri yapma yönünde model oluşturmaları,
6. İletişimin çift yönlü olması, geri bildirimler alınması”

Paylaşılan vizyon ise;

- Toplu varoluş duygusu yaratır,
- Kalıcı amaç duygusu yaratır,
- Bir başarı ölçütü içerir,
- Günlük konuları aşmayı sağlar,
- Lidere ve izleyicilerine eylem yetkisi verir” (Sullivan & Harper, 1997: 104; Çetin, 2009).

Paylaşılan bir vizyon, örgütsel öğrenme sürecinde odaklanma ve enerji sağlama konularında hayati bir rol oynar. Başkalarına uymayı öğrenmek, vizyonsuz bir şekilde mümkün olsa da gerçek öğrenme ancak bireylerin kendi kişisel hedefleri için derin bir bağlılıkla çaba göstermeleriyle mümkündür. Fikirler soyut ve anlamsız görüldüğünde, insanlar sadece başarıya ulaşma isteklerini canlandıracak bir vizyonla heyecanlanabilirler (Hodgkinson, 2002: 90). Paradigmatik uyum, işletme çalışanlarının amaçları, dünya görüşleri, doğru ve yanlış değerlendirmeleri konusundaki tutumlarının örgütün benzer konulara yönelik tutumuyla uyumlu olmasını sağlar. Bu uyum, vizyonun paylaşımında kritik bir öneme sahiptir. İşletmelerde paradigmatik uyumun kurulması, vizyon paylaşımını artırarak büyük bir sinerji yaratır. Ayrıca, örgütün hedefleri ile çalışanların amaçları arasındaki uyum sağlanarak, öğrenme ve ortak bir hafıza oluşturulmasına katkıda bulunur. Bu ortak hafıza, öğrenme odaklı yeni bir kültürün örgüt içinde gelişmesine olanak tanır. (İbicioğlu & Avcı, 2005: 164). Bu bağlamda H3 ve H4 hipotezleri şu şekilde oluşturulabilir:

H3: Paylaşılan vizyon faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H4: Paylaşılan vizyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır

4.3. Açık Fikirlilik (AF) Faktörü

Açık fikirlilik bireylerde, gruplarda ve organizasyonlarda öğrenmenin temel bir unsuru olarak kabul edilen bir yapıdır. Eleştirel sorgulama veya yansıtma olarak da bilinen açık fikirliliğin, önceki inançların, kararların ve hataların incelenmesi ve ayrıca yeni fikirlere açıklık yoluyla öğrenmeyi artırdığına inanılmaktadır. Dewey ve Argyris gibi ünlü teorisyenler, açık fikirlilik ile öğrenme arasındaki ilişkiyi vurgulamışlardır, ancak çok az sayıda nicel araştırma bunu test etmiş veya bağlantının düzenleyicilerini incelemiştir (Lord, 2015).

Ortak bir vizyon oluşturmak için çalışanların fikirlerine başvurulması gerekmektedir. Bu şekilde çalışanların özgüvenleri artmış olacak ve çalışanlar örgütlerine duygusal olarak bağlanacaklardır (Uğuz Arsu, 2021: 4). Açık fikirlilik kavramı, işletmede fikirlere verilen önem, fikir paylaşımı ve önemli düşüncelerin değerlendirilmesine vurgu yaparak öne çıkan bir yaklaşımı ifade eder. Bu anlayış, mevcut durumu sorgulama, iyileştirme, değiştirme ve yeni fikirlere duyarlı olma ile iç içedir. Açık görüşlülüğün hâkim olduğu bir örgütte, yerleşik değerler, varsayımlar ve uygulamalar sürekli olarak gözden geçirilir, iyileştirilir ve değiştirilir. Öğrenme odaklı organizasyonları, rutinlere ve katılığa karşı çıkarak esneklik ve değişimi teşvik eden uygulamalar şekillendirir (Naktiyok & Işcan, 2014: 850). Açık fikirlilik faktörünün duygusal bağlılık ve örgütsel performans faktörleri üzerindeki etkisi aşağıdaki H5 ve H6 hipotezleri ile ifade edilebilir:

H5: Açık fikirlilik faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H6: Açık fikirlilik faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.4. Bilginin Elde Edilmesi (BE) Faktörü

Bilgi yönetimi, örgütsel hedefler için bilginin edinilmesi, yaratılması, depolanması, paylaşılması, yayılması, geliştirilmesi ve dağıtılmasına yönelik organizasyon çapındaki faaliyetlerin koordinasyonunun sistematik ve bütünleştirici bir süreci olarak tanımlanabilir. Bilgi yönetimi bilgi odaklı faaliyetlerden oluşur ve bu faaliyetler sekiz ana kategoriye ayrılır. Yeni bilgi üretmek, değerli bilgiye dışardan ulaşmak, erişilebilir bilgiyi karar vermede kullanmak, bilgiyi süreçlere ve ürünlere

yerleřtirmek, bilgi varlıklarının deęerini veya bilgi yönetiminin etkisini ölçme bunlardan en önemlileridir (Rastogi, 2000: 40).

Bilgi edinimi süreci, örgütün dışındaki bilgi ve enformasyona erişim sağlamak için bilgi teknolojilerini kullanmayı içerir. Aynı zamanda, örgüt içinde yeni fikirler geliřtirmek amacıyla bilgi ve enformasyonun paylaşımını ifade eder. Bu süreç, düzenli bilgi paylaşımının mümkün olduęu ağlar aracılığıyla dięer örgütlerle bilgi alışveriři yapma yeteneęidir (Durnalı & Limon, 2020: 98). Bu açıklamalar ışığında H7 ve H8 hipotezleri řu şekilde oluşturulabilir:

H7: Bilginin elde edilmesi faktörünün duygusal baęlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H8: Bilginin elde edilmesi faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.5. Bilginin Üretilmesi ve Bilginin Paylaşılması (BUP) Faktörü

Günümüz rekabet ortamında tüm başarılı örgütler doęru bilgiyi üretip doęru zamanda kullanan örgütlerdir. Kocaeli Üniversitesi Arařtırma ve Uygulama Hastanesi'ndeki personelin arasındaki bilgi paylaşımı ve iş tatmini düzeyinin, duygusal baęlılık üzerindeki etkisini anlamak amacıyla bir arařtırma gerçekleştirilmiřtir. Çalışmada, hastanede çalışan 845 çalışana anket uygulanmıřtır. Yapılan regresyon analizinde, iş tatmini ve bilgi paylaşımı düzeyinde belirlenen bağımsız deęişkenlerin duygusal baęlılık baęımlı deęişken üzerindeki etkisi anlamlı bulunmuřtur (Tař, 2011: 117).

Bilgi işleme sürecinin en önemli aşaması bilginin parçalara ayrılarak örgüt içinde dağıtılması ve çalışanların bu bilgiyi aralarında paylaşmasıdır. Örgütlerde bilginin dağıtılması için enformasyonun olabildiğince hızlı olması gerekir (Avcı & Avcı, 2004). Bilginin üretilmesi ve paylaşılması (BUP) faktörü ile baęımlı faktörler duygusal baęlılık (DB) ve örgütsel performans (OP) arasındaki ilişki H9 ve H10 hipotezleri ile ifade edilebilir:

H9: Bilginin üretilmesi ve paylaşılması faktörünün duygusal baęlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H10: Bilginin üretilmesi ve paylaşılması faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.6. Bilginin Depolanması (BD) Faktörü

Bilgi yönetiminde bilginin üretilmesi veya edinilmesinden sonra bilginin depolanması aşamasına geçilir. Bilgi yönetimi ile organizasyonların verimliliği ve karlılığı artırılabilir. Örgüt çalışanları arasındaki iletişimi güçlendirebilir ve devamlılığını sağlayabilir. Devamlı kazanılan yeni bilgiler çalışanları örgütte kalmaya teşvik edebilir (Aktan & Vural, 2016). Örgütsel hafıza, örgüt içinde fikirleri ve bilgileri yakalama, kodlama, sınıflandırma ve depolama işlevlerini yerine getirecek sistemleri içerir. Ayrıca, bu süreçleri kolaylaştırmak üzere kullanılan bilgi teknolojilerini de içerir. Örgütsel hafıza, bilgi sistemlerinin sürekli olarak gözden geçirilmesini ve depolanan bilgilerin güncellenmesini de kapsar (Durnalı & Limon, 2020: 98). İşletmelerde bilgi yönetimi ile örgütsel öğrenmenin birlikte kullanılması işletmenin performansını artıracaktır (Gülmüş & Mete, 2023). Bu açıklamalar ışığında H11 ve H12 hipotezleri şu aşağıdaki gibi ileri sürülebilir:

H11: Bilginin depolanması faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H12: Bilginin depolanması faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.7. Vizyon ve İlham Sağlama (VIS) Faktörü

Vizyon ve ilham sağlama faktörü çalışanların motivasyonlarını artırma yeteneği ile alakalıdır. Bu nedenle vizyon ve ilham sağlama faktörü motivasyon araçları ana faktörünün altında dönüşümsel liderliğin bir alt faktörüdür. Diğer yandan etkileyici ve ikna edici bir vizyon oluşturabilme özelliğine sahiptir. Dönüşümcü liderler, sembolleri, mitleri, iyimserliği ve gücü kullanarak kendi yeteneklerine olan güveni geliştirme kapasitesine sahiptir. İşlerine güçlü bir duygusal bağlılığı olan çalışanların, akranlarına kıyasla daha motive olmaları ve dönüşümcü liderin sağladığı rehberliğe daha açık olmaları beklenebilir (Akbolat, Işık, & Yılmaz, 2013). Yapılan bir çalışmada örgütsel bağlılık ile dönüşümcü liderlik arasında orta derecede pozitif yönlü bir ilişki olduğu tespit edilmiştir (Kara & Bozkurt, 2021: 143). Örgütsel bağlılığın bir alt boyutu olan duygusal bağlılık ile dönüşümcü liderlik faktörü arasında pozitif yönlü ve anlamlı bir ilişki bulunmuştur (Uzun , 2016: 64). Bu bilgilere göre vizyon ilham

sağlama (VIS) faktörü ile duygusal bağımlılık (DB) ve örgütsel performans (OP) bağımlı faktörü arasındaki ilişki H13 ve H14 hipotezleri ile ifade edilmektedir:

H13: Vizyon-ilham sağlama faktörünün duygusal bağımlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H14: Vizyon-ilham sağlama faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.8. İçsel Motivasyon (IM) Faktörü

İçsel motivasyon, kişinin kendi yeteneklerini ortaya koyma deneyimi olarak ifade edilebilir. İçsel motivasyon araçları, doğrudan işin doğası ile ilgilidir ve işinin içeriğinden kaynaklanır. İlgi çekici ve zorlayıcı işi, işte bağımsızlık, işin çalışan açısından önemi, işe katılım, sorumluluk, çeşitlilik, yaratıcılık, kişinin yeteneklerini ve becerilerini kullanma fırsatları, kişinin performansı ile ilgili tatmin edici geri bildirim gibi faktörleri içermektedir (Ağca & Ertan, 2008). Gerek duygusal bağımlılık gerekse içsel motivasyon kavramlarının önemli bir ortak noktası sevgidir. Örgüt içinde duygusal bağlananlar ile içsel motivasyonla motive olanlar severek ve isteyerek çalışmaktadırlar (Ağca & Ertan, 2008: 142). Yapılan bir çalışmada duygusal bağımlılık ile içsel motivasyon arasında anlamlı pozitif yönlü bir ilişki bulunmuştur (Synder & Spreitzer, 1984). Bu açıklamalar ışında H15 ve H16 hipotezleri aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

H15: İçsel motivasyon faktörünün duygusal bağımlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır

H16: İçsel motivasyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.9. Dışsal Motivasyon (DM) Faktörü

Örgütlerde yapılan aktivitelerde ortaya çıkan faydaları etkileyen unsura dışsal motivasyon adı verilmektedir. Dışsal motivasyonda aktivitelerin faydası ön planda iken, içsel motivasyonda aktivitelerden zevk duyma ve mutlu olmaya odaklanılır (Gömleksiz & Serhatlıoğlu, 2013). Örgüt tarafından iş performansını ve verimliliğini artırmak için verilen fırsatlar dışsal motivasyonla alakalıdır. Örneğin çalışma ortamındaki kaynakların yeterliliği, yükselme olanakları, çalışanların ücretlerinin eşit

olması, ek fırsatlar ve iş güvencesi (geçerli bir sebep olmaksızın işçinin işine son verememe) gibi faktörleri içermektedir (Aslan & Doğan, 2020). Dışsal motive edici faktörler (ücret, katılma, ödül vb.) içsel motive edici faktörlerin artmasını sağlayabilir ve her ikisi de iş görenlerin performanslarını artırabilir (Aslan & Doğan, 2020: 298). Bu bilgiler ışığında H17 ve H18 hipotezleri aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

H17: Dışsal motivasyon faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

H18: Dışsal motivasyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.

4.10. Duygusal Bağlılık (DB) ve Örgütsel Performans (OP) Bağımlı Faktörleri

Duygusal bağlılık, iş görenler için örgütte büyük bir anlam ve önem taşır. İş görenler, sadece ihtiyaçları doğrultusunda değil, kendi istekleriyle örgütte kalmaya devam ederler. Duygusal bağlılık, iş görenleri sadece örgütlerine pasif bir şekilde itaat etmelerinden öteye götürerek, onların örgütünün iyiliği için kendi fedakârlıklarını yapmaya istekli olmalarını içeren etkili bir bağı ifade eder (Bolat & Bolat, 2008: 86). Çalışanların örgütlerinin amaçlarını ve değerlerini içselleştirdikleri oranda örgütsel bağlılıktan söylenebilir. Çalışanların örgütlerine yaptıkları yatırımların sonucuna oluşan bağlılığa bazı araştırmalarda örgütsel bağlılık denmiştir. Bazı çalışmalarda örgütsel bağlılık, çalışanların örgütlerine yaptıkları yatırımlar sonucunda gelişen bir bağlılık olarak tanımlanmıştır.

Alanyazında örgütsel bağlılığın alt boyutları olan duygusal, devamlılık ve normatif bağlılıkla iş performansı aralarında yapılan bir çalışmada duygusal bağlılıkla iş performansı arasında pozitif yönlü anlamlı bir ilişki bulunmuştur (Özutku, 2008: 79). Performans, yöneticilerin çalışanlardan istediği ve çalışanların bu istek karşısında yaptığı işlerin belirli dönem sonundaki çıktısıdır. Çalışanların çalıştıkları ortamlarda sadece performanslarını yükselterek iş yerindeki konumlarını yükseltileceklerini bilmeleri, iş performanslarının artmasını sağlayarak işyerlerine daha huzurlu olmalarını ve severek çalışmalarını sağlar (Çankır, 2019).

Günümüzde bir organizasyonun başarılı olabilmesi ve rekabet ortamında yoluna devam edebilmesi, yüksek performansla çalışmasına ve performansını verimli

bir şekilde artırmasına bağlıdır. Organizasyonun performansının artırılması, gelecek faaliyet yıllarında daha başarılı olması sürecinin önemli girdilerinden biri olarak kabul edilmektedir. Çünkü günümüzde organizasyonlar performans kriterlerini sadece geçmiş durumları hakkında bilgi sahibi olmak için değil, kuruluşun geleceği ile ilgili önemli kararlar almak için de farklı boyutlarda ele almaktadırlar. Duygusal bağlılık (DB) faktörünün örgütsel performans (OP) faktörü üzerindeki etkisi H19 hipotezi ile ifade edilmektedir:

H19: Duygusal bağlılık faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine dolaysız anlamlı bir etkisi vardır.

Bu çalışmada ayrıca yukarıda tartışılan 9 bağımsız faktörün (örgütsel öğrenmeye bağlılık, paylaşılan vizyon, açık fikirlilik, bilginini elde edilmesi, bilgininin üretilmesi ve paylaşılması, bilginin depolanması, vizyon ve ilham sağlama, içsel motivasyon ve dışsal motivasyon) duygusal bağlılık faktörü üzerinden örgütsel performans faktörü üzerindeki dolaylı etkileri de test edilmektedir.

5. ARAŞTIRMANIN AMPİRİK BULGULARI

Araştırmanın bu bölümünde araştırma modeli ve hipotezleri, çalışmanın evren ve örnekleme ve veri toplama araçları ile ilgili bilgilere yer verilmiştir.

5.1. Araştırmanın Evreni, Örnekleme ve Sınırlılıkları

Araştırmanın evrenini DOKA bölgesinde yer alan devlet bankasında çalışan beyaz yakalı çalışanlar olmaktadır. Araştırmanın verileri olasılıklı olamayan örnekleme yöntemlerinden kolayda örnekleme yöntemi ile DOKA bölgesindeki 585 devlet bankası çalışanıyla yüz yüze dağıtılarak uygulanan anketler ile elde edilmiştir. Araştırmada veri analizine geçmeden önce ölçekleri tümüyle eksik doldurulan 15 anket araştırmadan çıkartılıp 570 anket ile veri analizine geçilmiştir. Çok değişkenli istatistik analiz yöntemlerinde kullanılacak örneklem hacmini belirlemede yararlanılan en önemli görüşler arasında tahmin edilen parametre sayısının 5 ile 10 katı arasında olması yer almaktadır (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 604).¹

Araştırma DOKA bölgesinde yer alan altı ilde bulunan devlet bankasında çalışan beyaz yakalı çalışanlardan olmaktadır. Ayrıca çalışmada tahmin tekniklerinden (ML, RML, ULS, DWLS ve GLS) beş tanesi seçilerek analiz edilmiştir. Uyum indekslerinden mutlak (RMSEA, RMR, SRMR, GFI), artımlı (AGFI, NNFI, IFI, RFI, CFI) ve basit (PNFI, PGFI, Normlaştırılmış Ki-kare) uyum indeksleriyle sonuçlar raporlanmıştır.

5.2. Veri Toplama Aracı

Araştırmanın veri toplama aracı 6 ana bölümden oluşan bir ankettir (Bk. Ek 2). Araştırma ölçeğinin ilk 5 bölümü farklı araştırmalardan uyarlanan Likert tipi tutum ölçeklerinden oluşmaktadır. Anketin birinci bölümünde örgütsel öğrenmeye olan bağlılık (OB) 4 madde, paylaşılan vizyon (PV) 4 madde, açık fikirlilik (AF) 4 madde olarak bulunmaktadır. Anketin ikinci bölümünde bilgi yönetimi ölçeğinin alt boyutları

¹ Serbestlik derecesi bilinen bir modelin tahmin edilen parametre sayısı $t = s - df$ yoluyla hesaplanabilir. Modeldeki madde sayısı p ile gösterilirse tahmin edilebilecek maksimum parametre sayısı $s = [p * (p + 1)]/2$ 'dir. Böylece modelin serbestlik derecesi 1025 ve modeldeki toplam madde sayısı $k=48$ olduğundan $t = [[48 * (48 + 1)]/2] - 1025 = 151$ 'tür. Buna ölçüte göre araştırmada ulaşılması gereken asgari örneklem hacmi $5*151=755$ değildir.

olan bilginin elde edilmesi (*BE*) 6 madde, bilginin üretilmesi ve bilginin paylaşılması (*BUP*) 12 madde, bilginin depolanması (*BD*) 7 madde olarak yer almaktadır. Anketin üçüncü bölümü motivasyon araçlarından oluşmaktadır. Dönüşümsel liderlik ölçeğinin alt boyutu olan vizyon-ilham sağlama (*VIS*) 8 madde, içsel motivasyon ölçeği (*IM*) 9 madde ve dışsal motivasyon (*DM*) ölçeği ise 15 maddeden oluşmaktadır. Anketin dördüncü bölümü duygusal bağlılık ölçeği (*DB*) 8 maddeden ve son bölümde örgütsel performans ölçeği (*OP*) 8 ifadeden oluşmaktadır. Anketin altıncı bölümünde katılımcıların demografik özellikleri ile ilgili 10 nitel değişken (D01-D10) yer almaktadır (Bk. Ek 2). Çalışmada kullanılan orijinal ölçekler bir önceki bölümde tartışılan kavramsal modele dayanmaktadır (Bk. Şekil 7 ve Ek 2).

5.3. Verilerin Analizi

Araştırmada elde edilen veriler IBM SPSS Statistics 23 ile LISREL 8.8 programları kullanılarak analiz edilmiştir. Anket ölçeğinin son bölümünde yer alan 10 adet demografik ifadelerle oransal frekans analizi ve Likert ölçekli ifadelerin tanımsal istatistikleri (aritmetik ortalamaları, standart sapmaları, eğiklik ve basıklık ölçüleri ile tek ve çok değişkenli normal dağılım testleri) uygun istatistik yöntemlerle analiz edilmiştir. Araştırma modeli üzerindeki iç ve bağımlı ilişkileri orijinal ölçekler (85 madde) yerine kısaltılmış ölçekler (48 madde) kullanılarak test edilebildiği için ölçeklerin kavramsal anlamlılığını sağlamak amacıyla verilere öncelikle Keşfedici Faktör Analizi (KFA) uygulanmıştır. Daha sonra kavramsal anlamlılığı sağlanan faktör yapısını doğrulamak amacıyla Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) gerçekleştirilmiştir. Son olarak kısaltılmış tutum ölçeklerine Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) uygulanarak araştırma hipotezleri test edilmiştir.

5.4. Araştırmanın Ampirik Bulguları

Bu bölümde DOKA bölgesinde yer alan devlet bankası çalışanlarından kolayda örnekleme yöntemi ile anket yapılarak toplanan verilerin analizleri yapıp, çıktıları yorumlanmıştır. Analizde demografik yapıyı belirlemek amacıyla frekans analizi sonuçları ve tanımsal istatistikler bulunmuştur. Daha sonra araştırmada kullanılan ölçeğe boyut indirmek (dimension reduction) veya çok sayıdaki değişken setinin arkasındaki kavramsal olarak anlamlı yapıları ortaya çıkarmak amacıyla keşfedici

faktör analizi yapılmıştır. Keşfedici faktör analizinden sonra indirgenmiş ölçeğe doğrulayıcı faktör analizi yapılarak ölçek yapısının birleşim ve ayrışım geçerliliği (Ortalama Açıklanan Varyans (OAV), Maksimum Paylaşılan Varyans (MPV) ve Ortalama Paylaşılan Varyans (OPV)) değerleri hesaplanmıştır. DFA'sı yapılan kuramsal modelin YEM analizi ile 19 araştırma hipotezi test edilmiştir. Beş farklı tahmin tekniği (ML, RML, ULS, DWLS ve GLS) ile elde edilen araştırma sonuçları ve uyum indeksleri karşılaştırmalı bir yaklaşımla yorumlanmıştır.

5.4.1. Frekans Analizinin Sonuçları

Araştırma anketinin son bölümünde yer alan (D01-D10) demografik özellikleri ile ilgili ifadelerin oransal frekans analizi sonuçları Tablo 4'de gösterilmiştir.

Tablo 4. Demografik değişkenlerin oransal frekans analiz sonuçları

Simge	Değişkenin Açıklaması	Değişkenin Şıklarına Ait Oransal Frekanslar			Eksik Veri
D01	Cinsiyetiniz?	Kadın=%47,5	Erkek=%52,5		0
D02	Yaş sınıfınız?	15-30=%14,2	30-50=%84	51 ve üzeri=%1,1	4
D03	Medeni durumunuz?	Evli=72,6	Bekâr=%25,3	Dul=%0,2	5
		Boşanmış=%0,7	Ayrı Yaşıyor=%0,4		
D04	Çalıştığınız bölüm?	Pazarlama=%41,4	Operasyon=%43,3	Her ikisi=%13,5	10
D05	Çalıştığınız alan?	Bireysel=%34,9	Kobi-Ticari=%21,2	Her ikisi=%32,6	64
D06	Eğitim düzeyiniz?	Lise=%6,1	Ön lisans=%5,4	Lisans=% 78,1	0
		Yüksek Lisans=% 10,4			
D07	Bankadaki pozisyonunuz?	Şube Müdürü=%1,9	Yönetici/Yön. Yrd.= %40,7	Uzman/Uz. Yrd.=11,4	14
		Servis Görevlisi=%14,6	Banko Görevlisi=%14,6	Diğer=%14,4	
D08	Aylık kişisel geliriniz?	2325-3000=%7,7	3001-4000=%21,1	4001-5000=%26,8	0
		5001-6000=%18,1	6001 ve üzeri=%26,3		
D09	Bankadaki hizmet süreniz?	1 Yıldan Az=%3,9	1-3 Yıl=% 11,6	4-6 Yıl =% 22,1	0
		7-9 Y =% 21,9	10 Yıl ve Üzeri=%40,5		
D10	Başka bankada çalıştınız mı?	Hayır=%84,7	1 Yıldan Az=%2,1	1-5 Yıl=%8,1	0
		6-10 Yıl=%3,2	10 Yıl ve Üzeri=%1,9		

Tablo 4 incelendiğinde yanıtlayıcıların %47,5'i erkek, %52,5'i kadın olmak üzere dengeli bir dağılım göstermiştir. Katılımcıların yaş dağılımlar incelendiğinde %14,2'si 15-30, %84'ü 30-50 yaş aralığında yer almaktadır. Çalışmaya katılanların ağırlıklı olarak orta yaş grubunda (30-50) yer aldığı söylenebilir. Katılımcıların %72,6'sı evli iken %25,3'ü bekâr, %0,7'si boşanmış, %0,2'si dul ve %0,4'ü ayrı yaşamaktadır. Banka çalışanlarının %41,4'ü pazarlama, %43,3'ü operasyon ve

%13,5'i ise her iki bölümde çalıştığı görülmektedir. Çalışanların %34,9'u bireysel, %21,2'si kobi-ticari ve %32,6'si her iki alanda çalıştığını ifade etmiştir. Araştırmaya katılanların eğitim düzeyleri incelendiğinde %6,1'i lise, %5,4'ü önlisans, %78,1'i lisans ve %10,4'ü yüksek lisans mezunu olduğu anlaşılmaktadır.

Bu sonuçlar banka çalışanlarının ağırlıklı olarak lisans mezunlarından oluştuğunu göstermektedir. Çalışmada çalışanların pozisyonları incelendiğinde %1,9'u şube müdürü, %11,4'ü uzman ya da uzman yardımcısı, %14,6'sı servis görevlisi, %14,6'sı banko görevlisi, %14,4'ü diğer ve %40,7'si yönetici ya da yönetici yardımcısı pozisyonunda çalışmaktadır. Tablo 4 incelendiğinde banka çalışanlarının hizmet sürelerinin 4 yıl ve üzeri olanların oranının %84,5 olması örneklemin tecrübeli çalışanlardan oluştuğunu göstermektedir. Ayrıca çalışanların %84,7'sinin başka bir kurumda çalışmamış olması çalışanların kurumlarına bağlılık düzeylerinin yüksek olduğunun bir göstergesi olarak yorumlanabilir (Bk. Tablo 4).

5.4.2. Tanımsal İstatistik Ölçüleri ve Normal Dağılımın Değerlendirilmesi

Çalışmada ulaşılan örneklem hacmi, katılımcılar tarafından doldurulan 585 anketten çeşitli edilmiştir. Daha sonra tutum ölçeklerinde yer alan 5'li Likert ölçekli değişkenlerin tanımsal nedenlerle uygun bulunmayan 15 anket veri setinden çıkarıldıktan sonra, 570 olarak gerçekleşmiştir. 570 anket içindeki çok az sayıdaki eksik veri tamsayıya yuvarlatılmış ortalama yöntemiyle tahmin istatistik ölçüleri (aritmetik ortalama, standart sapma, tek ve çok değişkenli eğiklik ve basıklık değerleri vs.) hesaplanarak Ek 1'de rapor edilmiştir.

Ek 1 incelendiğinde ölçekteki madde ortalamalarının 3,323 (*DB7*) ile 4,179 (*IM3*); standart sapmalarının ise 0,793 (*AF1*) ile 1,218 (*DB7*) aralığında değiştiği görülmektedir.

Tek veya çok değişkenli tüm parametrik teknikler tek veya çok değişkenli normal dağılım varsayımında bulunmaktadır. Normal dağılımın en önemli parametreleri tek ve çok değişkenli eğiklik ve basıklık katsayılarıdır. Yapılan benzetim çalışmaları tek ve çok değişkenli anlamlılık testleri eğiklikten çok basıklıktan kaynaklanan sapmalardan daha çok etkilendiğini göstermiştir (Albayrak, 2009: 57-62). YEM analizinde kullanılacak uygun tahmin tekniğine karar vermek için verilerin normal dağılıma uyumunun araştırılması gerekmektedir.

Tablo 5. Araştırmada kullanılan ölçek maddelerinin simgeleri ve açıklamaları

Simge	Madde Açıklaması
OB1	Bankamızın rekabet avantajı sağlamasında öğrenme temel faktör olarak görülmektedir.
OB2	Bankamızın gelişiminde öğrenme kilit faktör olarak görülmektedir.
OB3	Bankamızda çalışanların eğitimi için yapılan harcamalar gider olarak değil yatırım olarak görülmektedir.
OB4	Bankamızda öğrenme, firmamızın devamlılığını garanti eden temel araç olarak görülmektedir.
PV1	Bankamızın vizyon ve değerleri tüm çalışanlar tarafından benimsenmiştir.
PV2	Bankamızın tüm çalışanları bankanın amaçlarına ulaşabilmesi için çaba göstermektedir.
PV3	Bankamızın tüm çalışanları kendilerini bankanın geleceğini belirlemede katılımcı olarak görmektedirler.
AF1	Müşterilerin beklentileri ile ilgili öngörülerimizi karar ve eylemlerimize yansıtırız.
AF2	Banka çalışanları olarak kendi karar ve eylemlerimizi sürekli sorgularız.
AF3	Bankamız çalışanları, piyasayı ve piyasa şartlarını sürekli sorgular.
AF4	Banka çalışanları olarak müşteriler ve pazar ile ilgili bilgileri sürekli sorgularız.
BE1	Bankamız sık sık banka dışından yeni bilgi arayışı içerisindeyiz.
BE2	Çalışanlarımız düzenli olarak dış kaynaklardan yeni bilgiler elde etmektedir.
BE3	Bankamız düzenli olarak üniversiteler, istatistik kurumları vb. araştırma kurumlarından bilgi elde etmektedir.
BE4	Bankamız düzenli olarak sektörel topluluklar, rakipler, müşteriler ve tedarikçilerden gibi diğer sanayi kaynaklarından bilgi elde etmektedir.
BU1	Bankamız sık sık ürün ve hizmetlerimiz ile ilgili yeni fikirler ileri sürmektedir.
BU2	Bankamız sık sık çalışma yöntemlerimiz ve iş süreçlerimiz ile ilgili yeni fikirler ileri sürmektedir.
BU3	Mevcut bir yöntem etkinliğini kaybetmişse, bankamız yeni bir yöntem geliştirir.
BU4	Bankamız farklı birimlerin iş birliği ile yeni fikirler ve yenilikler geliştirmektedir.
BP1	Bankamızda bilgi, ilgili birimler içerisinde aktif bir şekilde paylaşılmaktadır.
BP2	Bankamızda daha önce geliştirilen çözümlere ve oluşturulmuş dokümanlara kolaylıkla erişilebilmektedir.
BD1	Bankamız birçok bilgiyi belgeler, veri tabanları ve patentlerinde bulundurmaktadır.
BD2	Bankamız birçok kullanışlı patent ve lisansa sahiptir.
BD3	Bankamızda pratikte öğrenilenleri, yazarak belgelendiririz.
BD4	Bankamızda kazanılan en önemli deneyimlerin belgelendiğinden mutlaka emin oluruz.
VIS1	Yöneticimiz bankanın gelecekteki durumuna ilişkin net bir fikre sahiptir.
VIS2	Yöneticimiz çalışanlara sözlerinden çok davranışlarıyla örnek olur.
VIS3	Yöneticimiz örgüt amaçlarının oluşturulmasında çalışanların katılımını sağlar.
VIS4	Yöneticimiz benim duygularımı dikkate alarak davranır.
VIS5	Yöneticimiz bizi rutin sorunları yeni bir bakış açısı ile çözmeye teşvik eder.
VIS6	Yöneticimiz bankanın gelecekteki durumunu çalışanlara anlatmaya çalışır.
VIS7	Yöneticimiz benim için izlenecek ve örnek alınacak bir liderdir.
IM1	Çalışma arkadaşlarım çalışmalarımın dolaylı beni takdir ederler.
IM2	Yaptığım işin yapılmaya değer bir iş olduğuna inanıyorum.
IM3	İşimi tam anlamıyla yapabilecek yetkiye sahip olduğuma inanıyorum.
DM1	Yöneticilerimiz izin isteğimi olumlu karşılar ve reddetmez.
DM2	Çalışma ortamımda fiziksel şartlar çalışmamıza uygundur.
DM3	Yöneticilerim ile ilişkilerim iyidir.
DB1	Kariyerimin kalan kısmını bu bankada geçirmekten mutlu olurum.
DB2	Duygusal olarak kendimi bu bankaya ait hissediyorum.
DB3	Bu bankaya karşı güçlü bir bağlılık hissediyorum.
DB4	Bu bankada kendimi “ailenin bir parçası” gibi hissediyorum.
DB5	Bu bankanın benim için kişisel anlamı büyüktür.
DB6	Bu bankadan söz etmekten çok hoşlanıyorum.
DB7	Bu bankadan başka bir kuruma bağlanabileceğimi sanmıyorum
OP1	Bankanın hizmet kalitesi.
OP2	Bankanın müşterileri tatmin etme düzeyi.
OP3	Bankanın müşterileri mutlu etme düzeyi.

KFA, DFA ve YEM analizlerinde yaygın olarak kullanılan Maksimum Olabilirlik (ML) tahmin tekniğinin kullanılabilmesi için çok değişkenli normallik dağılım varsayımı altında mümkündür. YEM 'de kullanılan değişkenlerin tek ve çok değişkenli eğiklik ve basıklık istatistikleri Ek 1'de verilmiştir. Tablo 5'te çalışmada kullanılan ölçek maddeleri ve simgeleri verilmiştir.

Ek 1 incelendiğinde tüm değişkenlerin sola eğik olduğu, yani değişkenlerin birim değerlerinin daha çok büyük değerlerde toplandığı anlaşılmaktadır. Bir diğer anlatımla standartlaştırılmamış eğiklik katsayılarının -1,253 (DM2) katsayılarının-0,387 (BE3); standartlaştırılmış eğiklik katsayıların ise -9,825 (DM2) ile -3,686 (BE3) aralığında değiştiği ve tüm bu katsayıların %5 anlamlılık düzeyinde sıfırdan (simetriden) farklı olduğu anlaşılmaktadır. Basıklık değerleri değişkenlerin birim değerlerinin aritmetik ortalama üzerindeki yığılma düzeylerinin sivri, normal veya basık olup olmadığının bir ölçüsüdür. Çalışmada Ek 1 incelendiğinde standartlaştırılmamış basıklık değerlerinin-0,910 (DB7) ile 1,803 (DM2); standartlaştırılmış basıklık istatistiklerinin ise -8,706 (DB7) ile 5,111 (DM2) aralığında değiştiği görülmektedir. İstatistik açıdan %5 anlamlılık düzeyinde bu katsayıların tamamı normallikten anlamlı bir sapmayı göstermektedir. Normal dağılım varsayımından ciddi düzeyde anlamlı bir sapma (mutlak eğiklik>2, mutlak basıklık>7) söz konusu olduğunda değişkenlerin normalleştirme dönüşümlerinin yapılması veya uygun olan alternatif tahmin tekniklerinin kullanılması önerilmektedir (Fabrigar, Wegener, MacCallum, & Strahan, 1999: 283). YEM analizlerinde standartlaştırılmış çoklu basıklık katsayısının 10'dan küçük olması (Kline, 2016) gerektiği, ancak deneyimlerin çoklu basıklık değerinin 20'ye kadar genellikle önemli bir sorun teşkil etmediğine işaret edilmektedir (Gürbüz, 2021: 34). Ek 1'te standartlaştırılmış çoklu basıklık değerinin 32,474 olduğu görülmektedir. Bu ve diğer sonuçlar veri setinin tek ve çok değişkenli normal dağılımdan sapmanın önemli olduğunu ve bu nedenle YEM analizlerinde varsayımlardan sapmalara karşı daha güçlü olan Robust Maksimum Olabilirlik tahmin tekniği kullanılmıştır.

5.4.3. Keşfedici Faktör Analizinin Sonuçları

Keşfedici faktör analizinin amacı boyut indirgemek (dimension reduction) veya çok sayıdaki değişken setinin arkasındaki kavramsal olarak anlamlı yapıları ortaya çıkarmaktır (Albayrak, 2009: 108-109). Boyut indirgemedede amaç, keşfedici faktör analizi (KFA) ile veri setinin boyutlarını küçülterek daha kolay yorumlanabilir hale getirmektir (Yaşlıoğlu, 2017). Alinyazında ileri sürülen kavramsal bir modeli doğrulamak amacıyla yapılan faktör analizine ise doğrulayıcı faktör analizi (DFA) adı verilmektedir. Bir başka anlatımla KFA bir teori geliştirme tekniği iken, DFA bir teori sınama tekniğidir. Araştırma modeli üzerindeki iç ve bağımlı ilişkileri orijinal ölçekler (85 madde) yerine kısaltılmış ölçekler (48 madde) kullanılarak test edilebildiği için ölçeklerin kavramsal anlamlılığını sağlamak amacıyla verilere öncelikle keşfedici faktör analizi uygulanmıştır.

Keşfedici faktör analizi uygulanırken türetilen faktör üzerinde en az 3, en fazla 7 madde bulundurulma stratejisi benimsenmiştir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 598). Bu strateji kapsamında türetilen faktörler YEM analizlerinde kullanılacağı için faktör türetme modellerinden Temel Bileşenler Analizi ve kavramsal anlamlılığı sağlamak için eğik rotasyon yöntemlerinden Promax ($Kappa=4$) yöntemi kullanılmıştır. Keşfedici faktör analizinin sonuçları Tablo 6'da verilmiştir. Keşfedici Faktör Analizi ile 48 boyutlu değişken uzayı kavramsal anlamlılığa sahip 11 boyutlu faktör uzayına indirgenmiştir (Bk. Tablo 6).

Tablo 6 incelendiğinde birbirine bağımlı olarak türetilen 11 faktör kavramsal anlamlılığa sahiptir. Tablo 6'da yer alan maddelerin ilgili faktörle olan korelasyon katsayılarının 0,523 ile 0,914 arasında değiştiği ve 11 boyutlu faktör uzayının maddelerin varyanslarının 0,546 ile 0,872 arasında değişen oranlarda açıklayabildiği anlaşılmaktadır. Ayrıca 0,942 KMO indeks değerinin analizde kullanılan 48 maddenin genel olarak faktör analizine uygunluğunun mükemmel düzeyde olduğunu göstermektedir (Bk. Tablo 6).

Tablo 6. Promax eğik rotasyon yöntemiyle dönüştürülmüş faktör örüntü matrisi ve avo istatistikleri

<i>Simge</i>	<i>DB</i>	<i>VIS</i>	<i>BUP</i>	<i>OB</i>	<i>BE</i>	<i>AF</i>	<i>BD</i>	<i>OP</i>	<i>PV</i>	<i>DM</i>	<i>IM</i>	<i>AVO</i>
<i>DB2</i>	0,890											0,819
<i>DB5</i>	0,887											0,826
<i>DB3</i>	0,850											0,821
<i>DB6</i>	0,841											0,793
<i>DB4</i>	0,834											0,825
<i>DB1</i>	0,753											0,717
<i>DB7</i>	0,727											0,546
<i>VIS2</i>		0,899										0,821
<i>VIS7</i>		0,878										0,844
<i>VIS1</i>		0,829										0,795
<i>VIS6</i>		0,805										0,769
<i>VIS3</i>		0,780										0,775
<i>VIS5</i>		0,698										0,739
<i>VIS4</i>		0,690										0,721
<i>BUP2</i>			0,879									0,796
<i>BUP3</i>			0,774									0,756
<i>BUP1</i>			0,769									0,742
<i>BUP4</i>			0,719									0,751
<i>BUP5</i>			0,659									0,730
<i>BUP6</i>			0,614									0,606
<i>OB2</i>				0,853								0,770
<i>OB1</i>				0,846								0,809
<i>OB4</i>				0,752								0,716
<i>OB3</i>				0,665								0,722
<i>BE3</i>					0,739							0,700
<i>BE1</i>					0,726							0,674
<i>BE4</i>					0,700							0,723
<i>BE2</i>					0,668							0,716
<i>AF4</i>						0,808						0,768
<i>AF2</i>						0,783						0,676
<i>AF3</i>						0,690						0,758
<i>AF1</i>						0,635						0,676
<i>BD3</i>							0,879					0,725
<i>BD4</i>							0,702					0,765
<i>BD1</i>							0,670					0,740
<i>BD2</i>							0,663					0,666
<i>OP2</i>								0,910				0,872
<i>OP3</i>								0,885				0,838
<i>OP1</i>								0,666				0,761
<i>PV2</i>									0,914			0,845
<i>PV3</i>									0,778			0,827
<i>PV1</i>									0,637			0,765
<i>DM1</i>										0,813		0,723
<i>DM3</i>										0,568		0,654
<i>DM2</i>										0,551		0,607
<i>IM3</i>											0,802	0,718
<i>IM1</i>											0,797	0,740
<i>IM2</i>											0,523	0,673

5.4.4. Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Ölçüm Modelinin Uyum İyiliğinin Değerlendirilmesi

Daha sonra kavramsal anlamlılığı sağlanan faktör yapısını doğrulamak amacıyla doğrulayıcı faktör analizi (DFA) gerçekleştirilmiştir. Toplam 11 faktörden ve 48 maddeden oluşan modelin birinci düzey faktör yapısı LISREL 8.8 sürümü kullanılarak doğrulayıcı faktör analizi (DFA) ile test edilmiştir. Bu araştırmada literatürde var olan 5 tahmin tekniği kullanılmıştır. YEM sonuçları uyum indeksleri bağlamında diğer 4 tahmin tekniğinden daha başarılı olan Robust Maksimum Olabilirlik (RML) tahmin tekniği bu bölümde detaylı anlatılmıştır. Diğer tahmin teknikleri (Maksimum Olabilirlik, Ağırlıksız En küçük Kareler, Robust ağırlıklı en küçük kareler ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler) sonuçlarda ve (EK 3-EK 10) bölümünde verilmiştir. Araştırma verileri çoklu normal dağılımdan önemli sapmalar gösterdiği için tahmin teknikleri arasından Robust Maksimum Olabilirlik (RML) tahmin tekniği kullanılmıştır. YEM analizlerinde test edilen modelin toplanan verilerle uyum iyiliğinin değerlendirilmesi gerekmektedir. Farklı sınıflandırma yaklaşımlar olmakla birlikte uyum iyiliği indeksleri mutlak (absolute), artımlı (incremental)² ve basit (parsimony) uyum indeksleri olmak üzere 3 grup altında sınıflandırılabilir (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 658). Mutlak uyum indeksleri genel olarak modelin (ölçüm ve yapısal modeli birlikte) verilerle olan uyumunu test eder. Artımlı uyum indeksleri, önerilen modeli araştırmacı tarafından tanımlanan modelle karşılaştırmaktadır. Basit uyum indeksleri ise, farklı sayıda tahmin edilen katsayılarla sahip modeller arasında bir karşılaştırma sağlamak için uyum ölçümlerini ayarlar; amaç, her bir tahmin edilen katsayı tarafından elde edilen uyum miktarını belirlemektir. Günümüzde araştırmacılar arasında hangi uyum iyiliği indeks değerlerinin rapor edilmesi gerektiği hususunda bir görüş birliği bulunmamaktadır (Hu ve Bentler, 1999: 1-55).

Söz konusu uyum indekslerinden her birinin güçlü ve zayıf yönlerinin bulunması nedeniyle test edilen modelin doğrulanıp doğrulanmadığına karar verirken üç grup altında yer alan en önemli indekslerden en az birisiyle kontrol edilmesi gerektiği araştırmacılar arasında yaygın kabul edilen görüştür. Bilindiği gibi uyum

² Alanyazında artımlı (incremental) uyum indeksleri kavramı yerine karşılaştırmalı (comparative) ve göreceli (relative) uyum iyiliği indeksleri de kullanılmaktadır.

iyiliği indeks değerleri örneklem hacmine, analizdeki değişken (madde) sayısına, verilerin normal dağılıma uyup uymamasına duyarlı olduğundan YEM analizlerinde her zaman birden çok uyum iyiliği indeks değeri rapor edilmektedir.

Tablo 7. Uyum iyiliği indeksleri ve eşik değerleri ile model uyum iyiliği değerleri

Uyum iyiliği İndeksinin Adı	Türü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Model
RMSEA	Mutlak	RMSEA<0,05	RMSEA<0,08	0,077
RMSEA için %90 Güven Aralığı	Mutlak	0< RMSEA<0,05	0,05< RMSEA<0,08	0,074- 0,079
SRMSR	Mutlak	0<SRMSR<0,05	0,05<SRMSR<0,08	0,061
NNFI	Artımlı	NNFI>0,95	NNFI>0,90	0,96
NFI	Artımlı	NFI>0,95	NFI>0,90	0,95
IFI	Artımlı	IFI>0,95	IFI>0,90	0,96
RFI	Artımlı	RFI>0,95	RFI>0,90	0,95
CFI	Artımlı	CFI>0,95	CFI>0,90	0,96
Normlaştırılmış Ki-Kare	Basit	1<Ki-Kare/df<3	1<Ki-Kare/df<5	4,34
PNFI	Basit	Eşik Değer Yok	Eşik Değer Yok	0,87

SRMSR: Standardized Root Mean Square Residual (Standartlaştırılmış Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü), **GFI:** Goodness of Fit Index (Uyum İyiliği İndeksi), **AGFI:** Adjusted Goodness of Fit Index (Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi), **RMSEA:** Root Mean Square Error of Approximation (Düzeltilmiş Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü), **CFI:** Comparative Fit Index (Karşılaştırmalı Uyum İndeksi), **NNFI:** Non-Normed Fit Index (Normlaştırılmamış Uyum İndeksi), **NFI:** Normed Fit Index (Normlaştırılmış Uyum İndeksi), **IFI:** Incremental Fit Index (Artımlı Uyum İndeksi), **RFI:** Relative Fit Index (Görelî Uyum İndeksi), **PNFI:** Parsimony Normed Fit Index (Basit Normlaştırılmış Uyum İndeksi).

Kaynak: (Şimşek Kandemir, 2019: 34; Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998: 658).

SRMR ve RMSEA uyum iyiliği indeks değerlerinin küçük örneklem hacimlerinde ($n<250$) yanlış olduğunu (büyük değerler ürettiğini) ortaya koymuştur. Ki-kare ve mutlak uyum iyiliği indeks değerleri normal dağılım varsayımında sapmalara (özellikle yüksek basıklığa) karşı oldukça duyarlıdır. Diğer taraftan artımlı (karşılaştırmalı, göreceli) uyum iyiliği indeks değerleri normal dağılımdan sapmalara karşı oldukça güçlüdür. En önemli indekslere ait kaba eşik değerler ile modelin uyum iyiliği indeks değerleri ve Tablo 7’de verilmiştir. Tablo 7 incelendiğinde modelin DFA sonuçları alanyazında kabul edilen kaba uyum iyiliği eşik değerlerinin oldukça üstünde değerlere ulaşılmıştır.

Diğer taraftan örneklem büyüklüğünü ve modeldeki bağımlı ve bağımsız faktörler üzerindeki toplam madde (gözlenen değişken) sayısını dikkate alarak model uyumunu Tablo 7’de verilen kaba eşik değerleri yerine çeşitli senaryolara göre daha esnek bir yaklaşımla değerlendirilebilen ölçütler ile modelin uyum iyiliği değerleri Tablo 8’de yer almaktadır.

Tablo 8 incelendiğinde araştırmanın örneklem hacmi 570 ($n>250$) ve modeldeki toplam değişken sayısı 48 ($m\geq 30$) olduğundan Tablo 7’de gölgelendirilmiş sütundaki kritik değerler ile model istatistikleri karşılaştırılmalıdır.

Tablo 8. Modelin ve çeşitli senaryolara göre kabul edilebilir uyum iyiliği eşik değerleri

Uyum İndeksi	$n\leq 250$			$n>250$			Model
	$m\leq 12$	$12<m<30$	$m\geq 30$	$m\leq 12$	$12<m<30$	$m\geq 30$	
Ki-Kare	Anlamsız p -değeri beklenir.	İyi-uyum ile anlamlı p -değeri beklenir.	Anlamlı p -değeri beklenir.	İyi-uyum ile anlamlı p -değeri beklenir.	Anlamlı p -değeri beklenir.	Anlamlı p -değeri beklenir.	4,33*
CFI	$CFI\geq 0,97$	$CFI\geq 0,95$	$CFI\geq 0,92$	$CFI\geq 0,95$	$CFI>0,92$	$CFI>0,90$	0,96
NNFI	Model Tanımlamayı iyi teşhis edemez,	$NNFI\geq 0,95$	$NNFI>0,92$	$NNFI\geq 0,95$	$NNFI>0,92$	$NNFI>0,90$	0,96
SRMR	Yukarı yanı, Başka indeks kullan.	$SRMR\leq 0,08$ ve $CFI> 0,95$	$SRMR<0,09$ ve $CFI>0,92$	Yukarı yanı, başka indeks kullan,	$SRMR\leq 0,08$ ve $CFI> 0,95$	$SRMR\leq 0,08$ ve $CFI>0,92$	0,061
RMSEA	$RMSEA<0,08$ ve $CFI\geq 0,97$	$RMSEA<0,08$ ve $CFI\geq 0,95$	$RMSEA<0,08$ ve $CFI\geq 0,92$	$RMSEA<0,07$ ve $CFI\geq 0,97$	$RMSEA<0,07$ ve $CFI\geq 0,92$	$RMSEA<0,08$ ve $CFI\geq 0,90$	0,077

Not: Tabloda n , modelin örneklem hacmini ve m modelde nihai olarak kullanılan bağımlı ve bağımsız faktörler üzerindeki toplam gözlenen madde (değişken) sayısını göstermektedir. * Modelin Normlaştırılmış Ki-Kare istatistiğidir.

Kaynak: (Albayrak, 2019a: 540); (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010: 584).

Modelin uyum iyiliği istatistiklerinin gölgelendirilmiş sütunda yer alan eşik değerlerin üstünde değerler elde edildiği açıkça görülmektedir (Bk. Tablo 8). Bu sonuçlar geliştirilen modelin verilerle uyumunun yeterli düzeyde olduğunun bir kanıtıdır.

5.4.5. Ölçüm Modelinin Birleşim ve Ayrışım Geçerliliğinin Değerlendirilmesi³

Ölçüm modelinin birleşim geçerliliği (convergent validity), aynı kavramsal yapıyı (faktörü) tanımlayan maddelerin aralarında göreceli olarak düşük ($r>0.50$) bir

³ Bu bölüm önemli oranda Albayrak ve Baydemir (2022) çalışmasından yararlanılarak yazılmıştır.

ilişkiye sahip olmasını; ayırışım geçerliliği (discriminant validity) ise, farklı kavramsal yapılar arasındaki ilişkilerin göreceli olarak düşük olmasını ifade eder. Ölçüm modelinin KFA ve DFA ile doğrulanmış olması modeldeki faktörlerin bir anlamda birleşim ve ayırışım geçerliliğine sahip olduğu anlamına da gelmektedir. Ancak son zamanlarda yapılan YEM analizlerinde ilave kanıtlara da yer verilmektedir (Albayrak & Baydemir, 2022: 513).

Bu amaçla hesaplanan ortalama açıklanan varyans (OAV) ile yapı güvenilirliği (YG) değerlerinin, yapı güvenilirliği hakkında önemli bilgiler vermektedir. OAV, örtük bir faktörü tanımlayan maddeler arasındaki benzeşim geçerliliğinin ortalama bir ölçüsüdür. Faktör üzerindeki değişkenlerin standartlaştırılmış yol katsayılarının kareleri toplamının aritmetik ortalaması alınarak hesaplanmaktadır.

Hesaplanan OAV değerinin 0,50'den büyük olması faktörün yeterli birleşim geçerliliğine sahip olduğunu gösterir. Bu çalışmada $IM=0,45$ zayıf tanımlı faktör dışında diğer tüm faktörler bu koşulu sağlamaktadır. Diğer taraftan YG, bir faktör üzerindeki değişkenlerin standartlaştırılmış faktör yükleri ile hata varyanslarını dikkate alan ve faktörün yapı güvenilirliği birleşim geçerliliği konusunda bilgi veren bir ölçüdür.⁴ Ölçüm modellerinde YG'nin geleneksel Cronbach alfa katsayısından daha iyi bir alternatif ölçü olduğu kabul edilmektedir.

⁴ $YG = \frac{(\text{Faktör Yüklerinin Toplamı})^2}{[(\text{Faktör Yüklerinin Toplamı})^2 + (\text{Hata Varyanslarının Toplamı})]}$ yoluyla hesaplanmıştır.

Tablo 9. Faktörler arası korelasyon matrisi (eta ve ksq)) ile oav, yg, cronbach alfa, mpv ve opv değeri⁵

Simge	OAV	YG	ALFA	MPV	OPV	DB	OP	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM
DB	0,68	0,95	0,92	0,44	0,29	(0,82)										
OP	0,73	0,90	0,87	0,31	0,23	0,49	(0,85)									
OB	0,65	0,88	0,88	0,40	0,27	0,46	0,35	(0,81)								
PV	0,68	0,86	0,86	0,44	0,27	0,55	0,32	0,56	(0,83)							
AF	0,58	0,85	0,84	0,45	0,34	0,52	0,46	0,60	0,56	(0,76)						
BE	0,58	0,85	0,84	0,50	0,32	0,46	0,48	0,55	0,51	0,61	(0,76)					
BUP	0,62	0,91	0,90	0,53	0,42	0,60	0,56	0,63	0,66	0,67	0,71	(0,79)				
BD	0,52	0,81	0,81	0,53	0,33	0,50	0,46	0,51	0,47	0,54	0,70	0,73	(0,72)			
VIS	0,71	0,94	0,93	0,48	0,34	0,52	0,52	0,58	0,61	0,51	0,54	0,69	0,55	(0,84)		
IM	0,45	0,70	0,68	0,50	0,31	0,62	0,55	0,38	0,37	0,64	0,46	0,58	0,59	0,56	(0,67)	
DM	0,52	0,76	0,81	0,50	0,36	0,66	0,49	0,48	0,49	0,64	0,55	0,62	0,60	0,69	0,71	(0,72)

Not: Tabloda köşegen üzerinde parantez içindeki değerler, OAV değerlerinin karekökü alınarak hesaplanmıştır.

⁵ MPV: Maksimum Paylaşılan Varyans (Maximum Shared Variance), OPV: Ortalama Paylaşılan Varyans (Average Shared Variance) ifade etmektedir. Faktörlerin birleşim geçerliliğine (convergent validity) sahip olabilmesi için $OAV \geq 0,50$, $YG \geq 0,70$ ve $YG \geq OAV$ olmalıdır. Faktörlerin ayrışım geçerliliğine (discriminant validity) sahip olabilmesi için ise $MPV < OAV$, $OPV < OAV$ ve $\sqrt{OAV}$ değerlerinin faktörler arası korelasyon katsayılarından büyük olması gerekmektedir.

Tablo 10. Modelin bağımlı y ve bağımsız x değişkenleri için standartlaştırılmamış faktör yükleri ve test istatistikleri (lambda-x ve lambda-y)

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP
OB1	1,00										
OB2	0,89 (29,5)										
OB3	0,86 (23,1)										
OB4	0,87 (28,5)										
PV1		1,00									
PV2		0,93 (19,9)									
PV3		1,00 (20,2)									
AF1			1,00								
AF2			1,22 (09,5)								
AF3			1,47 (15,3)								
AF4			1,44 (16,4)								
BE1				1,00							
BE2				0,91 (19,8)							
BE3				1,00 (16,9)							
BE4				1,00 (18,1)							
BUP1					1,00						
BUP2					1,16 (24,4)						
BUP3					1,12 (22,9)						
BUP4					1,08 (19,5)						
BUP5					1,06 (20,2)						
BUP6					0,90 (17,0)						
BD2						1,00					
BD1						1,01 (17,6)					
BD3						0,99 (16,6)					
BD4						0,97 (14,4)					
VIS1							1,00				
VIS2							1,05 (29,8)				
VIS3							1,04 (23,0)				
VIS4							0,98 (20,8)				
VIS5							0,95 (22,9)				
VIS6							0,97 (25,2)				
VIS7							1,13 (26,5)				
IM1								1,00			
IM2								0,96 (10,2)			
IM3								0,90 (11,7)			
DM1									1,00		
DM2									0,86 (13,5)		
DM3									0,83 (13,3)		
DB1										1,00	
DB2										1,14 (22,2)	
DB3										1,11 (18,0)	
DB4										1,19 (18,3)	
DB5										1,21 (19,0)	
DB6										1,14 (23,2)	
DB7										0,95 (14,3)	
OP1											1,00
OP2											1,07 (24,4)
OP3											1,04 (21,7)

Tahmin Tekniği: Robust ML (RML) ve parantez içindeki değerler test istatistiklerini (t-değerlerini) göstermektedir.

Çünkü Cronbach alfa katsayısı ölçeğin güvenilirliğini hesaplarken faktör üzerindeki değişkenlerin sadece o faktörle ilişkili olduğunu ve hata varyanslarının sabit olduğunu varsaymaktadır. Bu nedenle modeldeki faktörlerin güvenilirliği yapı güvenilirliği katsayısı (YG) tercih edilmiştir. YG değerlerinin 0,70 üzerinde olması faktörlerin yapı geçerliliğine sahip olduğunun bir kanıtıdır.

Diğer ölçülerin uygun olması koşuluyla YG için kritik değerin 0,60 olabileceğini de ileri süren görüşler de vardır (Albayrak & Baydemir, 2022: 513). Modeldeki faktörlerin Cronbach Alfa güvenilirlik katsayıları 0,68 ile 0,93 arasında değişmektedir (Bk. Tablo 9). Faktörlerin birleşim ve ayrışım geçerliliği için ise Ortalama Açıklanan Varyans (OAV), Maksimum Paylaşılan Varyans (MPV) ve Ortalama Paylaşılan Varyans (OPV) değerleri hesaplanmıştır. Faktörlerin ayrışım geçerliliği MPV ve OPV oranlarıyla yani, maddelerin ait oldukları faktör dışındaki faktörlerle daha az ilişkili olması durumu ile de ortaya konulmaktadır (Albayrak & Baydemir, 2022). Tablo 9'daki istatistikler incelendiğinde ilgili faktörün korelasyon matrisindeki diğer faktörlerle olan maksimum korelasyon katsayısının karesi alınarak hesaplanan MPV sonuçlarının (0,31-0,53) aralığında değerler aldığı görülmektedir. Diğer taraftan bir faktörün analizdeki diğer faktörlerle olan korelasyon katsayılarının kareleri toplamının aritmetik ortalaması alınarak hesaplanan OPV değerleri ise 0,23 ile 0,42 arasındadır (Bk. Tablo 9). Faktörlerin birleşim geçerliliği için $OAV > 0,50$, $YG > 0,70$ ve $YG > OAV$ olmasını; ayrışım geçerliliği için ise $MPV < OAV$, $OPV < OAV$ ve $\sqrt{OAV}$ değerlerinin faktörler arasındaki korelasyon katsayılarından büyük olması önerilmektedir (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010).

Tablo 9'daki sonuçlar faktörlerin yüksek güvenilirliğe sahip olduğunu ($YG > 0,70$),⁶ faktörlere ait YG değerlerinin OAV değerlerinden büyük olması ve OAV oranlarından bir tanesi ($IM=0,45$) hariç 0,50'den büyük olması faktörlerin birleşim geçerliliğine sahip olduğunun bir göstergesidir. Tablo 9'daki OAV değerlerinin MPV (IM faktörü hariç) ve OPV değerlerinden yüksek olması modeldeki faktörlerin ayrışım geçerliliğinin güçlü bir kanıtıdır. Ayrıca faktörlerin OAV değerlerinin karekökü (Tablo 9'daki parantez içindeki değerler) faktörler arasındaki korelasyon değerlerinden büyük olması ayrışım geçerliliğinin bir diğer kanıtıdır.

⁶ Modeldeki faktörlerin güvenilirliği için Cronbach Alfa güvenilirlik katsayısı yerine, yapı güvenilirliği katsayısı (YG) tercih edilmiştir.

5.4.6. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) Analizinin Sonuçları

Bu bölümde kavramsal anlamlılığa sahip 11 kısaltılmış ölçekle tanımlanan araştırma modeli üzerindeki hipotezler Yapısal Eşitlik Modellemesi ile test edilmiştir.⁷ Analiz sonuçları Robust Maksimum Olabilirlik (RML) tahmin tekniğiyle elde edilmiştir. YEM analizleri ile edilen sonuçlar Tablo 10, Tablo 11, Tablo 12 ve Şekil 8'da yer almaktadır.

Tablo 10'de modeldeki bağımlı (*DB* ve *OP*) ve bağımsız faktörleri (*OB*, *PV*, *AF*, *BE*, *BUP*, *BD*, *VIS*, *IM* ve *DM*) tanımlayan gözlenen değişkenler arasındaki standartlaştırılmamış faktör yükleri ile bu yüklerin test istatistikleri parantez içinde verilmiştir. Bu tablodaki katsayıların 0,83 ile 1,47; bu katsayılara ait test istatistiklerinin (t-değerlerinin) ise 9,5 ile 29,8 arasında değiştiği ve %5 anlamlılık düzeyinde hepsinin fazlaca anlamlı olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 11'de ölçek maddelerinin (gözlenen değişkenlerin) bağımlı ve bağımsız faktörler arasındaki standartlaştırılmış faktör yükleri, hata varyansları (HVR), faktörlerin açıkladıkları ortalama varyans oranları (OAV), faktörlerin yapı güvenilirlik (YG) katsayıları ile Cronbach alfa güvenilirlik (ALFA) katsayıları görülmektedir.

Şekil 8'da ölçek maddeleri ile bağımlı ve bağımsız faktörler arasındaki standartlaştırılmış faktör yükleri ve hata varyansları (HVR) yanında bağımlı ve bağımsız faktörler arasındaki standartlaştırılmış katsayılar (kısmi korelasyon katsayıları) gösterilmiştir. Tablo 12'de ise bağımlı faktörler ile bağımsız faktörler arasındaki standartlaştırılmamış dolaysız (doğrudan), dolaylı ve toplam etki katsayıları ile bu etkilere ait test istatistikleri yer almaktadır. Ayrıca Tablo 12'de yapısal eşitlikler için çoklu belirlilik katsayıları verilmiştir.

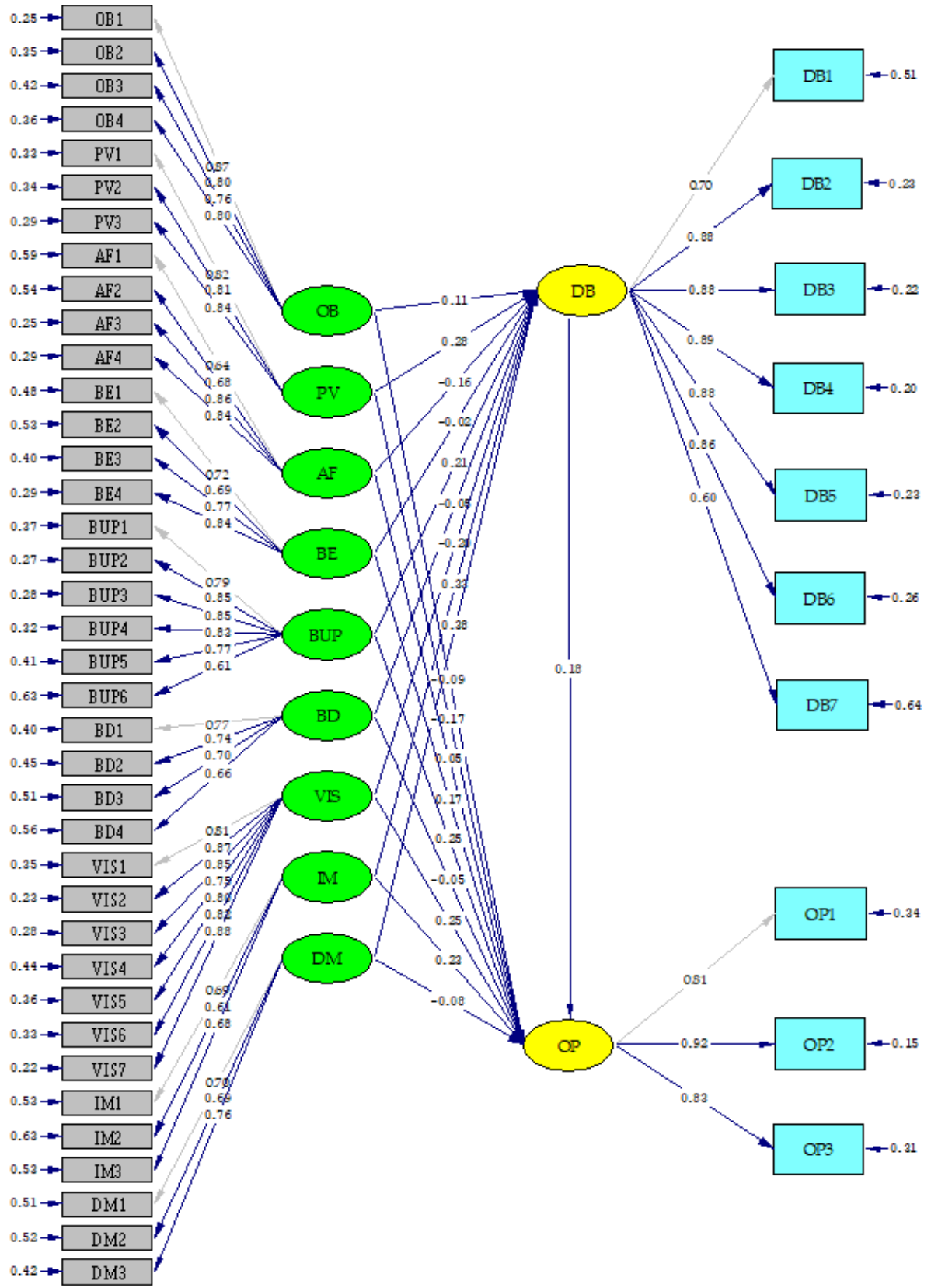
Tablo 12'de verilen duygusal bağlılık (*DB*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %57'si 9 bağımsız faktör tarafından; örgütsel performans (*OP*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %43'ü 10 bağımsız faktör tarafından açıklanabildiği anlaşılmaktadır.

⁷ Analiz sonuçları LISREL 8.8 programı ile elde edilmiştir.

Tablo 11. Modelin bağımlı y ve bağımsız x değişkenleri için standartlaştırılmış faktör yükleri ve test istatistikleri (lambda-x ve lambda-y) ile hvr, oav, yg, alfa istatistikleri

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP	HVR	OAV	YG	ALFA
OB1	0,87											0,25			
OB2	0,80											0,35			
OB3	0,76											0,42	0,65	0,88	0,88
OB4	0,80											0,36			
PV1		0,82										0,33			
PV2		0,81										0,34	0,68	0,86	0,86
PV3		0,84										0,29			
AF1			0,64									0,59			
AF2			0,68									0,54			
AF3			0,86									0,25	0,58	0,85	0,84
AF4			0,84									0,29			
BE1				0,72								0,48			
BE2				0,69								0,52			
BE3				0,77								0,40	0,58	0,85	0,84
BE4				0,84								0,29			
BUP1					0,79							0,37			
BUP2					0,85							0,27			
BUP3					0,85							0,28			
BUP4					0,83							0,32	0,62	0,91	0,90
BUP5					0,77							0,41			
BUP6					0,61							0,62			
BD1						0,77						0,40			
BD2						0,74						0,45			
BD3						0,70						0,51	0,52	0,81	0,81
BD4						0,66						0,56			
VIS1							0,81					0,25			
VIS2							0,87					0,23			
VIS3							0,85					0,28			
VIS4							0,75					0,44	0,71	0,94	0,93
VIS5							0,89					0,36			
VIS6							0,82					0,33			
VIS7							0,88					0,22			
IM1								0,69				0,52			
IM2								0,61				0,62	0,45	0,70	0,68
IM3								0,68				0,53			
DM1									0,70			0,51			
DM2									0,69			0,52	0,52	0,76	0,81
DM3									0,76			0,42			
DB1										0,70		0,51			
DB2										0,88		0,23			
DB3										0,88		0,22			
DB4										0,89		0,20	0,68	0,95	0,92
DB5										0,88		0,23			
DB6										0,86		0,26			
DB7										0,60		0,64			
OP1											0,81	0,24			
OP2											0,92	0,15	0,73	0,90	0,87
OP3											0,83	0,31			

Kullanılan Tahmin Tekniği: Robust ML, OAV: Ortalama Açıklanan Varyans (Average Variance Extracted), YG: Yapı Güvenilirliği (Construct Reliability), HVR: Hata Varyansını ve ALFA: Cronbach Alfa Güvenilirlik Katsayısını İfade Etmektedir.



Chi-Square=4445.02, df=1025, P-value=0.00000, RMSEA=0.077

Şekil 8. Robust maksimum olabilirlik standartlaştırılmış katsayı tahminleri

Tablo 12’de yapısal modelin standartlaştırılmamış faktör yükleri ile test istatistikleri gösterilmektedir. Tablo 12 incelendiğinde Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık ($OB=0,09/2,10$), Paylaşılan Vizyon ($PV=0,29/4,62$), Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması ($BUP=0,23/2,07$), Vizyon ve İlham Sağlama ($VIS=-0,17/-2,49$), İçsel Motivasyon ($IM=0,40/3,11$) ve Dışsal Motivasyon ($DM=0,39/4,20$) faktörlerinin Duygusal Bağlılık (DB) faktörünü %5 anlamlılık düzeyinde açıklamada önemli faktörler olduğu anlaşılmaktadır.

Diğer taraftan Örgütsel Performans (OP) bağımlı faktörünü %5 anlamlılık düzeyinde doğrudan (dolaysız) açıklayan faktörler arasında sırasıyla Vizyon ve İlham Sağlama ($VIS=0,20/2,88$), İçsel Motivasyon ($IM=0,25/2,71$), Paylaşılan Vizyon ($PV=-0,14/-2,45$), Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması ($BUP=0,26/2,41$) ve Duygusal Bağlılık ($DB=0,17/2,40$) yer almaktadır. Geriye kalan faktörlerin ise anlamsız oldukları görülmüştür (Bk. Tablo 12).

Tablo 12’de 9 bağımsız faktörün (OB , PV , AF , BE , BUP , BD , VIS , IM ve DM) Duygusal Bağlılık (DB) faktörü üzerinden Örgütsel Performans (OP) üzerindeki dolaylı etkileri incelendiğinde Paylaşılan Vizyon ($PV=0,04/2,25$) ve İçsel Motivasyon ($IM=0,07/2,19$) faktörlerinin anlamlı, diğer faktörlerin ise anlamsız etkilere sahip olduğu anlaşılmaktadır. Diğer bir anlatımla PV ve IM faktörlerinin banka çalışanlarının DB düzeyleri üzerinden OP düzeylerini pozitif yönde etkilemektedir.

Tablo 12. Dolaysız, dolaylı ve toplam etkiler

Etkiler	Faktör	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB
Dolaysız	DB	0,09 (2,10)	0,26 (4,62)	-0,24 (-1,95)	-0,02 (-0,23)	0,23 (2,07)	-0,07 (-0,68)	-0,17 (-2,49)	0,40 (3,11)	0,39 (4,20)	-
	OP	-0,07 (1,32)	-0,14 (-2,45)	0,06 (0,47)	0,17 (1,60)	0,26 (2,41)	-0,06 (-0,55)	0,20 (2,88)	0,25 (2,07)	-0,07 (-0,84)	0,17 (2,40)
Dolaylı	DB	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	OP	0,02 (1,54)	0,04 (2,25)	-0,04 (-1,58)	-0,00 (-0,22)	0,04 (1,75)	-0,01 (-0,70)	-0,03 (-1,80)	0,07 (2,19)	0,06 (1,91)	-
Toplam	DB	0,09 (2,10)	0,26 (4,62)	-0,24 (-1,95)	-0,02 (-0,23)	0,23 (2,07)	-0,07 (-0,68)	-0,17 (-2,49)	0,40 (3,11)	0,39 (4,20)	-
	OP	-0,05 (-1,02)	-0,10 (-1,86)	0,02 (0,18)	0,16 (1,55)	0,30 (2,60)	-0,07 (-0,65)	0,17 (2,57)	0,32 (2,86)	-0,01 (-0,11)	0,17 (2,40)

Not: Katsayılar ait test istatistikleri (t -değerleri) parantez içerisinde gösterilmiştir. DB : Çoklu R -Kare=0,57 ve OP : Çoklu R -Kare=0,43.

Ayrıca bağımsız faktörlerin dolaylı ve dolaysız etkilerin toplamı alınarak hesaplanan toplam etkiler bağımlı Tablo 12’de gösterilmektedir. Bu etkiler incelendiğinde Duygusal Bağlılık (DB) bağımlı faktörünü açıklamada önemli olan faktörler arasında sırasıyla Paylaşılan Vizyon ($PV=0,26/4,62$), Dışsal Motivasyon ($DM=0,39/4,20$), İçsel Motivasyon ($IM=0,40/3,11$), Vizyon ve İlham Sağlama ($VIS=-0,17/-2,49$), Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık ($OB=0,09/2,10$) ve Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması ($BUP=0,23/2,07$) yer almaktadır. Diğer taraftan Örgütsel Performans (OP) bağımlı faktörünü açıklamada anlamlı olan bağımsız faktörler arasında sırasıyla İçsel Motivasyon ($IM=0,32/2,86$), Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması ($BUP=0,30/2,60$), Vizyon ve İlham Sağlama ($VIS=0,17/2,57$) ve Duygusal Bağlılık ($DB=0,17/2,40$) yer almaktadır. Tablo 13’de bu çalışmadaki araştırma hipotezlerine ait istatistiklik kararları (Ret/Kabul) toplu olarak verilmiştir. Tablo 13’ye bakıldığında araştırma hipotezlerinden 11 tane kabul, 8 tanesi ise reddedilmiştir (Bk. Tablo 12 ve Tablo 13).

Dokuz bağımsız faktörün (OB , PV , AF , BE , BUP , BD , VIS , IM , DM ve DB) DB faktörü üzerinden OP faktörü üzerine olan dolaylı etkileri incelendiğinde sadece PV (Paylaşılan Vizyon), Vizyon ve İlham Sağlama (VIS), IM (İçsel Motivasyon) ve DM (Dışsal Motivasyon) faktörlerinin anlamlı bir şekilde etkilediği sahip olduğu sonucuna varılmıştır. PV bağımsız faktörü DB bağımlı faktörünü pozitif (4,88) yönde etkilerken OP bağımlı faktörünü negatif (-2,61) yönde etkilemektedir. Aynı şekilde VIS bağımsız faktörü DB bağımlı faktörünü negatif (-2,88) yönde etkilerken OP bağımlı faktörünü pozitif (3,27) yönde etkilemektedir. Banka çalışanlarının duygusal bağlılık (DB) düzeylerini toplam veya dolaysız etkileyen faktörler arasında PV (4,88), AF (-2,15), BUP (2,56), DM (4,42), IM (3,88) ve VIS (-2,88) yer almaktadır. Banka çalışanlarının örgütsel performans (OP) düzeylerini etkileyen faktörlerin dolaysız etkileri dikkate alındığında en etkili faktörler arasında VIS (3,27), DB (2,79), BUP (2,78), PV (-2,61), IM (2,38) ve BE (2,35) yer almaktadır. Banka çalışanlarının örgütsel performans (OP) düzeylerini etkileyen faktörlerin toplam etkileri dikkate alındığında en önemleri faktörler arasında sırasıyla BUP (3,20), IM (3,12), VIS (2,90) ve DB (2,79), BE (2,28) yer almaktadır. Dolayısıyla banka çalışanlarının örgütsel performans düzeyleri üzerindeki toplam etkiler dikkate alındığında yöneticiler tarafından uygulanacak politikalar belirlenirken bu sıralama esas alınabilir (Bk. Ek 7).

ULS tahmin tekniğine göre araştırma sonuçları: YEM analizlerinde dolaylı, dolaysız ve toplam etkileri anlamsız olan *AF* (Açık Fikirlilik), *BE* (Bilginin Elde Edilmesi), *BD* (Bilgini Depolanması) faktörlerdir. *PV*, *BUP*, *IM* ve *DM* faktörleri *DB* faktörü üzerinden *OP* faktörünü hem dolaysız hem de dolaylı olarak etkilemektedir. *PV* bağımsız faktörü *DB* bağımlı faktörünü pozitif (5,70) yönde etkilerken *OP* bağımlı faktörünü negatif (-3,38) yönde etkilemektedir. *BUP* bağımsız faktörü (2,98) ile *DB* bağımlı faktörünü pozitif yönde etkilerken aynı şekilde *OP* bağımlı faktörünü (2,79) ile pozitif yönde anlamlı şekilde etkilemektedir. Aynı şekilde *VIS* bağımsız faktörü *DB* bağımlı faktörünü negatif (-2,36) yönde etkilerken *OP* bağımlı faktörünü pozitif (2,88) ve *IM* bağımsız değişkeni de *DB* bağımlı değişkenini (4,55), *OP* bağımlı değişkenini (2,65) değeri ile pozitif yönde etkilemektedir. Banka çalışanlarının duygusal bağlılık (*DB*) düzeylerini toplam veya dolaysız etkileyen faktörler arasında *PV* (5,70), *AF* (-2,02) *BUP* (2,98), *VIS* (-2,36), *IM* (4,55) ve *DM* (3,99) banka çalışanlarının örgütsel performans (*OP*) düzeylerini etkileyen faktörlerin dolaysız etkileri dikkate alındığında en etkili faktörler arasında (-2,84), *PV* (-2,95), *BUP* (3,31), *VIS* (4,78), *IM* (2,07) ve *DB* (3,15), yer almaktadır. Banka çalışanlarının örgütsel performans (*OP*) düzeylerini etkileyen faktörlerin toplam etkileri dikkate alındığında en önemleri faktörler arasında sırasıyla *PV* (3,38), *DB* (3,15), *OB* (-2,96), *BUP* (2,79), *VIS* (2,88), *IM* (2,07) ve). Şeklinde. (Bk. Ek 8).

DWLS tahmin tekniğine göre araştırma sonuçları: YEM analizlerinde dolaylı, dolaysız ve toplam etkileri anlamsız olan *AF* (Açık Fikirlilik), *BE* (Bilginin Edinimi), *BUP* (Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması) ve *BD* (Bilgini Depolanması) faktörlerdir.

IM faktörü *DB* faktörü üzerinden *OP* faktörünü hem dolaysız hem de dolaylı olarak etkilemektedir. *IM* bağımsız faktörü ve *DB* bağımlı faktörünü pozitif yönde (2,59) etkilerken *PV* (2,60) ve *DM* (2,40) olarak etkilemektedir. *OP* bağımlı değişkeni *OB*'yi -2,09 ile negatif yönlü etkilemektedir. *PV* (-2,46), *VIS* (3,87) *DB* (2,56) şeklinde etkilenmektedirler. Banka çalışanlarının duygusal bağlılık (*DB*) düzeylerini toplam veya dolaysız etkileyen faktörler arasında *PV* (2,60), *IM* (2,59) ve *DM* (2,40) var iken, banka çalışanlarının örgütsel performans (*OP*) düzeylerini etkileyen faktörlerin dolaysız etkileri dikkate alındığında en etkili faktörler arasında *VIS* (3,81), *DB* (2,56), *BUP* (2,05), *PV* (-1,98) yer almaktadır (Bk. Ek. 9).

GLS tahmin tekniğine göre araştırma sonuçları: YEM analizlerinde dolaylı, dolaysız ve toplam etkileri anlamsız olan *PV* (Paylaşılan Vizyon) *AF* (Açık Fikirlilik), *BE* (Bilginin Elde Edinimi), *BD* (Bilgini Depolanması) ve (*IM*) İçsel Motivasyon faktörlerdir. *OB* bağımsız faktörü ve *DB* bağımlı faktörünü negatif yönde (-3,39) etkilerken *BUP* (2,70) ve *VIS* (-2,41) ve *DM* (5,33) olarak etkilemektedir.

Tablo 13. Araştırma hipotezleri ve verilen istatistik kararlar

Hipotez	Araştırma Hipotezinin İfadesi	Karar
<i>H1</i>	Örgütsel öğrenmeye bağlılık faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H2</i>	Örgütsel öğrenmeye bağlılık faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H3</i>	Paylaşılan vizyon faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H4</i>	Paylaşılan vizyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H5</i>	Açık fikirlilik faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H6</i>	Açık fikirlilik faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H7</i>	Bilginin elde edilmesi faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H8</i>	Bilginin elde edilmesi faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H9</i>	Bilginin üretilmesi ve paylaşılması faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H10</i>	Bilginin üretilmesi ve paylaşılması faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H11</i>	Bilginin depolanması faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H12</i>	Bilginin depolanması faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H13</i>	Vizyon-ilham sağlama faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H14</i>	Vizyon-ilham sağlama faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H15</i>	İçsel motivasyon faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H16</i>	İçsel motivasyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H17</i>	Dışsal motivasyon faktörünün duygusal bağlılık faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Kabul
<i>H18</i>	Dışsal motivasyon faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine anlamlı etkisi vardır.	Ret
<i>H19</i>	Duygusal bağlılık faktörünün örgütsel performans faktörü üzerine dolaysız anlamlı bir etkisi vardır.	Kabul

OP bağımlı değişkeni *OB*'yi -1,98 ile negatif yönlü etkilemektedir. *BUP* 4,04), *VIS* (3,03) şeklinde etkilenmektedirler. Banka çalışanlarının duygusal bağlılık (*DB*) düzeylerini toplam veya dolaysız etkileyen faktörler arasında *OB* (-3,39), *BUP* (2,70)

ve VIS (-2,41) DM (5,33) var iken, banka çalışanlarının örgütsel performans (OP) düzeylerini etkileyen faktörlerin dolaysız etkileri dikkate alındığında en etkili faktörler arasında BUP (4,58) ve VIS (3,51) yer almaktadır (Bk. Ek. 10).

Çalışmanın araştırma hipotezleri arasında belirtilmeyen dolaylı ve toplam etkilere ait anlamlılık testi sonuçları Tablo 12’de incelenebilir. Tablo 12 incelendiğinde OP faktörünü DB faktörü üzerinden anlamlı olarak etkileyen faktörlerin Paylaşılan Vizyon ve İçsel Motivasyon faktörleri olduğu görülmektedir. Tablo 12’deki toplam etkiler incelendiğinde Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık, Paylaşılan Vizyon, Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması, Vizyon ve İlham Sağlama, İçsel Motivasyon ve Dışsal Motivasyon bağımsız faktörlerinin Duygusal Bağlılık bağımlı faktörünü anlamlı bir şekilde etkilediği görülmektedir. Ayrıca Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması, Vizyon ve İlham Sağlama, İçsel Motivasyon ile Duygusal Bağlılık bağımsız faktörlerinin Örgütsel Performans bağımlı faktörünü anlamlı bir şekilde etkilemektedir.

5.4.7. YEM Tahmin Tekniklerinin Karşılaştırması

Araştırma modeli ve hipotezleri uygun olan ML, RML, DWLS, ULS tahmin tekniklerinin yanında uygun olmayan GLS tahmin tekniği ile test edilmiştir. 5 farklı tahmin tekniği ile elde edilen sonuçlar mutlak uyum indekslerinden 4 (RMSA, RMR, SRMR ve GFI), artımlı uyum indekslerinden 6 (AGFI, NNFI, NFI, IFI, RFI ve CFI) ve basit uyum indekslerinden 3 (PNFI, PGFI ve Normlaştırılmış Ki-Kare) farklı indeks karşılaştırılmıştır. Söz konusu uyum indekslerine göre tahmin tekniklerinin karşılaştırılması Tablo 14’te gösterilmiştir. Bu sonuçlardan RML tahmin tekniği ile elde edilen sonuçlar bu bölümde yorumlanmış olup, diğer tahmin teknikleri ile elde edilen sonuçlar Ek 7-Ek 10 tablolarında verilmiştir.

Tablo 14’de tahmin tekniklerinden RML (4,33) ve DWLS (4,54) uyum iyiliği indeksleri ve eşik değerlerine göre $1 < \text{Ki-kare}/df < 5$ aralığında olduğu için diğer tahmin tekniklerine kıyasla “kabul edilebilir” aralıkta oldukları görülmektedir.

Modelin karmaşıklığını ve veri uyumunu dikkate alan RMSEA indeksi 0 ve 1 arasında değer almaktadır. Sıfıra doğru yaklaştıkça RMSEA iyi uyum indeksi artmaktadır. RMSEA uyum iyiliği kabul edilebilir eşik değeri (RMSEA<0,08) ve %90 güven aralığı için RMSEA değeri (0,05<RMSEA<0,08) şeklindedir (Bk. Tablo 7 ve

Tablo 8). RMSEA değerleri tahmin teknikleri açısından incelendiğinde RML tahmin tekniği 0,077 ile “kabul edilebilir” uyum indeksi aralığındadır. Aynı zamanda DWLS tahmin tekniği de 0,079 ile kabul edilebilir uyum iyiliği indeksine sahiptir. Diğer tahmin teknikleri RMSEA uyum indeksi için kabul edilebilir eşik değerlerine sahip değildirler. RMSEA mutlak uyum indeksi açısından modelin karmaşık yapısına ve kullanılan verinin yapısına en uygun tahmin teknikleri RML ve DWLS tahmin teknikleridir denebilir.

RMR ve SRMR, örneklem kovaryans matrisinin kalıntıları ile hipotez edilen kovaryans modeli arasındaki farkın kareköküdür. RMR'nin aralığı her bir göstergenin ölçeğine göre hesaplanır, bu nedenle bir anket farklı düzeylerde maddeler içeriyorsa (bazı maddeler 1-5 arasında değişirken diğerleri 1-7 arasında değişebilir) RMR'nin yorumlanması zorlaşır (Kline, 2005).

Tablo 14. Uyum indekslerine göre araştırmada kullanılan tahmin tekniklerinin karşılaştırılması

Uyum İndeksi	Türü	RML*	ML*	ULS*	DWLS*	GLS*
RMSEA	Mutlak	0,077	0,087	0,091	0,079	0,194
RMSEA (%90 GA)	Mutlak	[0,074; 0,079]	[0,085; 0,089]	[0,077; 0,081]	[0,077; 0,081]	[0,191; 0,201]
RMR	Mutlak	0,061	0,061	0,049	0,049	0,13
SRMR	Mutlak	0,061	0,061	0,051	0,051	0,21
GFI	Mutlak	0,71	0,71	0,98	0,98	0,80
AGFI	Artımlı	0,67	0,67	0,98	0,98	0,77
NNFI/TLI	Artımlı	0,96	0,96	1,00	0,96	0,35
NFI	Artımlı	0,95	0,95	1,00	0,95	0,33
IFI	Artımlı	0,96	0,96	1,00	0,96	0,43
RFI	Artımlı	0,95	0,95	1,00	0,95	0,26
CFI	Artımlı	0,96	0,96	1,00	0,96	0,41
PNFI	Basit	0,87	0,86	0,91	0,87	0,30
PGFI	Basit	0,62	0,62	0,86	0,86	0,69
Normlaştırılmış Ki-Kare	Basit	4,33	5,31	5,69	4,54	22,45
R-Kare (DB)	R^2_{DB}	0,57	0,57	0,60	0,58	0,76
R-Kare (OP)	R^2_{OP}	0,43	0,43	0,47	0,47	0,52

* **RML:** Robust Maximum Likelihood (Robust Maksimum Olabilirlik), **ML:** Maximum Likelihood (Maksimum Olabilirlik), **ULS:** Unweighted Least Squares (Ağırlıksız En Küçük Kareler), **DWLS:** Diagonally Weighted Least Squares (Diagonal Ağırlıklı En Küçük Kareler) **GLS:** Generalized Least Squares (Genelleştirilmiş En Küçük Kareler)

Standartlaştırılmış RMR (SRMR) bu sorunu çözer ve bu nedenle yorumlanması çok daha anlamlıdır. SRMR değerleri 0 ile 1 arasında değişir ve iyi

uyum sađlayan modellerde 0.05'in altında deęerler elde edilir (Byrne, 1998). Ancak 0.08 gibi yksek deęerler de kabul edilebilir (Hu & Bentler, 1999). SRMR'nin 0 olması mkemmел uyumu gsterir ancak modelde ok sayıda parametre olduęunda ve byk rneklem boyutlarına dayalı modellerde SRMR'nin daha dřk olacaęı unutulmamalıdır (Hooper, Coughlan, & Mullen, 2008).

RMR indeksi ve SRMR indeksi RMSEA uyum indeksi gibi 0 ile 1 arasında deęer almaktadır. Bu indeksler sıfır deęeri aldıęı zaman model mkemmел uyum saęlamıř demektir. Tablo 14'e bakıldıęında ULS ve DWLS tahmin tekniklerinde RMR deęeri 0,05 deęerinden dřk deęer aldıęı iin bu tahmin teknikleri kullanıldıęı zaman RMR uyum indeksi aısından model iyi uyum gstermektedir. RML ve ML tahmin teknikleri kullanıldıęı zaman ise RMR ve SRMR deęerleri 0,061 deęeri ile $0,05 < SRMR < 0,08$ (Bk. Tablo 7 ve Tablo 8) deęerleri arasında kaldıęı iin model "kabul edilebilir" uyum indeksine sahiptir. GLS tahmin teknięi ise bu deęerlerin dıřında olduęu Tablo 14 de grlmektedir.

GFI uyum indeksi 0 ile 1 arasında deęiřir ve daha byk rnekler deęerini artırır. rneklem byklęne kıyasla ok sayıda serbestlik derecesi olduęunda, GFI ařaęı doęru bir sapmaya sahiptir. Ayrıca, parametre sayısı arttıka GFI'nin de arttıęı MacCallum ve Hong, (2010) ve byk rneklemelerde yukarı doęru bir yanlılıęa sahip olduęu bilinmektedir. Geleneksel olarak GFI iin 0.90'lık bir oklu kesme noktası nerilmektedir, ancak simlasyon alıřmaları faktr ykleri ve rneklem byklkleri dřk olduęunda 0.95'lik daha yksek bir kesme noktasının daha uygun olduęunu gstermiřtir (Miles & Shevlin, 1998). Dięer bir ifade ile GFI deęeri 0,85'dan byk olduęu zaman kabul edilebilir bir uyum sz konusu iken $GFI \geq 0,95$ ise modelin iyi uyuma sahip olduęunu gstermektedir

Mutlak uyum indekslerinin sonuncusu GFI sonuları Tablo 14 bakılarak incelendięinde, ULS ve DWLS tahmin teknikleri ile llen modelin GFI deęeri 0,98 ile iyi uyum gstermektedir. Dięer tahmin teknikleri "kabul edilebilir" uyum indeksi sınırlarında grlmemektedir.

Beauducel & Herzberg (2006) alıřmalarında AGFI'nin ULS ve DWLS tahmin teknikleride ML tahmin teknięine gre daha yksek ıktıęı grlmřtir. Bu alıřmada

da ULS ve DWLS tahmin teknikleri ile ölçülen modelin AGFI değeri 0,98 ile iyi uyum göstermektedir. Diğer tahmin teknikleri “kabul edilebilir” uyum indeksi dışındadır.

GFI ile ilişkili olan AGFI, GFI'yi serbestlik derecesine göre ayarlar ve daha tam tanımlanmış (doygun) modeller uyumu azaltır (Tabachnick & Fidell, 2007) Böylece, karmaşık modeller cezalandırılırken daha basit modeller tercih edilir. Buna ek olarak, AGFI örneklem büyüklüğü ile artma eğilimindedir. GFI'de olduğu gibi, AGFI değerleri de 0 ile 1 arasında değişir.

Artımlı bir uyum indeksi olan AGFI değeri GFI' ya yaklaşır. Aynı GFI 'da olduğu gibi 0,95 iyi bir uyumun göstergesiyken, 0.85' ten daha büyük değerler kabul edilebilir bir uyumun göstergesidir. AGFI sonuçları Tablo 14'e bakılarak incelendiğinde, ULS ve DWLS tahmin teknikleri ile ölçülen modelin AGFI değeri 0,98 ile iyi uyum göstermektedir. Diğer tahmin teknikleri “kabul edilebilir” uyum indeksi sınırları dışında yer almaktadır.

Artımlı uyum indeksinin bir diğeri NFI değerlerine göre tahmin teknikleri incelendiğinde Tablo 14'te ULS'nin NFI değeri 1olarak görülmektedir. Bu ULS'nin NFI uyum indeksine göre mükemmel uyumu göstermektedir. Bu durum hedef modelin bağımsız model üzerinden en iyi olasılıkla geliştirilmiş olduğunu gösterir. ULS tahmin tekniği ile NNFI, IFI, RFI ve CFI uyum indeksleri de Tablo 14'e bakıldığında 1 değeri alarak mükemmel uyumu yakalamıştır.

Tablo 7'ye göre (NNFI>0,095), (NFI>0,095), (IFI>0,095), (RFI>0,095), (CFI>0,095) uyum indeksleri bu eşik değerlerinde iyi uyum, (NNFI>0,090), (NFI>0,090), (IFI>0,090), (RFI>0,090), (CFI>0,090) uyum indeksleri bu eşik değerlerinde kabul edilebilir uyum, göstermektedir. Tablo 14'e göre NNFI, IFI ve CFI uyum indeksleri 0,96 değeri ile ML, RML ve DWLS tahmin tekniklerinde iyi uyum göstermiştir. ULS tahmin tekniği bu uyum indeksinde diğer tahmin tekniklerinden daha iyi uyum göstermiştir. Ayrıca ML, RML ve DWLS tahmin teknikleride NFI ve RFI uyum indekslerinde ise iyiye yakın kabul edilebilir uyum göstermektedirler. Sathyanarayana & Mohanasundaram (2024)'e göre 0,090'dan büyük olan bu indeksler iyi uyum göstermektedir. Fakat burada Tablo 7 değerleri temel alınmıştır.

Basit uyum indeksleri daha az parametre kullanıp iyi uyum sağlayan modellerin teşvik edilip karmaşık modellerin cezalandırıldığı bir uyum indeksidir. PNFI ve PGFI uyum indeksleri 0 ile 1 arasında değer almaktadır. Yüksek değerler

daha iyi uyumu göstermektedir. Ayrıca PGFI değerinin 1'e yaklaşması modelin yalın model olduğunu belirtmektedir.

Tablo14'e baktığımızda PNFI değeri 1'e yakınlık sıralaması ile ULS, RML, DWLS, ML ve GLS şeklindedir halde PNFI uyum indeksi açısından tahmin teknikleri arasında en iyi uyumu sağlayan ULS dir denebilir.

PGFI uyum indeksi açısından tahmin tekniklerinin iyi uyum sağlama sırası ULS=DWLS ve RML=ML şeklindedir. ULS ve DWLS modelin daha sade model olduğunu belirtmektedir. RML ve ML tahmin tekniğine göre, Tablo 14'de verilen duygusal bağlılık (*DB*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %57'si 9 bağımsız faktör tarafından; örgütsel performans (*OP*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %43'ü 10 bağımsız faktör tarafından açıklanabildiği anlaşılmaktadır. ML tahmin tekniği RML tahmin tekniğinin dönüştürülmüş halidir. Ve ML'nin özelliklerini taşımaktadır.

ULS tahmin tekniğine göre, Tablo 14'de verilen duygusal bağlılık (*DB*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %60'si 9 bağımsız faktör tarafından; örgütsel performans (*OP*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %47'sini 10 bağımsız faktör tarafından açıklanabildiği anlaşılmaktadır.

DWLS tahmin tekniği ise duygusal bağlılık (*DB*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %58'sini (*OP*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %47'sini açıklayabildiği görülmektedir. GLS tahmin tekniği ise duygusal bağlılık (*DB*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %76'sini (*OP*) bağımlı faktörü üzerindeki toplam değişkenliğin %52'sini açıklayabildiği görülmektedir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Alan yazında farklı çalışma alanlardaki çalışanların duygusal ve örgütsel performansları üzerinde etkili olan faktörler üzerine çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Fakat bu çalışmada banka çalışanlarının duygusal bağlılık ve örgütsel performansları üzerinde etkili olan bağımsız faktörleri dikkate alan çalışmanın bulunmaması çalışmanın özgünlüğünü ortaya koymaktadır. Günümüzde işletme sahiplerinin insanı merkeze alan stratejiler uygulaması bu faktörlerin bir göstergesidir. Banka çalışanlarının performanslarını öncelikli olarak kuruma olan duygusal bağlılık, motivasyon araçları, öğrenmeye olan bağlılıkları ve günümüz dünyasını şekillendiren bilgi yönetimi gibi kavramlar belirlemektedir. Bu nedenle bu çalışmadaki bağımsız faktörler ile örgütsel performans ve duygusal bağlılık bağımlı faktörleri arasındaki ilişkileri banka çalışanları üzerinde incelemek önem taşımaktadır.

Bu araştırmada DOKA bölgesinde bankacılık sektöründe çalışan 570 çalışana çalıştıkları işyerlerinde duygusal bağlılık ve örgütsel performanslarına etkisi var olduğu düşünülen örgütsel öğrenmeye bağlılık, paylaşılan vizyon, açık fikirlilik, bilginin elde edilmesi, bilginin üretilmesi ve paylaşılması, bilginin depolanması, vizyon ilham sağlama, içsel motivasyon ile dışsal motivasyon bağımsız faktörlerinin duygusal bağlılık ile örgütsel performans bağımlı faktörler üzerindeki etkileri yapısal eşitlik modellemesiyle test edilmiştir.

Araştırma hipotezlerini orijinal ölçeklerde yer alan 85 maddeyle test etmek mümkün olmadığından, bunun yerine kısaltılmış ölçekler kullanılmıştır. Kısaltılmış ölçeklerin geliştirilmesi aşamasında her bir faktör üzerinde en az 3, en çok 7 maddenin yer alması stratejisi benimsenmiştir. Bu çalışmada orijinal ölçekler yerine kısaltılmış ölçekler kullanıldığından, ölçek geliştirme aşamaları titizlikle izlenmiştir. Bu amaçla öncelikle 85 boyutlu değişken uzayına keşfedici faktör analizi uygulanarak 48 maddeden oluşan ve kavramsal anlamlılığı olan 11 boyutlu faktör uzayına indirgenmiştir. Keşfedici faktör analizinde faktör türetme yöntemlerinden temel bileşenler analizi ve türetilen faktörler arasında ilişkiye imkân tanıyan eğik rotasyon yöntemlerinden Promax ($Kappa=4$) yöntemi kullanılmıştır. Keşfedici faktör analiziyle türetilen 11 boyutlu faktör modeli, bir sonraki aşamada YEM analizi öncesi doğrulayıcı faktör analiziyle doğrulanmıştır. Bu aşamada öncelikle ölçüm modelinin

uyum iyiliği en önemli mutlak, artımlı (karşılaştırmalı/göreceli) ve basit çok sayıdaki uyum indeksleri ile ayrıntılı bir şekilde değerlendirilmiştir. Daha sonara doğrulayıcı faktör modelinin güvenilirlik, birleşim ve ayrışım geçerlik analizleri ayrıntılı bir şekilde yapılmıştır. Son aşamada ise doğrulayıcı faktör analiziyle doğrulanan faktör modeline yapısal eşitlik modellemesi (YEM) uygulanarak araştırma hipotezleri test edilmiştir.

RML tahmin tekniğine göre araştırma sonuçları: YEM analizleriyle 9 bağımsız faktörün (*OB, PV, AF, BE, BUP, BD, VIS, IM* ve *DM*) *DB* ve 10 bağımsız faktörün (*OB, PV, AF, BE, BUP, BD, VIS, IM, DM* ve *DB*) *OP* bağımlı faktörleri üzerindeki dolaysız, dolaylı ve toplam (dolaysız + dolaylı) etkileri test edilmiştir (Bk. Tablo 12). YEM analizlerinde dolaylı, dolaysız ve toplam etkileri anlamsız olan sadece *AF* (Açık Fikirlilik), *BE* (Bilginin Elde Edilmesi) ve *BD* (Bilgini Depolanması) faktörleridir. Diğer bir anlatımla örgütsel performans ve duygusal bağlılık faktörleri *AF, BE* ve *BD* faktörlerinden bağımsızdır. Bu üç faktörün içeriği Ek 2'deki ilgili ölçeklerdeki ilk dört maddeyi inceleyerek daha sağlıklı ve ayrıntılı bir şekilde değerlendirilebilir. Banka çalışanları özelinde denilebilir ki banka yöneticileri kurumlarının örgütsel performans ve çalışanların kurumsal duygusal bağlılık düzeylerini geliştirmede *AF, BE* ve *BD* faktörlerini dikkate almalarına gerek yoktur.

Dokuz bağımsız faktörün (*OB, PV, AF, BE, BUP, BD, VIS, IM, DM* ve *DB*) *DB* faktörü üzerinden *OP* faktörü üzerine olan dolaylı etkileri incelendiğinde sadece *PV* (Paylaşılan Vizyon) ve *IM* (İçsel Motivasyon) faktörlerinin anlamlı bir şekilde etkilediği sahip olduğu sonucuna varılmıştır. Diğer bir ifade ile *PV* ve *IM* faktörleri *DB* faktörü üzerinden *OP* faktörünü hem dolaysız hem de dolaylı olarak pozitif yönde etkilemektedir. Buradan diğer 7 bağımsız faktörün *DB* faktörü üzerinden *OP* faktörünü etkileyemediği sonucuna da varılmış olmaktadır.

Araştırma bulgularından ulaşılan bir diğer ilginç sonuç ise *PV* ve *VIS* bağımsız faktörlerinin *DB* ve *OP* bağımlı faktörleri üzerindeki anlamlı zıt etkilerdir. *PV* bağımsız faktörü *DB* bağımlı faktörünü pozitif yönde etkilerken *OP* bağımlı faktörünü negatif yönde etkilemektedir. Bu durum örneklemdeki çalışanların kamu bankalarından alınmasıyla açıklanabilir. Diğer taraftan *VIS* bağımsız faktörü *DB* bağımlı faktörünü negatif yönde etkilerken *OP* bağımlı faktörünü pozitif yönde etkilemektedir. Bu durum banka yöneticilerinin çalışanlarına aşırı yük yüklemesiyle

açıklanabilir (Bk. Tablo 12 ve Ek 2). Banka çalışanlarının duygusal bağlılık (*DB*) düzeylerini toplam veya dolaysız etkileyen faktörler arasında sırasıyla *PV* (4,62), *DM* (4,20), *IM* (3,11), *VIS* (-2,49), *OB* (2,10), ve *BUP* (2,07) yer almaktadır. Dolayısıyla banka çalışanlarının duygusal bağlılık düzeylerini artırmak isteyen yöneticiler bu faktörlerin önem sırasını dikkate alarak politikalarını geliştirebilir.

Banka çalışanlarının örgütsel performans (*OP*) düzeylerini etkileyen faktörlerin dolaysız etkileri dikkate alındığında en etkili faktörler arasında sırasıyla *VIS* (2,88), *PV* (-2,45), *BUP* (2,41), *DB* (2,40) ve *IM* (2,07) yer almaktadır. Dolayısıyla banka çalışanlarının örgütsel performans düzeylerini artırmak isteyen yöneticiler bu faktörlerin önem sırasını dikkate alarak politikalar geliştirip uygulayabilir. Banka çalışanlarının örgütsel performans (*OP*) düzeylerini etkileyen faktörlerin toplam etkileri dikkate alındığında en önemleri faktörler arasında sırasıyla *IM* (2,86), *BUP* (2,60), *VIS* (2,57) ve *DB* (2,40) yer almaktadır. Dolayısıyla banka çalışanlarının örgütsel performans düzeyleri üzerindeki toplam etkiler dikkate alındığında yöneticiler tarafından uygulanacak politikalar belirlenirken bu sıralama esas alınabilir.

Sonuç olarak denilebilir ki banka çalışanlarının duygusal bağlılık (*DB*) düzeylerini etkileyen en önemli üç faktörün sırasıyla *PV* (4,62), *DM* (4,20), *IM* (3,11) faktörleridir. Diğer taraftan toplam etkileri dikkate alındığında örgütsel performans (*DB*) düzeylerini etkileyen en önemli üç faktörün ise sırasıyla *IM* (2,86), *BUP* (2,60), *VIS* (2,57) olduğu söylenebilir.

ML tahmin tekniğine göre araştırma sonuçları: YEM analizlerinde dolaylı, dolaysız ve toplam etkileri anlamsız olan sadece *BD* (Bilgini Depolanması) faktörüdür. Diğer bir anlatımla örgütsel performans ve duygusal bağlılık faktörleri *BD* faktöründen bağımsızdır.

Araştırmada yapılan farklı tahmin tekniklerinin uyum indeksleri ile incelenmesi yapılmıştır. RML Tahmin tekniği Ki-kare/df değeri 4,33 ile diğer tahmin teknikleri sonuçlarına göre en iyi uyuma sahiptir. Literatürde genellikle ML tahmin tekniği kullanılmaktadır. Genellikle ML asimtotik kovaryans matrisi tahmin tekniği kullanır. Ki-kare fakat bu araştırmada veriler normal dağılmadığı için (Bk. Ek 1) ML yerine RML tahmin tekniği kullanılmıştır. Yine DWLS tahmin indeksinin Ki-kare Uyum indeksi 4,54 ile 5'den küçük olduğu için kabul edilebilir uyum aralığında

diyebiliriz. Bu iki tahmin tekniđi birbirine yakın fakat RML tahmin tekniđi modeli daha iyi temsil eder denebilir.

Ki-kare/df derecesi model uyumu için gereklidir fakat yeterli deđildir. Diđer bir uyum indeksi modelin karmaşıklığını ve model veri uyumunu gösteren RMSEA'ya diđer tahmin tekniklerine göre en iyi deđeri veren (0,077) ile RML 'dir. DWLS tahmin tekniđi de (0,079) deđeri ile RML gibi kabul edilebilir uyum aralığındadır. Diđer tahmin teknikleri (ML, ULS, GLS) varsayılan eşik deđerleri dışındadır. ULS ve DWLS tahmin tekniklerinde RMR deđeri (0,049) ile varsayılan eşik deđeri 0,05'den küçük olduđu için bu tahmin teknikleri kullanıldığı zaman RMR uyum indeksi açısından model iyi uyum göstermektedir. RML ve ML tahmin teknikleri ise (0,061) deđeri ile kabul edilebilir eşik deđerindedirler. GLS ise (0,13) deđeri ile RMR uyum indeksi için kabul edilebilir eşik deđer dışındadır.

SRMR uyum indeksine göre, RML ve ML (0,061) ve ULS ve DWLS tahmin teknikleri ise (0,051) deđeri ile kabul edilebilir uyum sınırındadırlar.

RML ve ML tahmin tekniklerine göre modelin GFI deđeri (0,71) olduđu için ve 0,85'den küçük bu tahmin tekniklerinde GFI'ya uyum söz konusu deđil iken, ULS ve DWLS tahmin teknikleri için GFI deđeri (0,98) olduğundan ve model eşik deđeri $GFI \geq 0,95$ olduğü için modelin iyi uyuma sahip olduğü söylenebilir.

Bu çalışmada AGFI deđeri 0,98 iyi uyum ile ULS ve DWLS tahmin teknikleri görölmektedir. Diđer tahmin teknikleri ise "kabul edilebilir" uyum indeksi dışındadır.

ULS tahmin tekniđi ile NNFI, IFI, RFI ve CFI uyum indeksleri 1 deđer alarak mükemmel uyumu yakalamıştır. RML, ML ve DWLS tahmin teknikleri NFI ve RFI dışında diđer artımlı uyum indekslerinde (NNFI-IFI-CFI) model iyi uyum deđerlerine sahiptir. Aynı tahmin teknikleri ile NFI ve RFI uyum indeksleri 0,95 deđer kabul edilebilir hatta iyiye yakın uyuma sahiptirler.

ULS tahmin tekniđi PNFI uyum indeksi 1'e yaklaştıkça uyum iyiliđi arttığı için (0,91) ile en iyi uyumu sağlayan tahmin tekniđi ULS'dir denebilir.

Araştırmanın sonuçlarına göre banka çalışanlarının örgütsel öğrenmeye bađlılıkları bankaya olan duygusal bađlılıklarını artırmakta iken örgütsel performanslarının üzerinde örgütsel öğrenmeye bađlılığın etkisi çıkmamıştır. Bu sonuç ele alınan bankaların devlet bankası olması nedeniyle açıklanabilir.

Paylaşılan vizyonun banka çalışanlarının bankaya olan duygusal bağlılık ve örgütsel performanslarını artırdığını görmekteyiz. Açık fikirliliğin ise banka çalışanlarının duygusal bağlılık ve örgütsel performans üzerinde etkisi olmadığı görülmüştür. Diğer yandan bilginin elde edilmesi ve paylaşılması banka çalışanlarını hem duygusal bağlılıklarını hem de örgütsel performanslarını artırmaktadır. Banka yöneticileri kurum içi ya da kurum dışı paydaşlarına sık sık yeni fikirler öne sürmeye devam etmelidir. Vizyon ve ilham sağlama faktörü banka çalışanlarının duygusal bağlılık ve örgütsel performanslarını etkilemektedir. Bu durumun banka yöneticilerinin davranışlarıyla banka çalışanlarına olumlu yönde örnek oluşturduğu, sorunlara yeni bir bakış açısıyla yaklaştığı ve çalışanlarının duygularını dikkate aldığı şeklinde yorumlanabilir.

Bu çalışmada içsel motivasyon faktörünün banka çalışanların duygusal bağlılık ve örgütsel performans faktörü üzerinde etkisi olduğu görülmektedir. Bu durum, banka çalışanlarının yürüttükleri görevleri saygın bir meslek olarak algılamaları ve üstlendikleri sorumluluklar doğrultusunda, bankanın önemli ve değer gören bir üyesi olduklarına ilişkin bir inanç geliştirmeleri şeklinde açıklanabilir.

Dışsal motivasyon faktörünün, bu çalışmada duygusal bağlılık üzerinde anlamlı bir etkisi olduğu, ancak banka çalışanlarının örgütsel performansı üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmadığı gözlemlenmiştir. Bu durum, banka çalışanlarının yöneticileriyle ve çalışma arkadaşlarıyla iyi ilişkiler içinde olmalarına rağmen, yaptıkları işin karşılığında yeterli ücret almadıkları, ek ücretler veya başarıları nedeniyle ödüllendirilmedikleri şeklinde yorumlanabilir.

Banka çalışanlarının duygusal bağlılık faktörünün, içsel motivasyon ve paylaşılan vizyon faktörleri aracılığıyla örgütsel performanslarını etkilediği gözlemlenmiştir. Bu durum, kendilerini çalıştıkları bankanın ayrılmaz bir parçası olarak gören, başka bir bankaya ait olamayacaklarını düşünen ve bankanın vizyonu ile değerlerini benimsemiş çalışanların tutumları ile açıklanabilir.

Bu çalışmanın bulguları doğrultusunda, DOKA bölgesindeki banka yöneticilerine, çalışanların performanslarını artırdığı bilinen dışsal motivasyon unsurlarını (örneğin promosyon, ödüller, ek ücret artışları vb.) artırmaları önerilebilir.

Bu çalışmanın örnekleme, devlet bankasında görev yapan beyaz yakalı personelden oluşmaktadır. Bu doğrultuda, bilginin depolanması, açık fikirlilik ve bilginin elde edilmesi faktörlerinin, banka çalışanlarının duygusal bağlılık ve örgütsel performans düzeyleri üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olmadığı tespit edilmiştir. Benzer şekilde, dışsal motivasyonun banka çalışanlarının örgütsel performansı üzerinde etkili olmaması, örneklemin devlet bankası çalışanlarından oluşmasından kaynaklanıyor olabilir. Gelecekte gerçekleştirilecek çalışmalarda, bu modelin özel bankalar veya diğer kurumlar üzerinde uygulanması durumunda farklı sonuçlar elde edilebileceği öngörülmektedir.

Bu çalışmada YEM analizi sonucu elde edilen uyum indekslerinin yardımıyla farklı tahmin tekniklerinin (RML-ML-ULS-DWLS-GLS) karşılaştırılması ele alınmıştır. Bu çalışma, YEM literatürüne, simülasyon yöntemiyle örneklem sayısına dayalı olarak gerçekleştirilen tahmin teknikleri karşılaştırmalarında gerçek verilerin kullanılması suretiyle özgün bir katkı sunmayı amaçlamaktadır. Tahmin tekniğinin avantajları ve dezavantajları, örneklem hacminin yanı sıra verilerin normal dağılıp dağılmaması, ekstrem değerlerin (aykırı gözlemlerin) varlığı ve kategorik değişkenlerle çalışılıp çalışılmaması gibi faktörlere bağlı olarak analiz raporlarına yansımaktadır.

Bu çalışmada verilerin normal dağılıma sahip olmaması nedeniyle, RML ve DWLS tahmin teknikleri, ele alınan uyum indeksleri açısından en uygun tahmin teknikleri olarak öne çıkmaktadır. Bu uyum indeksleri; mutlak uyum indeksleri (RMSEA, RMR, SRMR ve GFI), artımlı uyum indeksleri (AGFI, NNFI, NFI, IFI, RFI ve CFI) ve basit uyum indeksleri (PNFI, PGFI, normlaştırılmış ki-kare) olarak sınıflandırılmaktadır. Bu çalışmada kuramsal alandan geliştirilen ölçek, farklı bir örneklem grubunda yeniden KFA ve DFA analizlerine tabi tutularak sonuçlar bu çalışma ile karşılaştırılabilir. Bu çalışma, beş tahmin tekniği (ML, RML, ULS, DWLS ve GLS) ile uyum indekslerinin ampirik olarak karşılaştırılması açısından literatürde önemli bir boşluğu doldurduğu söylenebilir. Ayrıca, bu çalışma farklı tahmin teknikleri ile örneğin, Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesi (BYEM) kullanılarak genişletilebilir. Diğer tahmin teknikleriyle yapılacak ampirik çalışmalar, uygun örneklem büyüklüğü, verilerin normal dağılıma sahip olup olmaması ve verilerin ölçek

yapısına (sıralayıcı ve sürekli) göre farklı tahmin tekniklerinin değerlendirilmesine olanak sağlayabilir.



KAYNAKÇA

- Acuner, T. (2000). Değişim Sürecinde Organizasyonel Süreklilik. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2(2).
- Ağca, V., & Ertan, H. (2008). Duygusal Bağlılık İçsel Motivasyon İlişkisi: Antalya'da Beş Yıldızlı Otellerde Bir İnceleme. *Afyon Kocatepe Üniversitesi, İ.İ.B.F. Dergisi*, 135-156.
- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, s. 716-723.
- Akbolat, M., Işık, O., & Yılmaz, A. (2013). Dönüşümcü Liderlik Davranışının Motivasyon ve Duygusal Bağlılığa Etkisi. *International Journal of Economic and Administrative Studies*(11), 35-50.
- Akpınar, A. T. (2007). Örgütsel Öğrenme İle Örgüte Bağlılık Arasındaki İlişki: Türkiye Otomotiv Lastik Üretimi Sektöründe Bir Araştırma. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yayınlanmış Doktora Tezi.
- Aktan, C., & Vural, İ. (2016). Bilgi Çağında Bilginin Yönetimi. *Yeni Türkiye*, 1(88), 1-15.
- Albayrak, A. S. (2009). *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri* (2 b.). Trabzon, Türkiye: Çelepler Basım Yayım Dağıtım.
- Albayrak, A. S. (2019). *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*. Trabzon: Çelepler Basım Yayım Dağıtım.
- Albayrak, A. S. (2019a). Borsa İstanbul'da Kayıtlı Türk Firmaların Firmaya Özgü Sermaye Yapısı Belirleyicileri: Bir Yapısal Eşitlik Modellemesi Yaklaşımı. *IBAD Sosyal Bilimler Dergisi*, 530-559.
- Albayrak, A. S., & Baydemir, E. (2022). Mobil Pazarlamanın Tüketici Satınalma Davranışlarına Etkisi: Üniversite Öğrencileri Üzerine Bir İnceleme. *İşletme Araştırmaları Dergisi (Journal of Business Research)*, 14(1), 497-531. doi:<https://doi.org/10.20491/isarder.2022.1393>
- Anderson, T. W., & Rubin, H. (1956). *Statistical Inference in Factor Analysis*. Berkeley: University of California Press .
- Arbuckle, J. L. (2007). Amos 16.0 User's Guide. USA: Amos Development Corporation. chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://www.uni-muenster.de/imperia/md/content/ziv/service/software/spss/handbuecher/englisch/amos16.0_user_s_guide.pdf adresinden alındı
- Arbuckle, J. L., & Wothke, W. (1999). AMOS user's guide. IL: Small Waters.

- Argüden, Y. (2004). *Geleceği Şekillendirmek, Yaşam Kalitesi İçin Stratejik Düşünmek*. İstanbul: Rota.
- Arı, E., & Şen, H. (2023). *Kismi En Küçük Kareler Yapısal Eşitlik Modellemesi ve Sosyal Bilimlerde Örnekleri*. İksad.
- Arminger, G. (1997). MECOSA 3. *Behaviormetrika*, 1(24), s. 102-104.
- Aslan, M., & Doğan, S. (2020). Dışsal Motivasyon, İçsel Motivasyon ve Performans Etkileşimine Kuramsal Bir Bakış. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 11(26), 291-301.
- Avcı, U., & Avcı, M. (2004). Örgütlerde Bilginin Önemi ve Bilgi Yönetimi Süreci. *Mevzuat Dergisi*(74).
- Aytaç, M., & Öngen, B. (2012). Doğrulamalı faktör analizi ile yeni çevresel paradigma ölçeğinin yapı geçerliliğinin incelenmesi. *İstatistikçiler Dergisi*(5), s. 14-22.
- Ayyıldız, H., & Cengiz, E. (2006). Pazarlama Modellerinin Testinde Kullanılabilecek Yapısal Eşitlik Modeli (Yem) Üzerine Kavramsal Bir İnceleme. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi*.
- Baron, R., & Kenny, D. (1986). The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic, and Statistical Considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1173-1182.
- Başar, P. (2022). Örgütsel Öğrenmenin Örgütsel Performans Üzerindeki Etkisi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 621-634.
- Bayram, L. (2005, Ekim 1). Yönetimde Yeni Bir Paradigma: Örgütsel Bağlılık. *Sayısyay Dergisi*(59), s. 125-139.
- Bayram, N. (2013). *Yapısal eşitlik modellemesine giriş AMOS uygulamaları*. Bursa: Ezgi Kitabevi.
- Beauducel, A., & Herzberg, P. Y. (2006). On the Performance of Maximum Likelihood Versus Means and Variance Adjusted Weighted Least Squares Estimation in CFA. *Structural Equation Modeling*, s. 186-203.
- Bentler, P. M. (1990). Comparative Fit Indexes in Structural Models. *Psychological Bulletin*, s. 238-246.
- Bentler, P. M. (2006). *EQS Structural Equations Program Manual*. Encino: Multivariate Software Inc.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, s. 588-606.
- Bentler, P. M., & Chou, C. P. (1987). Practical Issues in Structural Modeling. *Sociological Methods Research*, 16(1), s. 78-117.

- Bentler, P., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, s. 588-606.
- Bhale, U. A. (2023, Aralık 11). *Introduction To Structural Equation Model*. doi:DOI: 10.13140/RG.2.2.12139.31529
- Boker, S., Neale, M., Maes, H., Wilde, M., Spiegel, M., Brick, T., . . . Fox, J. (2011). An open source extended structural equation modeling framework. *Psychometrika*, s. 306-317.
- Bolat, O. İ., & Bolat, T. (2008). Otel İşletmelerde Örgütsel Bağlılık ve Örgütsel Vatandaşlık Davranışı İlişkisi. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(19), 75-94.
- Bollen, K. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. New York: Wiley.
- Boomsma, A. (2000). Reporting Analyses of Covariance Structure. *Structural Equation Modeling*, s. 461-483.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. New York: The Guilford Press.
- Browne, M. V. (1984). Asymptotically distribution-free methods for analysis of covariance structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*(37), s. 62-83.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). *Alternative ways of assessing model fit*. by Bollen, K. A. & Long, J. S.
- Browne, M. W., & Mels, G. (2000). Path Analysis: RAMONA. In Systat 10.0: Statistics II. s. 233-291.
- Byrne, B. (1998). Structural Equation Modeling with LISREL, PRELIS, and SIMPLIS. *Basic Concepts, Applications, and Programming*.
- Byrne, B. M. (1994). *Structural Equation Modelling with EQS and EQS/Windows: Basic Concepts, Applications, and Programming*. Sage.
- Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modelling With AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2 b.). New York: Taylor&Francis Grup.
- Chakravarthy, K. (2022). Organizational Learning. *Hindustan Aeronautics Limited*.
- Chen, F., Curran, P. J., Bollen, K. A., Kirby, J., & Paxton, P. (2008). An Empirical Evaluation of the Use of Fixed Cut-Off Points in RMSEA Test Statistic in Structural Equation Models. *Sociological Methods and Research*(36), s. 462-494.
- Civelek, M. E. (2017). *Yapısal Eşitlik Modellemesi Metodolojisi*. İstanbul: Beta Basım Yayın Dağıtım.

- Collier, J. E. (2020). *Applied structural equation modeling using AMOS: Basic to advanced techniques*. Routledge.
- Crowley, S., & Fan, X. (1997). Structural Equation Modeling: Basic Concepts and Applications in Personality Assessment Research. *Journal of Personality Assessment*, s. 508-531.
- Cudeck, R., & Browne, M. W. (1983). Cross-validation of covariance structures. *Multivariate Behavioral Research* (s. 147-167). içinde
- Çalışkan, A., & Kater, S. F. (2020, Haziran). Mersin Organize Sanayi Bölgesi İşletmelerinde Örgüt Kültürünün Örgütsel Performansa Etkisi ve Örgütsel Öğrenme İkliminin Aracılık Rolü Üzerine Bir Araştırma. *Toros Üniversitesi İİSBF Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(12), 170-198.
- Çankır, B. (2019). Örgütlerde Duygusal Bağlılık ve Performans İlişkisi. *İstanbul Gelişim Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 155-177.
- Çelik, H. E., & Yılmaz, V. (2013). *Yapısal Eşitlik Modellemesi*. Ankara: Anı Yayıncılık.
- Çelik, H. E., Saraçlı, S., & Yılmaz, V. (2011). Yapısal Eşitlik Modellemesinde Çok Değişkenli Normallik Varsayımı Altında Bir Uygulama. *e-Journal of New World Sciences Academy*, 6(11).
- Çetin, S. (2009). Vizyon Yönetimi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*(22).
- Çınar, Ö., & Yeşil, S. (2016). Örgütsel Bağlılık ve Örgütsel Desteğin Çalışan Performansı Üzerindeki Etkisini İnceleyen Bir Yapısal Eşitlik Model Önerisi. *International Journal of Social Sciences and Education Research*, 2(1), 288-301.
- Çokluk, Ö., Şekercioglu, G., & Büyüköztürk, Ş. (2018). *Sosyal Bilimler için Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları* (5. b.). Ankara: Pegem Akademi.
- Diamantopoulos, A., & Siguaw, J. A. (2000). *Introducing LISREL*. London: Sage Publications.
- Dimitrov, D. M. (2012). (2012). *Statistical Methods for Validation of Assessment Scale Data in Counseling*. Alexandria: Wiley.
- DiStefano, C., & Morgan, G. B. (2014). A Comparison of Diagonal Weighted Least Squares Robust Estimation Techniques for Ordinal Data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*.
- Doğan, İ. (2015). Farklı Veri Yapısı Ve Örneklem Büyüklüklerinde Yapısal Eşitlik Modellerinin Geçerliği Ve Güvenirliğinin Değerlendirilmesi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Biyoistatistik Anabilim Dalı*. Eskişehir.

- Durak, İ. (2021). *Yapısal Eşitlik Modellemesinin İşletme Araştırmalarında Kullanımı: Modele Genel Bakış ve Yapılan Uygulamaların Sistematik İncelemesi*. Livre de Lyon.
- Durnalı, M., & Limon, İ. (2020). Bilgi Yönetimi Eğilimi Ölçeğinin Türkiye Kültürüne Uyarlanması: Geçerlik ve Güvenirlik Çalışması. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 95-106. doi: 10.24106/kefdergi.3441
- Dursun, Y., & Karagöz, E. (2010, Ocak-Temmuz). Yapısal Eşitlik Modellemesi ve Regresyon: Karşılaştırmalı Bir Analiz. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*(35), 1-17.
- Emhan, A., Cura, F., & Zincirkıran, M. (2015). İş Memnuniyeti ve Öğrenme Kapasitesinin Örgütsel Performans Üzerindeki Etkisi: Bankacılık Sektöründe Bir Uygulama. *İş, Güç Endüstri İlişkileri ve İnsan Kaynakları Dergisi*, 17(2), 92-108. doi: 10.4026/1303-2860.2015.0279.x
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research. *Psychological Methods*, 4(3), 272-299.
- Forero, C. G., Maydeu-Olivares, A., & Gallardo-Pujol, D. (2009, Ekim). Factor Analysis with Ordinal Indicators: A Monte Carlo Study Comparing DWLS and ULS Estimation. *Structural Equation Modeling*, s. 625-641.
- Fraser, C., & McDonald, R. P. (1988). COSAN:Covariance structure analysis. *Multivariate Behavioral Research*(23), s. 258-348.
- Gazeloğlu, C. (2016). Yapısal Eşitlik Modellemesinde Sıralı Kategorik Verilerin Ağırlıklandırılmış Ve Ağırlıklandırılmamış Parametre Tahmin Yöntemleri Ve Bilgi Kriterlerinin Örneklem Hacimlerine Göre Karşılaştırılması. *Yayınlanmış Doktora Tezi*.
- Ghaleb, M., & Yaşlıoğlu, M. M. (2024, ocak 24). Structural Equation Modeling (SEM) for Social and Behavioral Sciences Studies: Steps Sequence and Explanation. *Journal of Organizational Behavior Review*, 6(1), s. 69-108.
- Gömleksiz, M. N., & Serhatlıoğlu, B. (2013). Öğretmen Adaylarının Akademik Motivasyon Düzeylerine İlişkin Görüşleri. *Türkiye Sosyal Araştırmalar Dergisi*, (3), 99-127.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2006). 3. (G. G. Ümit Şensesen, Çev.) McGraw-Hill.
- Gülmüş , Y., & Mete, M. (2023). Örgütsel Öğrenmenin, Bilgi Yönetiminin, Örgütsel Performansa Etkisinin Demografik Değişkenler Açısından İncelenmesi. *Eurasian Academy of Sciences Eurasian Business & Economics Journal*, 31, 64-80. doi: 10.17740/eas.econ.2023-V31-05
- Gürbüz, S. (2021). *Amos ile Yapısal Eşitlik Modellemesi* (2.Baskı b.). Ankara, Ankara: Seçkin Yayıncılık.

- Gürbüz, S., & Bayık, M. E. (2021, Aralık). Aracılık Modellerinin Analizinde Yeni Yaklaşım: Baron ve Kenny'nin Yöntemi Hâlâ Geçerli mi? *Türk Psikoloji Dergisi*, 37(88).
- Gürbüz, S., & Şahin, F. (2018). *Sosyal Bilimlerde Araştırma Yöntemleri*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis* (5. b.). New Jersey, United States of America: Prentice Hall, Inc.
- Hair, J., Black, W., Babin, B., & Anderson, R. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7 b.). Printed in the United States of America.
- Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseau, P. J., & Stahel, W. A. (1986). *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. New York: Wiley.
- Harman, H. H. (1967). *Modern Factor Analysis*. Chicago: The University Of Chicago Press.
- Hayashi, K., Bentler, P. M., & Yuan, K.-H. (2008). Structural Equation Modeling. *Handbook of Statistics*(27).
- Hayduk, L. A. (1987). *Structural equation modeling with LISREL: Essentials and advances*. Jhu Press.
- Hodgkinson, M. (2002). A shared strategic vision: dream or reality? *The Learning Organization*, 9(2), 89-95.
- Hoogland, J., & Boomsma, A. (1998). Robustness Studies in Covariance Structure Modeling: An Overview and a Meta-Analysis. *Sociological Methods & Research*.
- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). *Structural Equation Modelling: Guidelines for Determining Model Fit* (Cilt 6). Electronic Journal of Business Research Methods.
- Howe, W. G. (1995). *Some contributions to factor analysis*. Tennessee: Oak Ridge.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria Versus New Alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 1(6), s. 1-55.
- İbicioğlu, H., & Avcı, U. (2005). Örgütsel Öğrenmede Paylaşılmış Vizyon ve Paradigmatik Uyumun Önemi. *SBE Dergisi*, (14), 157-166.
- İlhan, M., & Çetin, B. (2014). LISREL ve AMOS Programları Kullanılarak Gerçekleştirilen Yapısal Eşitlik Modeli (YEM) Analizlerine İlişkin Sonuçların Karşılaştırılması. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 5(2), s. 26-42.

- Jöreskog, K. G. (1969). A General Approach to Confirmatory Factor Analysis. *Psychometrika*, 34(2). Psychometrika. adresinden alındı
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1982). Recent Developments in Structural Equation Modeling. *Journal of Marketing Research*, s. 404-416.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). LISREL 8: User Reference Guide;PRELIS 2 User's Reference Guide. *Scientific Software International*.
- Jöreskog, K., & Sörbom, D. (1996). *LISREL 8 user's reference guide*. Chicago: Scientific Software.
- Jöreskog, K., & Sörbom, D. (2000). LISREL [Computer Software]. *LISREL [Computer Software]*. Lincolnwood, IL: Scientific Software, Inc.
- Kara, E., & Bozkurt, Ş. (2021). Dönüşümcü Liderliğin Örgütsel Bağlılık Üzerindeki Etkisinin Belirlenmesi. *EKEV Akademi Dergisi*, (87), 143-160.
- Karagöz, Y. (2017). *Bilimsel Araştırma Yöntemleri ve Yayın Etiği*. Sivas: Nobel.
- Katsikatsoua, M., Moustaki, I., Wallentina, F. Y., & Jöreskog, K. G. (2012, Aralık 12). Pairwise likelihood estimation for factor analysis models with ordinal data. *Computational Statistics & Data Analysis*.
- Kelloway, E. K. (1998). *Using LISREL for Structural Equation Modeling*. Thousand Oaks, CA: Sage Publishers.
- Kline, R. B. (2005). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (2 b.). New York: Guilford Press.
- Kline, R. B. (2011). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (3 b.). The Guilford Press.
- Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4 b.). New York: NY:The Guilford Press.
- Kline, R. B. (2019). *Yapısal Eşitlik Modellemesinin İlkeleri ve Uygulanması* (4 b.). (S. Şen, Dü., & M. A. M.Baloğlu, Çev.) London.
- Lawley, D. N. (1958, Mayıs). Estimation In Factor Analysis Under Various Initial Assumptions. *The British Journal of Statistical Psychology*, 11(1).
- Lei, P. W., & Wu, Q. (2007). Introduction to structural equation modeling: Issues and practical considerations. *Educational Measurement : issues and practice*, 6(3), s. 33-43.
- Lord, M. (2015). Group learning capacity: the roles of open-mindedness and shared vision. *Frontiers in Psychology*.

- MacCallum, R. C., & Hong, S. (2010). Power Analysis in Covariance Structure Modeling Using GFI and AGFI. *Multivariate Behavioral Research*.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power Analysis and Determination of Sample Size for Covariance Structure Modeling. *Psychological Methods*, s. 130-149.
- Marsh, H. W., & Hocevar, D. (1988). A New, More Powerful Approach to Multitrait-Multimethod Analyses. *Application of Second-Order Confirmatory Factor Analysis. Journal of Applied Psychology*, s. 107-117.
- McDonald, R. P., & Ho, M. (2002). Principles and Practice in Reporting Structural Equation Analyses. *Psychological Methods*, 7, 64-82. *Psychological Methods*.
- Miles, J., & Shevlin, M. (1998). Effects of Sample Size, Model Specification and Factor Loadings on the GFI in Confirmatory Factor Analysis. *Personality and Individual Differences*, s. 85-90.
- Miles, J., & Shevlin, M. (2007). A Time and A Place for Incremental Fit Indices. *Personality and Individual Differences*, s. 869-874.
- Mîndrila, D. (2010, Mart). 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 (IJDS)*.
- Mostert, K. P., & Peeters, M. (2011). Work-home interference and the Mostert, K., Peeters, M., & Rost, I. (2011). Work-home interference and the employees in the construction industry. *Stress and Health*, 3(27), s. e238-e251.
- Mualik, S. A., Larry, R. J., Alstine, J. V., Bennett, N., Lind, S., & Stilwell, C. D. (1989). Evaluation of Goodness-of-Fit Indices for Structural Equation Models. *Psychological Bulletin*.
- Mucuk, İ. (1978). *İşletmelerde modern bir araştırma tekniği: faktör analizi, Yayınlanmamış Doçentlik Tezi*.
- Muthen, B. (1984). A General Structural Equation Model With Dichotomous, Ordered Categorical, And Continuous Latent Variable Indicators. *The Psychometric Society*, 49(1), s. 115-132.
- Muthen, B. (1993). Goodness of Fit with Categorical and Other Non-Normal Variables. K. A. Bollen, & J. S. Long içinde, *Testing Structural Equation Models* (s. 205-243). Newbury Park: CA:Sage Publications.
- Muthen, B. O. (1987). LISCOMP: Analysis of linear structural equations with a comprehensive measurement model. *Moorestville, IN: Scientific Software*, s. 17-33.

- Muthen, B., & Muthen, L. (2004). *Mplus User's Guide*. Los Angeles: CA: Muthén& Muthén.
- Naktiyok, S., & İşcan, Ö. (2014). Açık Görüşlülük ve Vizyon Paylaşımını Destekleyen Örgüt Kültürünün Çalışanların Örgüte Olan Duygusal ve Normatif Bağlılıklarındaki Rolü. *International Journal of Human Sciences*, 11(1), 846-860. doi: 10.14687/ijhs.v11i1.2766
- Neale, M. C., Boker, S. M., Xie, G., & Maes, H. H. (1999). *MX:Statistical Modeling* (5 b.). Virginia: Virginia Institute for Psychiatric and Behavioral Genetics.
- Özutku, H. (2008). Örgüte Duygusal, Devamlılık ve Normatif Bağlılık İle İş Performansı Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 37(2), 79-97.
- PROC CALIS. (2009). *Computer Software Manual*. Cary, SAS Institute, Inc.
- Rastogi, P. (2000). Knowledge Management and Intellectual Capital – The New Virtuous Reality of Competitiveness. *Human Systems Management*, 19(1), 39-48.
- Raykov, T., & Marcoulides, A. G. (2006). A First Course in Structural Equation Modelling. *Lawrance Erlbaum Associates Publishers*.
- Raykov, T., & Marcoulides, G. A. (2000). *A first course in structural equation modeling*. NJ: Erlbaum.
- Raykov, T., & Marcoulides, G. A. (2008). *An introduction to applied multivariate analysis*. New York: Routledge.
- Raykov, T., & Widaman, K. F. (1995). Issues in applied structural equation modeling research. *Structural Equation Modeling*, 2(4).
- Saadat, V., & Saadat, Z. (2016). Organizational Learning as a Key Role of Organizational Success. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 219-225.
- Sathyanarayana, S., & Mohanasundaram, T. (2024). Fit Indices in Structural Equation Modeling and Confirmatory Factor Analysis: Reporting Guidelines. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 24(7).
- Satorra, A., & Bentler, P. M. (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis In A. von Eye & C. C. Clogg (Eds.), *Latent variables analysis: Applications for developmental research*. Sage Publications, Inc., s. 339-419.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), s. 23-74.

- Schoenberg, R., & Arminger, G. (1988). LINCOS 2: A program for linear covariance structure analysis. *Kensington MD: RJS Software*.
- Schumacher, R. E., & Lomax, R. G. (2004). *A Beginners Guide to Structural Equation Modeling*. London: Lawrence Erlbaum Associates publisher.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A Beginners Guide to Structure Equating Modeling*. London: Routledge.
- Senge, P. (1993). The Fifth Discipline: The Art And Practice Of The Learning Organization. (D. Kurpius, Dü.) *Consulting Psychology Journal*, 45(4), 31-32.
- Shi, D., & Olivares, A. M. (2019). The Effect of Estimation Methods on SEM Fit Indices. *Educational and Psychological Measurement*.
- Spearman, C. (1904). General Intelligence, Objectively Determined and Measured. *The American Journal of Psychology*, s. 201-292.
- Steiger, J. H. (1994). SEPATH-A statistica for windows structural equation modeling program. In F. Faulbaum (Eds), *Softstat '93: advances in statistical software 4*, s. 99-105.
- Steiger, J. H. (1998). A Note on Multiple Sample Extensions of the RMSEA Fit Index. *Structural Equation Modeling*(5), s. 411-419. doi:doi: 10.1080/10705519809540115
- Sullivan, G. R., & Harper, M. V. (1997). *Umut Bir Yöntem Olamaz*. (A. B. Dicleli, Çev.) İstanbul.
- Sümer, N. (2000). "Yapısal Eşitlik Modelleri: Temel Kavramlar ve Örnek Uygulamaları". *Türk Psikoloji Yazıları*, 3(6).
- Synder, E. E., & Spreitzer, E. (1984). Identity and Commitment to the Teacher Role. *Teaching Sociology*, 2(11), 151-166.
- Şimşek Kandemir, A. (2019). *Yapısal Eşitlik Modeli Boş Zaman Aktivitesinin Yaşam Tatmini Üzerine Etkisi*. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using Multivariate Statistics*. New York: Allyn and Bacon.
- Takma, Ç., & Atıl, H. (2006). Bootstrap Metodu ve Uygulanışı Üzerine Bir Çalışma 2. Güven Aralıkları, Hipotez Testi ve Regresyon Analizinde Bootstrap Metodu. *Ege Üniv. Ziraat Fak. Dergisi*, 2(43), s. 63-72.
- Tan, F. Z. (2014). Öğrenme, Örgütlerde Öğrenme, Öğrenen Organizasyonlar Terimlerinin Tanımı ve Kavramsal Ayrım. *Business & Management Studies: An International Journal*, 2(2), 188-217. doi: 10.15295/bmij.v2i2.71

- Taş, Y. (2011). İş Tatmini ve Bilgi Paylaşımı Düzeyinin Duygusal Bağlılığa Etkisi: Kocaeli Üniversitesi Araştırma ve Uygulama Hastanesinde Bir Araştırma. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (21), 117-131.
- Tüfekçi, N., & Tüfekçi, Ö. K. (2006). Bankacılık Sektöründe Farklı Olma Üstünlüğünün ve Müsteri Sadakatinin Yarattığı Değer:. *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2(4), s. 170-183.
- Uğuz Arsu, Ş. (2021). Öğrenen Organizasyonlarda Öğrenme Yönelimliliğinin Yenilik Performansına Etkisi:Antalya İli Oteller Örneği. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. doi:10.47147/ksuiibf.944491
- Uludağ, G. (2018). Örgütsel Bağlılık İle İşgören Performansı İlişkisini İncelemeye Yönelik Bir Alan Araştırması. *Bitlis Eren Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 171-193.
- Uzun , D. (2016). *Dönüşümcü Liderlik ve Örgütsel Bağlılık İlişkisi: Bir Araştırma*. Yüksek lisans Tezi, İstanbul Arel Üniversitesi, İstanbul.
- Wasti, S. A. (2002). Affective and Continuance Commitment to The Organization: Test of an Integrated Model in The Turkish Context. *International Journal of Intercultural Relations*, (26), 525-550.
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, 20, s. 557-585.
- Xia, Y., & Yang, Y. (2019). RMSEA, CFI, and TLI in structural equation modeling with ordered categorical data: The story they tell depends on the estimation methods. *Behavior Research Methods*.
- Yamin, M. A. (2020). Examining The Role of Transformational Leadership and Entrepreneurial Orientation on Employee Retention with Moderating Role of Competitive Advantage. *Management Science Letters*, 313-326. doi:10.5267/j.msl.2019.8.039
- Yang-Wallentin, F., Jöreskog, K. G., & Luo, H. (2010, Kasım 9). Confirmatory Factor Analysis of Ordinal Variables With Misspecified Models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*.
- Yaşlıoğlu, M. M. (2017). Sosyal Bilimlerde Faktör Analizi ve Geçerlilik: Keşfedici ve Doğrulamalı Faktör Analizlerinin Kullanılması. *Istanbul University Journal of the School of Business*, 46(Özel Sayı), 74-85.
- Yingruolan, L. (2014). *Confirmatory factor analysis with continuous and ordinal data: An empirical study of stress level*. İsveç: Uppsala University.
- Yuan, K. H., & Bentler, P. M. (1998). Normal theory based test statistics in structural equation modeling. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*. 51, s. 289-309.

EKLER

Ek-1. Tek ve çok değişkenli tanımsal istatistik ölçüleri

Simge	Ortalama	St. Sapma	T-Değeri	Eğiklik	Basıklık	Eğiklik		Basıklık		Eğiklik ve Basıklık	
						Z	P-Değeri	Z	P-Değeri	Ki-Kare	P-Değeri
OB1	3.914	1.050	89.035	-0.981	0.670	-8.217	0.000	2.641	0.008	74.501	0.000
OB2	3.847	1.004	91.476	-0.997	0.969	-8.319	0.000	3.445	0.001	81.070	0.000
OB3	3.961	1.033	91.558	-0.892	0.167	-7.637	0.000	0.865	0.387	59.075	0.000
OB4	3.932	0.991	94.758	-0.831	0.260	-7.220	0.000	1.247	0.212	53.684	0.000
PV1	3.702	1.038	85.127	-0.552	-0.432	-5.099	0.000	-2.633	0.008	32.936	0.000
PV2	3.711	0.972	91.169	-0.432	-0.476	-4.081	0.000	-3.008	0.003	25.703	0.000
PV3	3.607	1.004	85.742	-0.457	-0.287	-4.303	0.000	-1.560	0.119	20.952	0.000
AF1	3.953	0.793	119.016	-0.658	0.844	-5.949	0.000	3.126	0.002	45.162	0.000
AF2	3.849	0.908	101.218	-0.589	0.160	-5.398	0.000	0.835	0.404	29.834	0.000
AF3	3.981	0.864	109.994	-0.799	0.749	-6.995	0.000	2.869	0.004	57.162	0.000
AF4	4.023	0.870	110.391	-0.815	0.783	-7.108	0.000	2.961	0.003	59.292	0.000
BE1	3.725	0.994	89.494	-0.721	0.090	-6.422	0.000	0.524	0.600	41.519	0.000
BE2	3.625	0.954	90.725	-0.420	-0.144	-3.980	0.000	-0.672	0.502	16.295	0.000
BE3	3.419	0.931	87.720	-0.387	-0.164	-3.686	0.000	-0.790	0.430	14.211	0.001
BE4	3.746	0.853	104.823	-0.749	0.752	-6.629	0.000	2.876	0.004	52.212	0.000
BU1	3.988	0.866	109.913	-0.921	1.306	-7.827	0.000	4.201	0.000	78.903	0.000
BU2	3.860	0.929	99.221	-0.722	0.527	-6.429	0.000	2.199	0.028	46.169	0.000
BU3	3.904	0.909	102.575	-0.881	0.905	-7.559	0.000	3.284	0.001	67.922	0.000
BU4	3.896	0.900	103.363	-0.884	0.909	-7.579	0.000	3.296	0.001	68.298	0.000
BP1	3.898	0.952	97.723	-0.849	0.474	-7.342	0.000	2.027	0.043	58.018	0.000
BP2	3.788	1.013	89.314	-0.901	0.411	-7.693	0.000	1.811	0.070	62.467	0.000
BD1	4.056	0.824	117.544	-0.729	0.364	-6.484	0.000	1.640	0.101	44.728	0.000
BD2	3.956	0.865	109.172	-0.749	0.414	-6.629	0.000	1.819	0.069	47.248	0.000
BD3	3.768	0.897	100.344	-0.453	-0.016	-4.265	0.000	0.018	0.986	18.194	0.000
BD4	3.728	0.940	94.680	-0.440	-0.157	-4.154	0.000	-0.745	0.456	17.809	0.000
VIS1	3.807	1.115	81.553	-0.814	-0.069	-7.096	0.000	-0.256	0.798	50.419	0.000
VIS2	3.705	1.076	82.232	-0.863	0.250	-7.438	0.000	1.206	0.228	56.781	0.000
VIS3	3.709	1.093	81.017	-0.749	0.057	-6.628	0.000	0.372	0.710	44.067	0.000
VIS4	3.453	1.178	69.991	-0.547	-0.367	-5.059	0.000	-2.132	0.033	30.133	0.000
VIS5	3.546	1.067	79.365	-0.638	0.021	-5.792	0.000	0.198	0.843	33.590	0.000
VIS6	3.630	1.063	81.529	-0.558	-0.307	-5.152	0.000	-1.700	0.089	29.432	0.000
VIS7	3.684	1.152	76.352	-0.815	-0.001	-7.106	0.000	0.092	0.927	50.502	0.000
IM1	4.016	0.933	102.808	-1.036	1.287	-8.564	0.000	4.161	0.000	90.649	0.000
IM2	3.842	1.009	90.871	-0.688	0.045	-6.174	0.000	0.317	0.751	38.219	0.000
IM3	4.179	0.847	117.859	-0.977	0.926	-8.195	0.000	3.337	0.001	78.292	0.000
DM1	3.632	1.086	79.863	-0.825	0.290	-7.173	0.000	1.364	0.172	53.308	0.000
DM2	3.911	0.942	99.158	-1.253	1.803	-9.825	0.000	5.111	0.000	122.665	0.000
DM3	4.144	0.826	119.776	-0.949	1.098	-8.012	0.000	3.749	0.000	78.251	0.000
DB1	3.663	1.105	79.114	-0.644	-0.235	-5.840	0.000	-1.220	0.222	35.595	0.000
DB2	3.742	0.997	89.650	-0.759	0.261	-6.705	0.000	1.249	0.211	46.520	0.000
DB3	3.754	0.972	92.214	-0.736	0.372	-6.537	0.000	1.669	0.095	45.522	0.000
DB4	3.761	1.025	87.631	-0.797	0.262	-6.980	0.000	1.257	0.209	50.299	0.000
DB5	3.696	1.063	83.052	-0.614	-0.197	-5.605	0.000	-0.986	0.324	32.387	0.000
DB6	3.702	1.028	85.972	-0.508	-0.304	-4.735	0.000	-1.676	0.094	25.224	0.000
DB7	3.323	1.218	65.114	-0.198	-0.910	-1.932	0.053	-8.706	0.000	79.519	0.000
OP1	4.070	0.873	111.370	-0.981	1.357	-8.217	0.000	4.303	0.000	86.026	0.000
OP2	4.063	0.825	117.515	-0.720	0.682	-6.416	0.000	2.676	0.007	48.326	0.000
OP3	3.958	0.890	106.139	-0.817	0.739	-7.121	0.000	2.840	0.005	58.775	0.000
Sürekli Değişkenler İçin Çok Değişkenli Normal Dağılım Testi											
Eğiklik			Basıklık			Eğiklik ve Basıklık					
Katsayı	Z	P-Değeri	Katsayı	Z	P-Değeri	Ki-Kare		P-Değeri			
599.313	126.767	0.000	2891.911	32.474	0.000	17124.418		0.000			
Not: Sonuçlar LISREL 8.8 Programı ile elde edilmiştir. Göreceli Çok Değişkenli Basıklık = 1,210.											

Ek-2. Araştırmada kullanılan tutum ölçekleri ve demografik özellikler

Çalıştığınız banka ile ilgili olarak lütfen aşağıdaki ifadelere katılma derecenizi (1 ile 5 arasında) belirtiniz. 1=Kesinlikle Katılmıyorum, 2=Katılmıyorum, 3=Ne Katılıyorum Ne Katılmıyorum, 4=Katılıyorum, 5=Kesinlikle Katılıyorum Size uygun seçeneği “X” ile belirtmeniz yeterli olacaktır.						
Simge	A-Örgütsel Öğrenme: Örgütsel Öğrenmeye Bağlılık (OB) + Paylaşılan Vizyon (PV) + Açık Fikirlilik (AF)	1	2	3	4	5
OB1	Bankamızın rekabet avantajı sağlamasında öğrenme temel faktör olarak görülmektedir.	1	2	3	4	5
OB2	Bankamızın gelişiminde öğrenme kilit faktör olarak görülmektedir.	1	2	3	4	5
OB3	Bankamızda çalışanların eğitimi için yapılan harcamalar gider olarak değil yatırım olarak görülmektedir.	1	2	3	4	5
OB4	Bankamızda öğrenme, firmamızın devamlılığını garanti eden temel araç olarak görülmektedir.	1	2	3	4	5
PV1	Bankamızın vizyon ve değerleri tüm çalışanlar tarafından benimsenmiştir.	1	2	3	4	5
PV2	Bankamızın tüm çalışanları bankanın amaçlarına ulaşabilmesi için çaba göstermektedir.	1	2	3	4	5
PV3	Bankamızın tüm çalışanları kendilerini bankanın geleceğini belirlemede katılımcı olarak görmektedirler.	1	2	3	4	5
PV4	Bankamızda çalışanlarca paylaşılan ortak bir amaç birliği bulunmaktadır.	1	2	3	4	5
AF1	Müşterilerin beklentileri ile ilgili öngörülerimizi karar ve eylemlerimize yansıtırız.	1	2	3	4	5
AF2	Banka çalışanları olarak kendi karar ve eylemlerimizi sürekli sorgularız.	1	2	3	4	5
AF3	Bankamız çalışanları, piyasayı ve piyasa şartlarını sürekli sorgular.	1	2	3	4	5
AF4	Banka çalışanları olarak müşteriler ve pazar ile ilgili bilgileri sürekli sorgularız.	1	2	3	4	5
Simge	B-Bilgi Yönetimi: Bilginin Elde Edilmesi (BE) + Bilginin Üretilmesi ve Paylaşılması (BUP) + Bilginin Depolanması (BD)	1	2	3	4	5
BE1	Bankamız sık sık banka dışından yeni bilgi arayışı içerisindedir.	1	2	3	4	5
BE2	Çalışanlarımız düzenli olarak dış kaynaklardan yeni bilgiler elde etmektedir.	1	2	3	4	5
BE3	Bankamız düzenli olarak üniversiteler, istatistik kurumları vb. araştırma kurumlarından bilgi elde etmektedir.	1	2	3	4	5
BE4	Bankamız düzenli olarak sektörel topluluklar, rakipler, müşteriler ve tedarikçilerden gibi diğer sanayi kaynaklarından bilgi elde etmektedir.	1	2	3	4	5
BE5	Bankamız düzenli olarak rakiplerimiz hakkında bilgi elde etmektedir	1	2	3	4	5
BE6	Bankamız müşteri ihtiyaçlarını sistematik olarak analiz etmektedir.	1	2	3	4	5
BUP1	Bankamız sık sık ürün ve hizmetlerimiz ile ilgili yeni fikirler ileri sürmektedir.	1	2	3	4	5
BUP2	Bankamız sık sık çalışma yöntemlerimiz ve iş süreçlerimiz ile ilgili yeni fikirler ileri sürmektedir.	1	2	3	4	5
BUP3	Mevcut bir yöntem etkinliğini kaybetmişse, bankamız yeni bir yöntem geliştirir.	1	2	3	4	5
BUP4	Bankamız farklı birimlerin işbirliği ile yeni fikirler ve yenilikler geliştirmektedir.	1	2	3	4	5
BUP5	Bankamızda bilgi, ilgili birimler içerisinde aktif bir şekilde paylaşılmaktadır.					
BUP6	Bankamızda daha önce geliştirilen çözümlere ve oluşturulmuş dokümanlara kolaylıkla erişilebilmektedir.	1	2	3	4	5
BUP7	Bankamız kurum dışından paydaşlarla işbirliği halinde yeni fikirler ve yenilikler geliştirilmektedir.	1	2	3	4	5
BUP8	Bankamızda çalışanlar ve yöneticiler yoğun bilgi alışverişinde bulunmaktadırlar.	1	2	3	4	5
BUP9	Bankamız stratejik ortakları ile yoğun bilgi paylaşmaktadırlar.	1	2	3	4	5
BUP10	Bankamız (sektörel topluluklar yoluyla ve/veya doğrudan) rakipleri ile bilgi paylaşmaktadır.	1	2	3	4	5
BUP11	Bankamızın farklı birimleri arasında aktif şekilde bilgi paylaşımı yapılmaktadır.	1	2	3	4	5
BUP12	Bankamızda birçok bilgi gayri resmi yöntemler ile dağıtılır (koridorlar, mutfak, mola odalar vs.lerde yapılan sohbetler)	1	2	3	4	5
BD1	Bankamız birçok bilgiyi belgeler, veri tabanları ve patentlerinde bulundurmaktadır.	1	2	3	4	5
BD2	Bankamız birçok kullanışlı patent ve lisansa sahiptir.	1	2	3	4	5
BD3	Bankamızda pratikte öğrenilenleri, yazarak belgelendiririz.	1	2	3	4	5
BD4	Bankamızda kazanılan en önemli deneyimlerin belgelendiğinden mutlaka emin oluruz.	1	2	3	4	5
BD5	Çalışanlarımız prosedür, talimatname ve yönetmeliklerdeki değişimler konusunda sistematik olarak bilgilendirilmektedir.	1	2	3	4	5
BD6	Bankamız toplanan bilginin düzeltilmesi, düzenlenmesi ve depolanması için birçok çalışma gerçekleştirmektedir.	1	2	3	4	5

BD7	Bankamızın kullanımındaki bilgi kaynakları, kullanım kılavuzları ve veri tabanları günceldir.	1	2	3	4	5
Simge	C-Motivasyon Araçları: Dönüşümsel Liderlik/Vizyon ve İlham Sağlama (VIS) + İçsel Motivasyon (IM) + Dışsal Motivasyon (DM)	1	2	3	4	5
VIS1	Yöneticimiz bankanın gelecekteki durumuna ilişkin net bir fikre sahiptir.	1	2	3	4	5
VIS2	Yöneticimiz çalışanlara sözlerinden çok davranışlarıyla örnek olur.	1	2	3	4	5
VIS3	Yöneticimiz örgüt amaçlarının oluşturulmasında çalışanların katılımını sağlar.	1	2	3	4	5
VIS4	Yöneticimiz benim duygularımı dikkate alarak davranır.	1	2	3	4	5
VIS5	Yöneticimiz bizi rutin sorunları yeni bir bakış açısı ile çözmeye teşvik eder.	1	2	3	4	5
VIS6	Yöneticimiz bankanın gelecekteki durumunu çalışanlara anlatmaya çalışır.	1	2	3	4	5
VIS7	Yöneticimiz benim için izlenecek ve örnek alınacak bir liderdir.	1	2	3	4	5
VIS8	Yöneticimiz bizden çok şey beklediğini bize açıkça söyler.	1	2	3	4	5
Simge	D-İçsel Motivasyon (IM)	1	2	3	4	5
IM1	Çalışma arkadaşlarım çalışmalarımın dolayı beni takdir ederler.	1	2	3	4	5
IM2	Yaptığım işin yapılmaya değer bir iş olduğuna inanıyorum.	1	2	3	4	5
IM3	İşimi tam anlamıyla yapabilecek yetkiye sahip olduğuma inanıyorum.	1	2	3	4	5
IM4	Yaptığım işte başarılıyım.	1	2	3	4	5
IM5	Yaptığım işle ilgili sorumluluğa sahibim.	1	2	3	4	5
IM6	Yaptığım işin saygın olduğuna inanıyorum.	1	2	3	4	5
IM7	Kendimi işletmenin önemli bir çalışanı olarak görüyorum.	1	2	3	4	5
IM8	Yaptığım işle ilgili bir konuda karar verme hakkına sahibim	1	2	3	4	5
IM9	Yöneticilerim çalışmalarımın dolayı her zaman beni takdir ederler.	1	2	3	4	5
Simge	E-Dışsal Motivasyon (DM)	1	2	3	4	5
DM1	Yöneticilerimiz izin isteğimi olumlu karşılar ve reddetmez.	1	2	3	4	5
DM2	Çalışma ortamımda fiziksel şartlar çalışmamıza uygundur.	1	2	3	4	5
DM3	Yöneticilerim ile ilişkilerim iyidir.	1	2	3	4	5
DM4	Bankamızda araç ve gereçler çalışmamız için yeterlidir.	1	2	3	4	5
DM5	Çalışma arkadaşlarımla ilişkilerim iyi düzeydedir.	1	2	3	4	5
DM6	Konularında uzman olan kişiler tarafından toplantı, seminer, konferans gibi eğitim faaliyetleri yapılmaktadır.	1	2	3	4	5
DM7	Bankamızın gelecekte şu anki durumundan daha iyi olacağına inanıyorum	1	2	3	4	5
DM8	Bankamızda çay, kahve gibi ikramları yapılır.	1	2	3	4	5
DM9	İşimde terfi imkânım vardır.	1	2	3	4	5
DM10	Yöneticilerimiz çalışma arkadaşlarımla veya müşterilerle olan anlaşmazlıklarımı çözmede yardımcı olurlar.	1	2	3	4	5
DM11	Başarımdan dolayı ekstra ücret alırım.	1	2	3	4	5
DM12	Başarımdan dolayı ödüllendirilirim.	1	2	3	4	5
DM13	Kişisel ve ailevi sorunlarımın çözümünde çalışma arkadaşlarım her zaman yanımdadır.	1	2	3	4	5
DM14	Çalıştığım bankadan emekli olacağıma inanıyorum	1	2	3	4	5
DM15	Yaptığım işten aldığım ücretin yeterli olduğunu düşünüyorum.	1	2	3	4	5
Simge	F-Duygusal Bağlılık (DB) Ölçeği	1	2	3	4	5
DB1	Kariyerimin kalan kısmını bu bankada geçirmekten mutlu olurum.	1	2	3	4	5
DB2	Duygusal olarak kendimi bu bankaya ait hissediyorum.	1	2	3	4	5
DB3	Bu bankaya karşı güçlü bir bağlılık hissediyorum.	1	2	3	4	5
DB4	Bu bankada kendimi "ailenin bir parçası" gibi hissediyorum.	1	2	3	4	5
DB5	Bu bankanın benim için kişisel anlamı büyüktür.	1	2	3	4	5
DB6	Bu bankadan söz etmekten çok hoşlanıyorum.	1	2	3	4	5
DB7	Bu bankadan başka bir kuruma bağlanabileceğimi sanmıyorum	1	2	3	4	5
DB8	Bu bankanın problemlerini kendi problemlerim gibi hissediyorum.	1	2	3	4	5
Simge	G-Örgütsel Performans (OP): 1=Çok kötü, 2=Kötü, 3=Orta, 4=İyi, 5=Çok İyi	1	2	3	4	5
OP1	Bankanın hizmet kalitesi.	1	2	3	4	5
OP2	Bankanın müşterileri tatmin etme düzeyi.	1	2	3	4	5
OP3	Bankanın müşterileri mutlu etme düzeyi.	1	2	3	4	5
OP4	Bankanın hedeflerine ulaşabilmesi.	1	2	3	4	5
OP5	Bankanın çalışan memnuniyetini sağlanması.	1	2	3	4	5
OP6	Bankadaki çalışanların verimliliği.	1	2	3	4	5

OP7	Bankadaki yönetim ve diğer çalışanlar arasındaki ilişkiler.	1	2	3	4	5
OP8	Bankada yeni hizmetlerin ya da programların geliştirilmesi	1	2	3	4	5
Simge	H-Demografik İfadeler: (Size Uygun Seçeneği “X” İle Belirtmeniz Yeterli Olacaktır.)					
D01	Cinsiyetiniz?	☐ Kadın ☐ Erkek				
D02	Yaş sınıfınız?	☐ 15-30 ☐ 30-50 ☐ 51 ve üzeri				
D03	Medeni durumunuz?	☐ Evli ☐ Bekâr ☐ Dul ☐ Boşanmış ☐ Ayrı Yaşıyor				
D04	Çalıştığınız bölüm?	☐ Pazarlama ☐ Operasyon ☐ Her ikisi				
D05	Çalıştığınız alan?	☐ Bireysel ☐ Kobi-Ticari ☐ Her ikisi				
D06	Eğitim düzeyiniz?	☐ İlkokul ☐ Ortaokul ☐ Lise ☐ Önlisans ☐ Lisans ☐ Yüksek Lisans ☐ Doktora				
D07	Bankadaki pozisyonunuz?	☐ Şube Müdürü ☐ Yönetici veya yardımcısı ☐ Uzman veya Yrd. ☐ Servis görevlisi ☐ Banko görevlisi ☐ Diğer				
D08	Aylık kişisel geliriniz?	☐ 2325-3000 ☐ 3001-4000 ☐ 4001-5000 ☐ 5001-6000 ☐ 6001 ve üzeri				
D09	Bu bankadaki hizmet süreniz?	☐ 1 yıldan az ☐ 1-3 yıl ☐ 4-6 yıl ☐ 7-9 yıl ☐ 10 yıl ve üzeri				
D10	Başka bir bankada çalıştınız mı?	☐ Hayır ☐ 1 yıldan az ☐ 1-5 yıl ☐ 6-10 yıl ☐ 10 yıl ve üzeri				

Ek-3. Bağımlı y ve bağımsız x değişkenleri için standartlaştırılmış faktör yükleri:

ML tahmin tekniği

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP
OB1	0,91										
OB2	0,81										
OB3	0,78										
OB4	0,80										
PV1		0,85									
PV2		0,79									
PV3		0,85									
AF1			0,51								
AF2			0,62								
AF3			0,75								
AF4			0,73								
BE1				0,72							
BE2				0,66							
BE3				0,72							
BE4				0,72							
BUP1					0,69						
BUP2					0,79						
BUP3					0,77						
BUP4					0,74						
BUP5					0,73						
BUP6					0,61						
BD1						0,64					
BD2						0,64					
BD3						0,63					
BD4						0,62					
VIS1							0,90				
VIS2							0,94				
VIS3							0,93				
VIS4							0,88				
VIS5							0,85				
VIS6							0,87				
VIS7							1,02				
IM1								0,64			
IM2								0,61			
IM3								0,58			
DM1									0,76		
DM2									0,65		
DM3									0,63		
DB1										0,77	
DB2										0,88	
DB3										0,86	
DB4										0,92	
DB5										0,93	
DB6										0,88	
DB7										0,73	
OP1											0,71
OP2											0,76
OP3											0,74

Ek-4. Bağımlı Y ve Bağımsız X Değişkenleri İçin Standartlaştırılmış Faktör Yükleri:**ULS Tahmin Tekniği**

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP
OB1	0,84										
OB2	0,72										
OB3	0,88										
OB4	0,84										
PV1		0,91									
PV2		0,74									
PV3		0,83									
AF1			0,55								
AF2			0,62								
AF3			0,73								
AF4			0,69								
BE1				0,73							
BE2				0,72							
BE3				0,70							
BE4				0,67							
BUP1					0,67						
BUP2					0,76						
BUP3					0,75						
BUP4					0,73						
BUP5					0,76						
BUP6					0,66						
BD1						0,61					
BD2						0,63					
BD3						0,60					
BD4						0,69					
VIS1							0,87				
VIS2							0,91				
VIS3							0,92				
VIS4							0,91				
VIS5							0,90				
VIS6							0,88				
VIS7							1,00				
IM1								0,52			
IM2								0,69			
IM3								0,65			
DM1									0,72		
DM2									0,69		
DM3									0,65		
DB1										0,81	
DB2										0,83	
DB3										0,83	
DB4										0,91	
DB5										0,92	
DB6										0,91	
DB7										0,87	
OP1											0,83
OP2											0,66
OP3											0,70

Ek-5. Bağımlı Y ve Bağımsız X Değişkenleri İçin Standartlaştırılmış Faktör Yükleri:
DWLS Tahmin Tekniği

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP
OB1	0,83										
OB2	0,70										
OB3	0,88										
OB4	0,84										
PV1		0,90									
PV2		0,74									
PV3		0,84									
AF1			0,55								
AF2			0,62								
AF3			0,74								
AF4			0,69								
BE1				0,72							
BE2				0,71							
BE3				0,70							
BE4				0,67							
BUP1					0,68						
BUP2					0,76						
BUP3					0,75						
BUP4					0,73						
BUP5					0,76						
BUP6					0,66						
BD1						0,62					
BD2						0,63					
BD3						0,60					
BD4						0,68					
VIS1							0,86				
VIS2							0,91				
VIS3							0,92				
VIS4							0,91				
VIS5							0,91				
VIS6							0,88				
VIS7							0,99				
IM1								0,53			
IM2								0,79			
IM3								0,51			
DM1									0,70		
DM2									0,68		
DM3									0,65		
DB1										0,81	
DB2										0,83	
DB3										0,84	
DB4										0,92	
DB5										0,92	
DB6										0,91	
DB7										0,76	
OP1											0,83
OP2											0,66
OP3											0,70

Ek-6. Bağımlı Y ve Bağımsız X Değişkenleri İçin Standartlaştırılmış Faktör Yükleri:**GLS Tahmin Tekniği**

Simge	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB	OP
OB1	0,71										
OB2	0,61										
OB3	0,65										
OB4	0,61										
PV1		0,72									
PV2		0,71									
PV3		0,68									
AF1			0,46								
AF2			0,57								
AF3			0,67								
AF4			0,64								
BE1				0,64							
BE2				0,59							
BE3				0,68							
BE4				0,68							
BUP1					0,61						
BUP2					0,70						
BUP3					0,72						
BUP4					0,67						
BUP5					0,61						
BUP6					0,50						
BD1						0,56					
BD2						0,58					
BD3						0,58					
BD4						0,54					
VIS1							0,73				
VIS2							0,80				
VIS3							0,79				
VIS4							0,78				
VIS5							0,84				
VIS6							0,74				
VIS7							0,88				
IM1								0,63			
IM2								0,56			
IM3								0,54			
DM1									0,66		
DM2									0,60		
DM3									0,58		
DB1										0,54	
DB2										0,69	
DB3										0,71	
DB4										0,77	
DB5										0,69	
DB6										0,69	
DB7										0,52	
OP1											0,69
OP2											0,65
OP3											0,59

Ek-7. Dolaysız, Dolaylı ve Toplam Etkiler: ML Tahmin Tekniği

Etkiler	Faktör	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB
Dolaysız	DB	0,09	0,26	-0,24	-0,02	0,23	-0,07	-0,17	0,40	0,39	-
		(1,95)	(4,88)	(-2,15)	(-0,24)	(2,56)	(-0,73)	(-2,88)	(3,88)	(4,42)	-
	OP	-0,07	-0,14	0,06	0,17	0,26	-0,06	0,20	0,25	-0,07	0,17
		(1,45)	(-2,61)	(0,56)	(2,35)	(2,78)	(-0,63)	(3,27)	(2,38)	(-0,83)	(2,79)
Dolaylı	DB	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	OP	0,02	0,04	-0,04	-0,00	0,04	-0,01	-0,03	0,07	0,06	-
		(1,61)	(2,42)	(-1,74)	(-0,24)	(1,92)	(-0,72)	(-2,00)	(2,44)	(2,29)	-
Toplam	DB	0,09	0,26	-0,24	-0,02	0,23	-0,07	-0,17	0,40	0,39	-
		(1,95)	(4,88)	(-2,15)	(-0,24)	(2,56)	(-0,73)	(-2,88)	(3,88)	(4,42)	-
	OP	-0,05	-0,10	0,02	0,16	0,30	-0,07	0,17	0,32	-0,01	0,17
		(-1,13)	(-1,94)	(0,21)	(2,28)	(3,20)	(-0,74)	(2,90)	(3,12)	(-0,12)	(2,79)

Not: Test istatistikleri parantez içerisinde gösterilmiştir. DB: Çoklu R-Kare=0,57 ve OP: Çoklu R-Kare=0,43.

Ek-8. Dolaysız, Dolaylı ve Toplam Etkiler: ULS Tahmin Tekniği

Etkiler	Faktör	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB
Dolaysız	DB	0,04 (0,97)	0,25 (5,70)	-0,23 (-2,02)	-0,02 (-0,24)	0,28 (2,98)	-0,06 (-0,61)	-0,13 (-2,36)	0,63 (4,55)	0,33 (3,99)	-
	OP	-0,15 (-2,96)	-0,20 (-3,38)	0,25 (1,79)	0,16 (1,75)	0,33 (2,79)	-0,03 (-0,28)	0,20 (2,88)	0,25 (2,07)	-0,07 (-0,84)	0,19 (3,15)
	DB	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dolaylı	OP	0,01 (0,89)	0,05 (2,50)	-0,04 (-1,60)	-0,00 (-0,24)	0,05 (2,29)	-0,01 (-0,61)	-0,02 (-1,75)	0,12 (2,65)	0,06 (2,30)	-
	DB	0,04 (0,97)	0,25 (5,70)	-0,23 (-2,02)	-0,02 (-0,24)	0,28 (2,98)	-0,06 (-0,61)	-0,13 (-2,36)	0,63 (4,55)	0,33 (3,99)	-
Toplam	OP	-0,14 (-2,84)	-0,15 (-2,95)	0,21 (1,57)	0,15 (1,70)	0,39 (3,31)	-0,04 (-0,37)	0,29 (4,78)	0,30 (2,07)	-0,01 (-0,15)	0,19 (3,15)

Not: Test istatistikleri parantez içerisinde gösterilmiştir. DB: Çoklu R-Kare=0,60 ve OP: Çoklu R-Kare=0,47.

Ek-9. Dolaysız, Dolaylı ve Toplam Etkiler: DWLS Tahmin Tekniği

Etkiler	Faktör	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB
Dolaysız	<i>DB</i>	0,08 (1,39)	0,25 (2,60)	-0,21 (-1,08)	-0,02 (-0,20)	0,26 (1,69)	-0,06 (-0,54)	-0,12 (-1,38)	0,54 (2,59)	0,35 (2,40)	-
	<i>OP</i>	-0,13 (-2,09)	-0,20 (-2,46)	0,25 (1,33)	0,16 (1,44)	0,29 (1,83)	-0,04 (-0,41)	0,30 (3,87)	0,21 (1,15)	-0,06 (-0,50)	0,19 (2,56)
	<i>DB</i>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dolaylı	<i>OP</i>	0,01 (1,16)	0,05 (1,79)	-0,04 (-1,04)	-0,00 (-0,20)	0,05 (1,52)	-0,01 (-0,57)	-0,02 (-1,20)	0,10 (2,09)	0,07 (1,67)	-
	<i>DB</i>	0,08 (1,39)	0,25 (2,60)	-0,21 (-1,08)	-0,02 (-0,20)	0,26 (1,69)	-0,06 (-0,05)	-0,12 (-1,38)	0,54 (2,59)	0,35 (2,40)	-
Toplam	<i>OP</i>	-0,12 (-1,77)	-0,15 (-1,98)	0,21 (1,04)	0,16 (1,32)	0,34 (2,05)	-0,07 (-0,52)	0,28 (3,81)	0,31 (1,60)	-0,01 (-0,04)	0,19 (2,56)

Not: Test istatistikleri parantez içerisinde gösterilmiştir. *DB*: Çoklu *R*-Kare=0,58 ve *OP*: Çoklu *R*-Kare=0,47.

Ek-10. Dolaysız, Dolaylı ve Toplam Etkiler: GLS Tahmin Tekniği

Etkiler	Faktör	OB	PV	AF	BE	BUP	BD	VIS	IM	DM	DB
Dolaysız	DB	-0,24 (-3,39)	0,07 (1,15)	0,07 (0,63)	-0,02 (-0,29)	0,25 (2,70)	0,05 (0,49)	-0,16 (-2,41)	-0,14 (-1,47)	0,82 (5,33)	-
	OP	-0,20 (-1,98)	-0,05 (-0,77)	0,12 (0,86)	0,09 (1,17)	0,50 (4,04)	-0,11 (-1,04)	0,26 (3,03)	0,09 (0,83)	0,15 (0,62)	0,02 (0,13)
Dolaylı	DB	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	OP	-0,01 (-0,13)	0,00 (0,13)	0,00 (0,12)	-0,00 (-0,11)	0,01 (0,13)	0,00 (0,12)	-0,00 (-0,13)	-0,00 (-0,13)	0,02 (0,13)	-
Toplam	DB	-0,24 (-3,39)	0,07 (1,15)	0,07 (0,63)	-0,02 (-0,29)	0,25 (2,70)	0,05 (0,49)	-0,16 (-2,41)	-0,14 (-1,47)	0,82 (5,33)	-
	OP	-0,20 (-1532)	-0,05 (-0,73)	0,12 (0,87)	0,09 (1,16)	0,50 (4,58)	-0,11 (-1,03)	0,26 (3,51)	0,09 (0,90)	0,17 (1,25)	0,02 (0,13)

Not: Test istatistikleri parantez içerisinde gösterilmiştir. DB: Çoklu R-Kare=0,76 ve OP: Çoklu R-Kare=0,52.

ETİK KURUL KARARI



T.C.
RECEP TAYYİP ERDOĞAN ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL VE BEŞERİ BİLİMLER ETİK KURULU

SOSYAL VE BEŞERİ BİLİMLER ETİK KURULU DEĞERLENDİRME RAPORU

Toplantı Tarihi : 18.05.2020

Toplantı No: 2020/86

Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Programı Doktora Öğrencisi Zeynep KAZANCI BAŞARAN “Yapısal Eşitlik Modellemesinde Alternatif Tahmin Tekniklerinin Karşılaştırılması” isimli projesi için çalışmalar yapmayı planlamaktadır. Bu çerçevede yürütülecek çalışmalar için izin talebi kurumumuzca değerlendirilmiş olup;

- ☒ Etik açıdan uygun bulunmuştur.
☐ Etik açıdan uygun bulunmamıştır.
☐ Etik açıdan önerilen değişikliklerin yapılmasıyla uygun bulunmuştur.

		Uygundur	Uygun Değildir*	Değişikliklerle Uygundur*
Prof. Dr. Ahmet İshak DEMİR	(Başkan)			
Prof. Dr. Yılmaz Geçit	(Üye)			
Prof. Dr. Alaattin KIZILTAN	(Üye)			
Prof. Dr. Ali Sait ALBAYRAK	(Üye)			
Prof. Dr. Hasan Ali ESİR	(Üye)			
Prof. Dr. Şevket TOPAL	(Üye)			
Prof. Dr. Zehra ASLAN	(Üye)			

* Uygun bulunmaması halinde gerekçelerini içeren bir raporun sunulmasını gerektirir.

* Değişiklik önerisini içeren raporun sunulmasını gerektirir.

