

Hazır Yazılımlarla Yapısal Eşitlik Modellemesi

Semra Varol

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İstatistik Anabilim Dalı

Ocak 2014

Structural Equation Modeling with Software Packages

Semra Varol

MASTER OF SCIENCE THESIS

Department of Statistics

January-2014

Hazır Yazılımlarla Yapısal Eşitlik Modellemesi

Semra Varol

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü

Lisansüstü Yönetmeliği Uyarınca

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Bilgi Sistemleri Bilim Dalında

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Prof. Dr. Veysel Yılmaz

Ocak-2014

ONAY

İstatistik Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisi Semra Varol'un YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı "Hazır Yazılımlarla Yapısal Eşitlik modellemesi" başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliğin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek kabul edilmiştir.

Danışman : Prof.Dr. Veysel Yılmaz

İkinci Danışman : -----

Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:

Üye : Prof.Dr. Veysel Yılmaz

Üye : Prof.Dr. Zeki Yıldız

Üye : Yrd.Doç.Dr. Hüseyin Gürbüz

Üye : Yrd.Doç.Dr. Hülya Şen

Üye : Yrd.Doç.Dr. Özer Özaydın

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

Prof. Dr. Nimetullah BURNAK

Enstitü Müdürü

ÖZET

Yapısal eşitlik modellemesi (YEM) gözlenen değişkenler yardımı ile gizil yapıları ölçmeye olanak sağlayan çok değişkenli istatistiksel bir yöntemdir. Temel istatistiksel yöntemlerin aksine yapısal eşitlik modellemesinde doğrudan ölçülemeyen kavramların modele yerleştirilebilmesi tüm gözlenen değişkenlerdeki ölçüm hatalarının modele dahil edilebilmesi yöntemin ilgi çekiciliğini artırmaktadır. Yöntem, matematiksel karmaşıklığı nedeni ile çok yaygın kullanılsa da son yıllarda yaygınlaşan kullanıcı dostu hazır yazılımlar sayesinde popüler bir yöntem haline gelmiştir.

Bu çalışmada yapısal eşitlik modellemesinde kullanılan hazır yazılımların, modelin yerine getirmesi gereken varsayımlar temelinde karşılaştırılması amaçlanmıştır. Öncelikle yapısal eşitlik modellemesinin teorik yapısı detaylı olarak incelenmiş, daha sonra en çok tercih edilen üç hazır yazılım olan AMOS, LISREL ve EQS yazılımları seçilmiş ve bu yazılımların kullanımı örnek veri seti üzerinden detaylı olarak anlatılmıştır.

Yazılımların tanıtımından sonra gerçek veri uygulamasında işsiz bireylerin kredi kartı sahipliği ve kredi kartlarına ilişkin tutum ve davranışlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesini amaçlayan 5 faktörlü araştırma modeli kullanılmıştır. Karşılaştırma da; kullanılan hazır yazılımlarda, yapısal eşitlik modellemesi için gerekli olan varsayımların test edilmesi, içerdiği tahmin metotları, kullanılan uyum iyiliği testleri, çıktıların görünümü ve yorumlanma uygunluğu gibi konular ele alınmış sonuçlar ve yorumlar paylaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Hazır yazılımlarla yapısal eşitlik modellemesi, YEM, AMOS, EQS, LISREL

SUMMARY

Structural Equation modeling (SEM) with the help of observed variables is a kind of technic which is multivariable statistical method to evaluate the latent structures. On the contrary the basic statistics methods, the structural equation modeling evaluates which cannot be directly evaluated terms and it helps to involve all observed variables which has evaluation mistakes will help its attraction. The method, because of its mathematic complexity it wasn't using that method commonly but in recent years with the help of using friendly software packages it became very popular method.

In this study, our purpose was to compare software package in structural equation modeling and the basic hypothesis which was implemented by the model. Primarily the theory in structural equation modeling was examined in detail then the most preferred software AMOS, EQS and LISREL softwares were chosen and with the using of this software together with sample data set were explained in detail.

After presentation of these softwares, in a real data application, unemployed individuals who have credit cards and identification of factors affecting the attitudes and behaviors aimed at five-factor model are used for research. In this comparison; in using software package, structural equation modeling is necessary for hypothesis testing, estimated to contain methods used goodness of fit index tests, the output of the view and interpretation compliance issues such as discussed results and comments were shared.

Keywords: Structural equation modeling with software packages, SEM, AMOS, EQS, LISREL

TEŐEKKÜR

Akademik alıőmalarında, gerek derslerimde ve gerekse tez alıőmalarında, bana danıőmanlık ederek, beni ynlendiren ve her trl olanađı sađlayan danıőmanım Prof. Dr. Veysel Yılmaz'a teőekkr ederim.

Tm alıőmalarım boyunca desteđini benden esirgemeyen eőim Hamdi Varol ile kızlarım İmge ve İzgi' ye teőekkr ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	xi
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
KISALTMALAR DİZİNİ	xv
SİMGELER DİZİNİ	xvi
1. GİRİŞ	1
1.1 Yapısal Eşitlik Modellemesi Tanımı	2
1.2 Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihsel Gelişimi.....	3
1.3 Yapısal Eşitlik Modellemesi Temel Kavramları	5
2. YAPISAL MODEL TİPLERİ	8
2.1 Path Analizi Modelleri	8
2.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi Modelleri:.....	9
2.3 Yapısal Regresyon Modelleri.....	9
2.4 Gizil Değişken Değişim Modelleri.....	10
3. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNİN YAPISI VE VARSAYIMLARI	12
3.1 Path Analizi	12
3.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi.....	13
3.3 Yapısal Eşitlik Modelleri.....	15
3.3.1 Yapısal model.....	16
3.3.2 Ölçüm modeli	17
3.3.3 Toplam, doğrudan ve dolaylı etkiler	19
3.3.4 Tahmini kovaryans matrisi	19
3.4 Yapısal Eşitlik Modellemesinin Varsayımları.....	21
3.4.1 Çok Değişkenli Normallik.....	21
3.4.2 Doğrusallık	21

3.4.3	Örneklem Hacmi	21
3.4.4	Ölçek Türü.....	22
4.	YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNİN ADIMLARI	23
4.1	Model Belirleme.....	24
4.2	Model Tanımlama	24
4.3	Model Tahmini.....	27
4.3.1	En çok olabilirlik metodu (ML)	27
4.3.2	Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler metodu (ULS).....	28
4.3.3	Genelleştirilmiş en küçük kareler metodu (GLS).....	29
4.3.4	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler metodu (WLS).....	29
4.4	Model Uyumunun Testi.....	30
4.4.1	Uyum iyiliği testleri.....	31
4.4.2	Uyum indeksleri için bazı değerlendirmeler	37
4.5	Model Düzeltmesi	38
5.	YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNDE KULLANILAN HAZIR YAZILIMLAR. 40	
5.1	AMOS, EQS ve LISREL.....	40
5.1.1	AMOS	40
5.1.2	EQS	41
5.1.3	LISREL	42
5.2	Veri Girişi.....	43
5.2.1	AMOS ile veri girişi.....	43
5.2.2	EQS ile veri girişi	44
5.2.3	LISREL ile veri girişi.....	44
5.3	Ön Analizler	45
5.3.1	AMOS ile Ön Analizler.....	45
5.3.2	EQS ile Ön Analizler.....	49
5.3.3	LISREL ile Ön Analizler.....	52
5.4	Model Tanımlama	54
6.4.1.	AMOS ile model tanımlama.....	55
6.4.2.	EQS ile model tanımlama.....	56
6.4.3.	LISREL ile model tanımlama.....	62

5.5	Model Tahmini.....	69
5.5.1	AMOS ile model tahmini	70
5.5.2	EQS ile model tahmini	72
5.5.3	LISREL ile model tahmini	77
5.6	Model Deęerlendirme.....	79
5.6.1	AMOS ile model uyumunun deęerlendirilmesi	80
5.6.2	EQS ile model uyumunun deęerlendirilmesi	83
5.6.3	LISREL ile model uyumunun deęerlendirilmesi	86
5.7	Model Düzeltmesi	88
6.	UYGULAMA	92
6.1	AMOS ile model analizi.....	94
6.2	EQS ile model analizi.....	99
6.3	LISREL ile model analizi.....	104
7.	SONUÇ ve ÖNERİLER	109
8.	KAYNAKLAR DİZİNİ	112

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>		<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1	Doğrudan ve dolaylı etki.....	2
Şekil 2.1	Path analizi örneği (Kelloway, 1998).....	8
Şekil 2.2	Doğrulayıcı faktör analizi örneği (Kelloway, 1998).	9
Şekil 2.3	Yapısal regresyon modeli örneği (Raykov and Marcoulides,2006).....	10
Şekil 2.4	Gizil değişken değişim modeli örneği (Raykov and Marcoulides,2006).....	11
Şekil 3.1	Path diyagramı örneği (Bollen,1989).....	12
Şekil 3.2	Path analizi diyagramı YEM' in grafiksel gösterimi (Yılmaz ve Çelik, 2009)	15
Şekil 3.3	Yapısal model	16
Şekil 4.1	YEM' in adımları (Kline, 2011)	23
Şekil 5.1	AMOS graphics çizim aracı paleti	41
Şekil 5.2	AMOS veri dosyası ekleme penceresi	43
Şekil 5.3	EQS yeni veri dosyası oluşturma penceresi	44
Şekil 5.4	LISREL yeni veri dosyası oluşturma penceresi	44
Şekil 5.5	AMOS Diagram penceresinde değişken seçimi.....	46
Şekil 5.6	AMOS Analysis Properties penceresi	47
Şekil 5.7	AMOS ile depress.sav dosyasının çok değişkenli normallik testi sonucu	48
Şekil 5.8	EQS Değişken listesi penceresi.....	50
Şekil 5.9	EQS Model Specifications penceresi	50
Şekil 5.10	EQS ile Tek değişkenli ve çok değişkenli açıklayıcı istatistikler	51
Şekil 5.11	Değişkenleri sürekli olarak tanımlamak için açılan pencere.....	53
Şekil 5.12	LISREL ile çok değişkenli normallik testi.....	53
Şekil 5.13	Çok değişkenli normallik testi LISREL sonucu.....	54
Şekil 5.14	Depress.sav dosyasına ait genel model	54
Şekil 5.15	Object Properties penceresi.....	55
Şekil 5.16	AMOS Graphics ile tanımlanan model	56
Şekil 5.17	Title Specifications penceresi	57
Şekil 5.18	Build Equations penceresi.....	58
Şekil 5.19	Build Equations ile ilişkilerin belirlenmesi.....	58
Şekil 5.20	Düzeltilme indeksi belirleme penceresi	59
Şekil 5.21	Depress.sav dosyası model tanımlama söz dizim dosyası	60
Şekil 5.22	Diagram Files penceresi.....	61

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

<u>Şekil</u>		<u>Sayfa</u>
Şekil 5.23	EQS ile tanımlanan model	62
Şekil 5.24	Kovaryans ve asimptotik kovaryans belirleme penceresi	63
Şekil 5.25	LISREL ile grafik arayüz açma penceresi	63
Şekil 5.26	LISREL ile gözlenen ve gizil değişkenleri tanımlama penceresi.....	64
Şekil 5.27	Add/ Read Variables penceresi	64
Şekil 5.28	Gizil (Latent) Değişken tanımlama penceresi.....	65
Şekil 5.29	Gözlenen ve Gizil değişkenler	65
Şekil 5.30	Gözlenen ve gizil değişkenlerin diyagram penceresine taşınması	66
Şekil 5.31	LISREL ile tanımlanan model	67
Şekil 5.32	LISREL ile oluşturulan depress.sav dosyasına ait sözdizim dosyası.....	69
Şekil 5.33	AMOS ile tahmin edici belirleme penceresi	70
Şekil 5.34	AMOS ile çıktı dosyası seçenekleri belirleme penceresi.....	71
Şekil 5.35	AMOS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model	72
Şekil 5.36	EQS ile tahmin edici belirleme penceresi	73
Şekil 5.37	Toplam ve dolaylı etkiler seçeneği	74
Şekil 5.38	Düzeltilme indeksleri seçim penceresi	75
Şekil 5.39	Output dosyası listeleme seçenekleri	75
Şekil 5.40	EQS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model	76
Şekil 5.41	LISREL ile tahmin edici belirleme penceresi	77
Şekil 5.42	LISREL' de toplam ve dolaylı etkileri ekleme penceresi	78
Şekil 5.43	AMOS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model	79
Şekil 5.44	AMOS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri	80
Şekil 5.45	AMOS ile elde edilen parametre tahminleri	82
Şekil 5.46	EQS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri	83
Şekil 5.47	EQS ile elde edilen parametre tahminleri	85
Şekil 5.48	LISREL ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri	86
Şekil 5.49	LISREL ile elde edilen parametre tahminleri	87
Şekil 5.50	AMOS ile elde edilen düzeltme indeksleri	89
Şekil 5.51	EQS ile elde edilen düzeltme indeksleri	89
Şekil 5.52	LISREL ile elde edilen düzeltme indeksleri	90
Şekil 6.1	Araştırmanın Modeli	93

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

<u>Şekil</u>		<u>Sayfa</u>
Şekil 6.2	Araştırma için öngörülen model.....	94
Şekil 6.3	AMOS ile tanımlanan model	95
Şekil 6.4	AMOS parametre tahminleri.....	97
Şekil 6.5	AMOS ile elde edilen standartlaştırılmış faktör yükleri	98
Şekil 6.6	EQS ile tanımlanan model	100
Şekil 6.7	EQS parametre tahminleri.....	102
Şekil 6.8	EQS ile elde edilen standardize edilmiş parametre tahminleri	103
Şekil 6.9	EQS ile elde edilen toplam ve dolaylı etkiler.....	103
Şekil 6.10	LISREL söz dizimi.....	104
Şekil 6.11	LISREL ile tanımlanan model	105
Şekil 6.12	LISREL parametre tahminleri.....	107
Şekil 6.13	LISREL toplam ve dolaylı etkiler	108

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge 1.1 Path analizinde kullanılan temel semboller (Raykov and Marcoulides, 2006).....	6
Çizelge 4.1 Uyum iyiliği testleri (Yılmaz ve Çelik, 2009).....	37
Çizelge 6.1 AMOS çok değişkenli basıklık değeri	94
Çizelge 6.2 AMOS uyum iyiliği indeksleri.....	96
Çizelge 6.3 AMOS Toplam ve dolaylı etkiler.....	99
Çizelge 6.4 AMOS ile elde edilen yapısal eşitlikler ve R^2 değerleri	99
Çizelge 6.5 EQS çok değişkenli basıklık değeri	100
Çizelge 6.6 EQS uyum iyiliği indeksleri.....	101
Çizelge 6.7 EQS ile Yapısal eşitlikler ve R^2	103
Çizelge 6.8 LISREL çok değişkenli normallik testi.....	104
Çizelge 6.9 LISREL ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri	106
Çizelge 6.10 LISREL ile Yapısal eşitlikler ve R^2 değerleri	108
Çizelge 7.1 AMOS, EQS ve LISREL programlarının özellikleri	111

KISALTMALAR DİZİNİ

<u>Kısaltma</u>	<u>Anlamı</u>
ADF	Asimptotik olarak dağılımdan bağımsız
AGFI	Düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi
AGLS	Rasgele dağılımlı genelleştirilmiş en küçük kareler
AIC	Akaike bilgi kriteri
CAIC	Tutarlı akaike bilgi kriteri
CFI	Karşılaştırmalı uyum indeksi
CR	Kritik oran (Critical ratio)
DELTA2	Artımlı uyum indeksi
DFA	Doğrulayıcı faktör analizi
ECVI	Beklenen çapraz geçerlilik indeksi
GFI	Uyum iyiliği indeksi
GLS	Genelleştirilmiş en küçük kareler
LM	Lagrange çarpanı
ME	Tahmin metodu
MI	Düzeltilme indeksleri
MIMIC	Çoklu göstergeler-çoklu nedenler
ML	En çok olabilirlik
ND	Ondalık basamak sayısı
NFI	Normlaştırılmış uyum indeksi
NNFI	Normlaştırılmamış uyum indeksi
OLS	Olağan en küçük kareler
PGFI	Tutarlı uyum iyiliği indeksi
PNFI	Tutarlı normlaştırılmış uyum indeksi
RMR	Hata kareleri ortalamasının karekökü
RMSEA	Yaklaşık ortalamaların hata karekökü
SC	Standartlaştırılmış sonuçlar
SRMR	Standartlaştırılmış hata kareleri ortalamasının karekökü
ULS	Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler
WLS	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler
YEM	Yapısal eşitlik modellemesi

SİMGELER DİZİNİ

<u>Simge</u>	<u>Anlamı</u>
X	Gözlenen dışsal değişken (exogenous)
Y	Gözlenen içsel değişken (endogenous)
ξ	Gizil dışsal (exogenous) değişken
η	Gizil içsel (endogenous) değişken
λ	Gizil değişken ve gözlenen değişken arasındaki bağı ilişkin yapısal katsayı
δ	Gözlenen dışsal (exogenous) değişkendeki ölçme hatası
ε	Gözlenen içsel (endogenous) değişkendeki ölçme hatası
ζ	Gizil içsel (endogenous)değişkenle ilgili ölçme hata terimi
γ	Dışsal bir değişkenden içsel bir değişkene olan yapısal etki
β	İçsel bir değişkenin diğer içsel bir değişkene olan yapısal etkisi
Λ_y	Faktör yüklerinin $p \times m$ boyutlu matrisi.
Σ	p tane göstergenin $p \times p$ lik simetrik kovaryans matrisi
Ψ	Faktör korelasyonlarının $m \times m$ boyutlu simetrik matrisi
Θ_ε	ε hata terimlerinin $p \times p$ boyutlu diyagonal matrisidir
Θ_δ	δ hata terimlerinin $q \times q$ boyutlu diyagonal matrisidir
Γ	Gizil dışsal değişkenler için $m \times n$ boyutlu katsayı matrisi
Φ	Gizil dışsal değişkenlerin $n \times n$ boyutlu kovaryans matrisi
Ψ	$m \times m$ boyutlu kovaryans matrisi

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Yapısal eşitlik modellemesi (YEM) gözlenen değişkenler yardımı ile gizil yapıları ölçmeye olanak sağlayan çok değişkenli istatistiksel bir yöntemdir.

Sosyal bilimlerde doğrudan ölçülemeyen soyut yapılar araştırmacıların ilgi odağı olmuştur. Bu soyut yapılara faktör ya da gizil değişken adı verilir. Sosyal ve eğitim bilimlerinde sıklıkla araştırmalara konu olan memnuniyet, tükenmişlik, mutluluk, tutum ve sayısal yetenek gizil değişkenlere örnek olarak verilebilir. Örneğin mutluluk gizil değişkeni doğrudan gözlenememesi nedeni ile doğrudan ölçülemez. Aslında gözlenemeyen mutluluk değişkeni, gözlenebilen başka bir veya daha fazla değişkenle bağlantılıdır ve dolayısı ile bu gizil değişkeni ölçmek mümkün olmaktadır.

Klasik yöntemlerin aksine gözlenemeyen değişkenlerin modele yerleştirilebilmesi ve gözlenen tüm değişkenlerdeki ölçüm hatalarının modele dahil edilebilmesi yöntemin ilgi çekici olmasını sağlamıştır.

Son yıllarda yaygınlaşan kullanıcı dostu YEM yazılımları (AMOS, EQS, LISREL, SEPATH, RAMONA, SAS, CALIS gibi) araştırmacılara karmaşık gelen yöntemin uygulanabilirliğini kolaylaştırmış ve popüleritesini artırmıştır. Bu çalışmada yapısal eşitlik modellemesinde kullanılan hazır yazılımlardan en çok tercih edilen, AMOS, EQS ve LISREL hazır yazılımları modelin yerine getirmesi gereken varsayımlar temelinde karşılaştırılmıştır.

Bu çalışmanın birinci bölümünde yapısal eşitlik modellemesinin tanımı, tarihsel gelişimi ve temel kavramları anlatılmıştır. İkinci bölümde yapısal model tipleri anlatılmıştır. Üçüncü bölümde yapısal eşitlik modellemesinin yapısı ve varsayımları incelenmiştir. Dördüncü bölümde yapısal eşitlik modellemesinin adımları anlatılmıştır. Beşinci bölümde AMOS, EQS ve LISREL hazır yazılımlarının detaylı tanıtımı yapılmıştır. Altıncı bölümde gerçek veri uygulamasında işsiz bireylerin kredi kartı sahipliği ve kredi kartlarına ilişkin tutum ve davranışlarını etkileyen faktörlerin

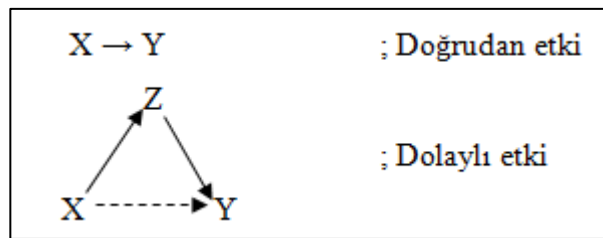
belirlenmesini amaçlayan 5 faktörlü araştırma modeli kullanılmıştır. Karşılaştırma da; kullanılan hazır yazılımlarda, varsayımların testi, içerdiği tahmin metotları, kullanılan uyum iyiliği testleri, çıktıların görünümü ve yorumlanma uygunluğu gibi konular ele alınmıştır. Yedinci bölümde karşılaştırmanın sonuçları ve öneriler paylaşılmış, programların özellikleri tablolaştırılmıştır.

1.1 Yapısal Eşitlik Modellemesi Tanımı

Yapısal eşitlik modellemesi (YEM), sosyal bilimler, davranış bilimleri ve eğitim bilimlerinin yanı sıra biyologlar, ekonomistler, pazarlama ve tıbbi araştırmacılar tarafından kullanılan istatistiksel bir yöntemdir (Raykov and Marcoulides, 2006).

Bentler'e (1988) göre yapısal eşitlik modeli, bazı olguları içeren yapısal kuramların çözümlenmesi için doğrulayıcı bir yaklaşım ortaya koyan istatistiksel bir yöntemdir. Tipik olarak, bu teori çoklu değişkenlere ilişkin gözlemler hakkında "nedensel" bir süreci temsil eder (Byrne, 1998).

Burada nedensellik ile anlatılmak istenilen, araştırmacılar tarafından kurgulanan bir model bağlamında, değişkenler arasındaki doğrudan etkiler ile dolaylı etkilerin test edilmesidir.



Şekil 1.1 Doğrudan ve dolaylı etki

Şekil 1.1 ile ilk satırda X değişkeninin Y değişkenine doğrudan etkisi, ikinci satırda ise X değişkeninin Y değişkenine olan dolaylı etkisi gösterilmiştir. X' in Y' ye olan dolaylı etkisine Z değişkeni aracılık etmektedir.

YEM en genel tanımla gizil yapıları gözlenen değişkenler aracılığı ile incelemeye olanak veren tekniklere verilen genel addır.

Yapısal eşitlik modellemesinin bazı karakteristik özellikleri aşağıda sıralanmıştır;

1. Modeller, genellikle doğrudan ölçülemeyen ve muhtemelen (çok) iyi tanımlanmamış teorik veya varsayımsal yapılar açısından tasarlanır. Örneğin; kaygı, tutum, hedefler, zeka, motivasyon, kişilik, okuma ve yazma yetenekleri, saldırganlık ve sosyo-ekonomik durum yapılarına örnek olarak verilebilir.
2. Modeller genellikle tüm gözlenen değişkenlerdeki olası ölçüm hatalarını hesaba katar. Bunu her bir ölçüm için bir hata terimini modele dahil ederek gerçekleştirir. Hata terimlerinin varyansları, genel olarak, bir model ilgili veri setine uyumlu olduğunda tahmin edilen parametrelerdir. Hata terimleri hakkında kurulan hipotez testleri, diğer model parametreleriyle onların ilişkileri veya hata değişkenleri hakkında anlamlı sağlam iddiaların sunulabildiği durumlarda geçerlidir.
3. Modeller genellikle gözlenen değişkenlerin tüm çiftleri arasındaki ilişki göstergelerinin matrislerini (yani, kovaryans ve korelasyon matrisleri) temel alır.

Karakteristik bu liste klasik doğrusal modelleme yaklaşımlarından, yapısal eşitlik modelleri ayırt etmek için kullanılabilir. Bu klasik yaklaşımların büyük bir kısmını regresyon analizi, varyans analizi, kovaryans analizi ve çok değişkenli istatistiksel yöntemler kapsamaktadır. Bu klasik yaklaşımlarda tipik modeller bağımsız değişkenlerin hatasız ölçüldüğünü varsayar (Raykov and Marcoulides, 2006).

1.2 Yapısal Eşitlik Modellemesinin Tarihsel Gelişimi

Yapısal eşitlik modellemesinin tarihçesi kronolojik sırayla gelişim göstermiştir. Bunlar; regresyon analizi, path analizi, doğrulayıcı faktör analizi (Confirmatory Factor Analysis (CFA)) ve yapısal eşitlik modellemesidir.

İlk model regresyon ağırlıklarını hesaplamak için korelasyon katsayısı ve en küçük kareler ölçütünü kullanan lineer regresyon modellerini içerir. Regresyon modellerinde iki değişken arasındaki ilişki için bir indeks sağlanması 1896 yılında Karl

Pearson tarafından korelasyon katsayısı için bir formül oluşturulması ile mümkün olmuştur (Schumacker and Lomax, 2004).

Modern yapısal eşitlik modellerinin kökenleri biyolog Sewell Wright tarafından geliştirilen path analizine dayanmaktadır (Hancock and Mueller, 2006). Shipley (2004), 1960'a kadar path analizinin ekonometrisyenler ve sosyologlar tarafından göz ardı edildiğini belirtmiştir. 1960'lı yıllar boyunca ve 1970'lerin başlarında sosyologlar, Blalock (1961), Boundon (1965) ve Duncan (1966) ilişkilendirilmiş kısmi korelasyon metodunu ve path analizinin gücünü keşfetmişlerdir (Yılmaz ve Çelik, 2009). 1960'ların sonlarına doğru path analizi sosyologlar, Duncan (1969), Heise (1969), ve Bohrnstedt (1969) tarafından özellikle boylamsal (longitudinal) ve panel veri analizlerinde daha fazla kullanılmıştır (Puges, et. al., 2003).

Bugün kullanılan doğrulayıcı faktör analizi (DFA) terimi Howe (1955), Andeson ve Rubin (1956) ve Lawley (1958)'in çalışmalarına dayanmaktadır. DFA yöntemi tanımlanmış bir yapının veri setine uyumlu olup olmadığını test etmek için 1960'lı yıllarda Karl Jöreskog tarafından geliştirilmiştir. Jöreskog, 1963 yılında bilimsel çalışmalarını tamamlamış, 1969 yılında DFA ile ilgili ilk makalesini yayımlamış ve daha sonra ilk DFA yazılımının geliştirilmesine katkıda bulunmuştur. Faktör analizi 100 yılı aşkın bir süredir ölçme araçları oluşturmak için kullanılmaktadır, DFA ise teorik yapıların varlığını sınamak için kullanılır (Schumacker and Lomax, 2004).

Son model tipi yapısal eşitlik modelleri (YEM)'dir. YEM, path analizi ve doğrulayıcı faktör analizi gibi teknikleri içeren istatistiksel prosedürlerin bir ailesidir (Kline, 1998).

Modern YEM orijinal olarak JKW (Jöreskog-Keesling-Wiley) modeli olarak bilinmektedir (Bollen, 1989; Yılmaz ve Çelik, 2009). Fakat daha sonradan ilk hazır yazılım olan LISREL'in geliştirilmesi ile "Doğrusal Yapısal İlişkiler Modellemesi (LISREL)" olarak adlandırılmıştır. Jöreskog ve van Thillo "Educational Testing Service – ETS" te LISREL hazır yazılımını bir matris komut dili kullanarak geliştirmişlerdir. İlk kullanılabilir sürümü, LIREL III 1976' da yayımlanmıştır (Yılmaz ve Çelik, 2009). LISREL geliştirilen ilk YEM hazır yazılımıdır.

Günümüzde model uygunluğunu test etmek için çok sayıda hazır yazılım vardır. Bu yazılımlardan LISREL ile beraber en yaygın kullanılanları AMOS (Arbuckle, 1994) ve EQS (Bentler, 1985) dir. Bunların dışında LISCOMP (Muthén, 1987), SEPATH (Steiger, 1995), Mx (Neale, 1994), MPLUS (Muthén, 1998), SAS PROC CALIS (SAS Institute, 1990), RAMONA (Mels, 1988), LINCOS (Schoenberg and Arminger, 1988) ve MECOSA (Arming, 1997) adlı hazır yazılımlar da bulunmaktadır (Peprah, 2000).

1.3 Yapısal Eşitlik Modellemesi Temel Kavramları

Yapısal eşitlik modellemesini anlatmanın en kolay yollarından biri özel bir grafik gösterimi kullanarak yapılan ve path diyagram (yol şeması) olarak adlandırılan diyagram çizmektir. Path diyagram ele alınan modelin grafiksel gösterimidir. Bu diyagram modeli tanımlayan denklemler setine eşdeğerdir ve tipik şekilsel bir model sunan alternatif bir yöntem olarak kullanılmaktadır (Raykov and Marcoulides, 2006).


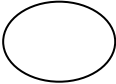


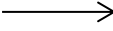
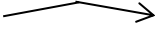
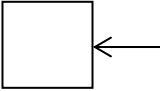
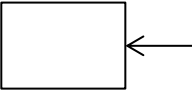
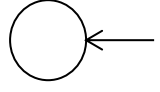
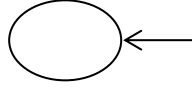
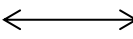

Yapısal eşitlik modellerinde belirli yapılandırmaları tanımlamak için şematik olarak dört geometrik sembol kullanılır. Bunlar daire (veya elips), kare (veya dikdörtgen), Tek yönlü ok ve çift yönlü oktur. Kural olarak, daireler (veya elips) gözlenmemiş gizil faktörleri, kareler (veya dikdörtgenler) gözlenen değişkenleri, tek yönlü ok (\rightarrow) bir tek değişkenin etkisini, çift yönlü ok (\leftrightarrow) değişken çiftleri arasındaki kovaryansları veya korelasyonları temsil eder.

Üzerinde çalışılan belirli bir yapının modeli oluşturulurken, araştırmacılar dört temel konfigürasyon çerçevesinde bu sembolleri kullanır. Bu dört konfigürasyon kısa bir açıklama ile birlikte aşağıdaki gibidir:

- Bir gözlenemeyen gizil değişken üzerine gözlenen değişkenin regresyonu için path katsayısı (veya faktör),
- Başka bir faktör üzerine bir faktörün regresyonu için path katsayısı,
- Bir gözlenen değişken ile ilişkili ölçüm hatası,
- Bir gözlenemeyen faktörünün tahmininde artıklar hatası (Byrne, 2001a).

Yapısal eşitlik modelleri için oluşturulan path diyagramlarında kullanılan semboller Çizelge1.1 deki gibidir.

Çizelge 1.1 Path analizinde kullanılan temel semboller (Raykov and Marcoulides, 2006)

Sembol	Açıklama
 veya 	Gizil (latent) değişken
 veya 	Gözlenen değişken
 veya 	Tek yönlü yol
 veya 	Gözlenen değişkenlerde ölçüm hatası
 veya 	Gizil değişkende hata
 veya 	Değişkenler arası korelasyon

Yapısal eşitlik modellerinde model tanımlanırken farklı değişken türlerinden bahsedilir. Bunlar; gizil ve gözlenen değişken, dışsal-bağımsız ve içsel-bağımlı değişkenlerdir. Bu değişken türlerinin kısa açıklamaları aşağıda verilmiştir.

Gözlenen değişken: Doğrudan gözlenebilen veya ölçülebilen değişkendir.

Gizil değişken: Davranış bilimlerinde araştırmacılar sıklıkla doğrudan gözlenemeyen soyut yapılar ile ilgilenirler. Bu soyut yapılara gizil değişkenler veya faktörler denir. Psikolojide benlik kavramı ve motivasyon gizil değişkenlere örnek olarak verilebilir. Gözlenen veya ölçülen değişkenler genellikle bir gizil değişkenin göstergeleri olabilir.

Dışsal-bağımsız (Egzojen) değişken: Dışsal-bağımsız gizil değişkenleri bağımsız değişkenler ile eşanlamlıdır. Dışsal-bağımsız değişkendeki dalgalanmalar model tarafından açıklanamaz.

İçsel-bağımlı (Endojen) değişken: İçsel-bağımlı gizil değişkenleri bağımlı değişkenler ile eşanlımlıdır ve doğrudan veya dolaylı olarak dışsal değişken tarafından etkilenir. İçsel-bağımlı değişkendeki dalgalanmalar model tarafından açıklanabilir. Çünkü bu değişkenleri etkileyen tüm gizil değişkenler modelde yer almaktadır.

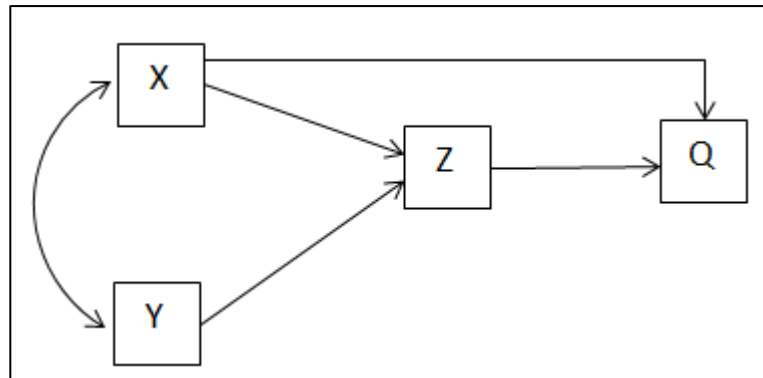
BÖLÜM 2

YAPISAL MODEL TIPLERİ

Yapısal eşitlik modelleri dört temel grup altında toplanabilir. Bunlar; path analizi modelleri, doğrulayıcı faktör analizi modelleri, yapısal regresyon modelleri ve gizil değişken değişim modelleridir.

2.1 Path Analizi Modelleri

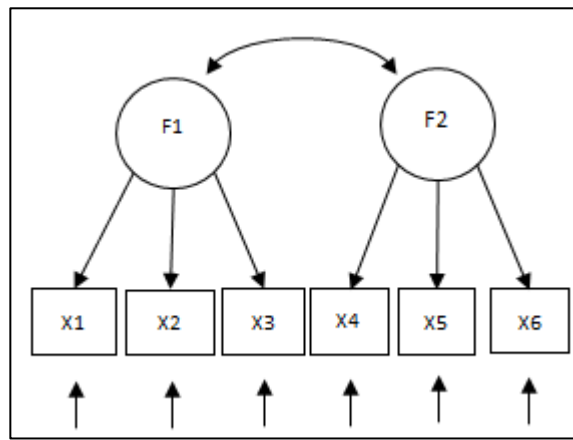
YEM ailesinden path analizi modelleri, her teorik değişkenin ölçülen değişken olduğunda tercih edilen bir tekniktir ve araştırmacının bu değişkenler arasındaki nedensel ilişkiler hakkında önceden hipotezleri vardır. Başlangıç noktası tüm nedensel hipotezleri temsil eden bir yapısal modelin belirtimidir. Bir path modeli gözlenen değişkenler için yapısal bir modeldir (Kline, 2011). Path Analizi path diyagramlarında gösterilen yolların gücünü belirlemeye çalışır (Hair, et. al, 2010). Şekil 2.1 gözlenen değişkenler ile oluşturulmuş bir path analizi örneğidir.



Şekil 2.1 Path analizi örneği (Kelloway, 1998).

2.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi Modelleri:

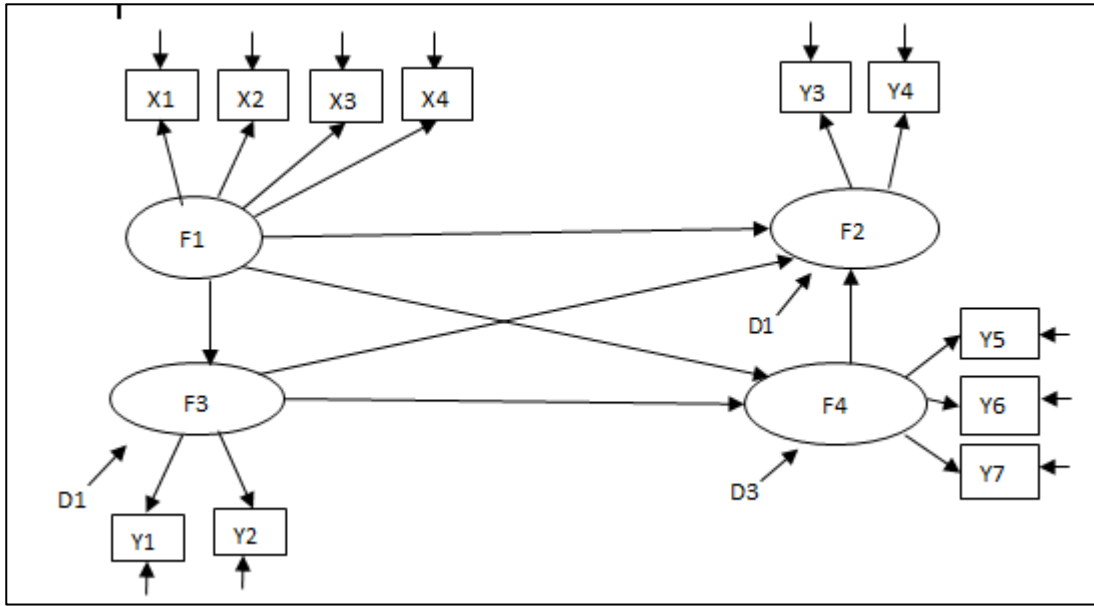
Doğrulayıcı faktör analizi (DFA) modelleri genellikle önceden belirlenmiş ilişkileri test etmek için kullanılır (Hair, et. al, 2010). Şekil 2.2 iki faktör ve altı göstergeli standart bir DFA modelinin bir örneğidir. X1-X3 gözlenen değişkenleri F1 gizil değişkenini, X4-X6 gözlenen değişkenleri F2 gizil değişkenini ölçmektedir. F1 ve F2 gizil değişkenleri arasında ilişki çift yönlüdür.



Şekil 2.2 Doğrulayıcı faktör analizi örneği (Kelloway, 1998).

2.3 Yapısal Regresyon Modelleri

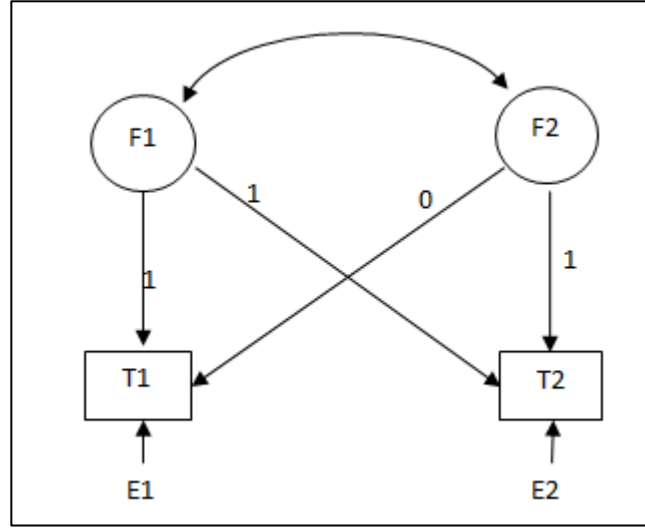
Yapısal regresyon modelleri, gözlenen değişkenler ile ölçülen gizil değişkenlerin oluşturduğu ölçüm modeli ve gizil değişkenlerin kendi arasında ilişkili olduğunu varsayan yapısal modelin birleşimidir. Tek bir model içinde, ölçüm ve yapısal modeldeki ilişkilere ait hipotezleri test etmek için çok fazla esneklik sağlar (Kline, 2011). Şekil 2.3' de verilen yapısal regresyon modeli gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren bir örnektir. Gizil değişkenler arasındaki ilişkinin yönü tek yönlü oklar ile gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Yapısal regresyon modeli örneği (Raykov and Marcoulides,2006)

2.4 Gizil Değişken Değişim Modelleri

Gizil değişken değişim modelleri, gizil eğri analizi modelleri veya gizil büyüme eğrisi modelleri olarak da adlandırılır. Bu modeller gizil değişkendeki zaman içinde ortaya çıkan değişimi ortaya koyan modellerdir. Bu modellerin odaklandığı veri, gizil değişkenin zaman içerisinde değiştiği bir veri setidir (örn: Enflasyon rakamları, büyüme oranları vb.). Bu veri setlerindeki büyüme, azalma örüntülerini veya her iki örüntüyü birden dikkate almakta ve araştırmacıların hem birimler içi zamansal gelişimleri hem de birimler arası benzerlik ve farklılıkları açıklamasını sağlamaktadır (Raykov and Marcoulides, 2006) Şekil 2.4 ile gizil değişken değişim modeli örneği verilmiştir.



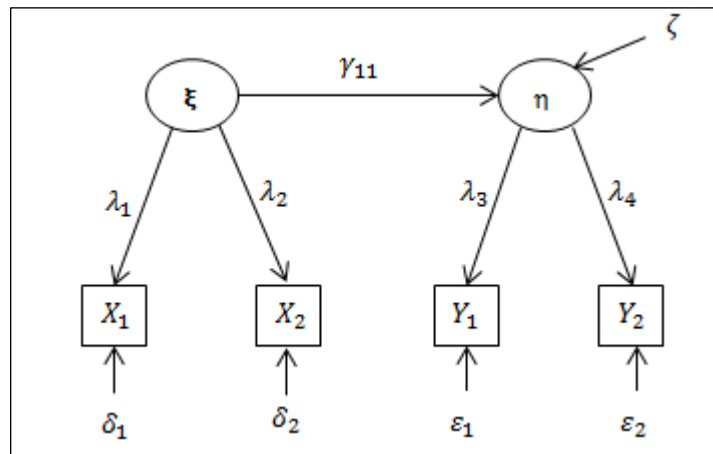
Şekil 2.4 Gizil değişken değişim modeli örneği (Raykov and Marcoulides,2006)

BÖLÜM 3

YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNİN YAPISI VE VARSAYIMLARI

3.1 Path Analizi

Bir YEM yöntemi olan path analizi, çoklu regresyon tekniklerinin uzantısıdır. Path analizi, araştırmacıya bağımlı değişkenler grubunun arasındaki ilişkiler hipotezini modelleme, test etme ve azaltma imkanı sağlar. Çoklu regresyonun tersine, path analizi kullanmak çoklu bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin yönünün ve gücünün kendiliğinden değerlendirilmesine izin verir. Yol analizinin amacı, modeli kendi bütünlüğü içinde test etmektir (Clayton and Pett, 2008).



Şekil 3.1 Path diyagramı örneği (Bollen,1989)

Path diyagramı için eşitlikler Eşitlik 1, Eşitlik 2 ve Eşitlik 3 ile gösterilmiştir.

$$\eta = \gamma_{11}\xi + \zeta \quad (1)$$

$$x_1 = \lambda_1\xi + \delta_1, \quad x_2 = \lambda_2\xi + \delta_2 \quad (2)$$

$$y_1 = \lambda_3\eta + \varepsilon_1, \quad y_2 = \lambda_4\eta + \varepsilon_2 \quad (3)$$

Matris gösterimi Eşitlik 4 de gösterildiği gibidir.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix} [\xi] + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{bmatrix} \text{ ve } \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_3 \\ \lambda_4 \end{bmatrix} [\eta] + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Varsayımları; $COV(\xi, \delta_i)$, $COV(\xi, \varepsilon_j)$, $COV(\xi, \zeta)$, $COV(\eta, \varepsilon_j)$, $COV(\delta_i, \delta_{i+1})$, $COV(\delta_i, \varepsilon_j)$, $COV(\varepsilon_j, \varepsilon_{j+1})$, $COV(\delta_i, \zeta)$ ve $COV(\varepsilon_j, \zeta)$ sıfırdır (Yılmaz ve Çelik, 2009).

- X; Gözlenen dışsal değişken (exogenous)
 Y; Gözlenen içsel değişken (endogenous)
 ξ (xi/ksi); Gizil dışsal (exogenous) değişken
 η (eta); Gizil içsel (endogenous) değişken
 λ (lambda); Gizil değişken ve gözlenen değişken arasındaki bağı ilişkin yapısal katsayı
 δ (delta); Gözlenen dışsal (exogenous) değişkendeki ölçme hatası
 ε (epsilon); Gözlenen içsel (endogenous) değişkendeki ölçme hatası
 ζ (zeta); Gizil içsel (endogenous) değişkenle ilgili ölçme hata terimi
 γ (gamma); Dışsal bir değişkenden içsel bir değişkene olan yapısal etki

Path diyagramları denklem sistemlerini gösteren bir başka araçtır. (Bollen, 1989). Path analizinde model belirlenirken dışsal değişkenlerin içsel değişkenler üzerindeki etkilerinin yönü belirlenerek analiz yapılır. Path katsayılarının belirlenmesi için modelde yer alan değişkenler arasındaki korelasyonlar hesaplanmalıdır. Hesaplanan path katsayıları, dışsal değişkendeki bir birimlik bir değişime bağlı olarak içsel değişkende beklenen değişim miktarını göstermektedir. Path katsayıları standartlaştırılmış regresyon katsayıları olarak adlandırılmaktadır. Raykov ve Marcoulides (2006) path analizini daha açık bir ifade ile gözlenen değişkenler arasındaki açıklayıcı ilişkilerin modellenmesi için kullanılan bir yaklaşım olarak ifade etmiştir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Path diyagramları model uyumunu test etmek için kullanılan hazır yazılımlarda, söz dizim dosyalarını oluşturmak için kullanıcıya önemli ölçüde kolaylık sağlar.

3.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi

Doğrulayıcı faktör analizi, özellikle gizil değişkenler ve gözlenen ölçümler (test maddeleri, test skorları, vb.) arasındaki ilişkilerin ölçüm modelleriyle ilgilenen YEM' in bir türüdür (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Doğrulayıcı faktör analizi arařtırmacının elindeki verinin orijinal (daha önce keřfedilmiş ve farklı alıřmalarda kullanılmış olan) yapıya uyup uymadığını gösterir. Arařtırmacı elinde bulunan verinin daha önce kurgulanmış olan faktör yapısı ile uyumlu olup olmadığını ortaya koymak ister (Meydan ve Őeřen, 2011). DFA arařtırmacıların belirli bir faktör yapısı hakkında hipotezleri test etmesine imkan vermektedir. DFA ile faktör modeline önemli ölçüde anlamlı kısıtlamaları yerleřtirmek mümkündür. Arařtırmacılar faktörlerin sayısını belirleyebilir ya da belirli deęerlere gözlenen deęiřkenlere gizil deęiřkenin etkisini ayarlayabilir (Albright and Park, 2009).

Bir modele dair olarak DFA' da gerekli analizlerin yapılabilmesi için üç öęenin belirtilmiş olması gerekir. Bunlar sırasıyla; (a) Faktör sayısı önsel olarak belirlidir, (b)Gözlenen deęiřkenlerin yüklerinin bu faktörlerden hangisine yükleneceęi önsel olarak bilinir, (c) Faktör çiftlerinin hangilerinin birbiriyle iliřkili olduęu önceden bilinir.

DFA Modeli Eřitlik 5' deki gibi gösterilebilir;

$$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (5)$$

y ; gözlenen deęiřkenler

Λ_y ; faktör yüklerinin $p \times m$ boyutlu matrisidir.

η ; gizil faktörler

ε ; hata terimi

y 'nin kovaryans matrisi Eřitlik 6' daki gibidir.

$$\Sigma = \Lambda_y \Psi \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \quad (6)$$

Σ ; p tane göstergenin $p \times p$ lik simetrik kovaryans matrisi

Ψ ; faktör korelasyonlarının $m \times m$ boyutlu simetrik matrisi

Θ_ε ; ε hata terimlerinin $p \times p$ boyutlu diyagonal matrisidir

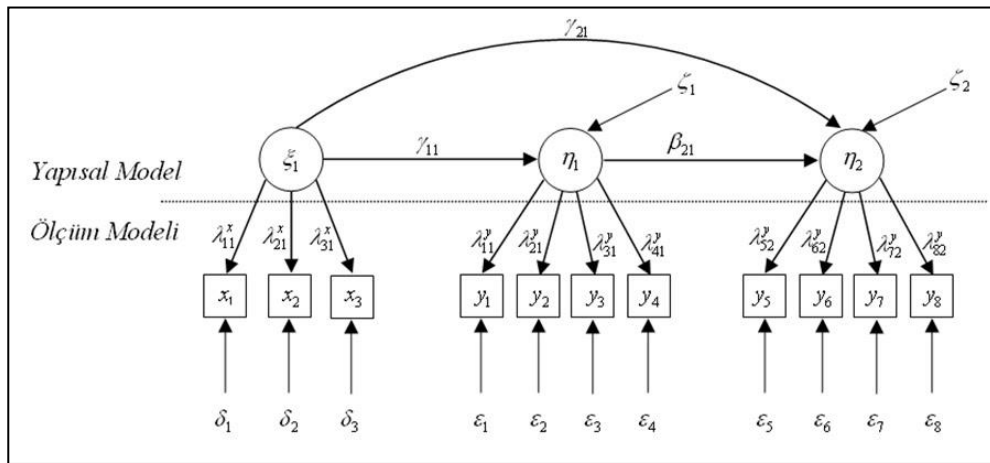
DFA da gizil deęiřkenler içsel ya da dışsal olabilir. Bir dışsal deęiřken, çözümlenmede yer alan başka deęiřkenlerce etkilenmez. Bir içsel deęiřken ise modeldeki bir veya daha çok deęiřkenden etkilenir. Dışsal deęiřkenler x 'in(bağımsız

veya açıklayıcı değişkenler) eş anlamlısı gibi gösterilebilir. Benzer biçimde içsel değişkenler y 'ye (bağımlı değişkenler) eşittir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

3.3 Yapısal Eşitlik Modelleri

YEM, önerilen teorik bir modelin sınanması ya da bu modelin hipotezlerinin test edilmesi temeline dayanmaktadır. Genellikle sonuçta birden fazla alternatif modelin karşılaştırılması yoluyla, veriyi en iyi tanımlayan modelin belirlenmesi amaçlanmaktadır. YEM' nin ölçüm modeli ile başlaması önerilmektedir ve ölçüm modeli tipik bir DFA olarak kabul edilmektedir (Sütütemiz, 2005).

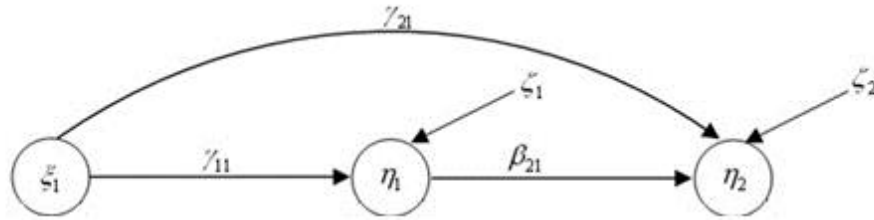
YEM iki parçadan oluşmaktadır. Bunlardan birincisi, gözlenen değişkenleri gizil değişkenlere doğrulayıcı faktör analizi ile bağlayarak uygulanan ölçüm modeli; ikincisi ise birbirine eşzamanlı eşitlik ile sistemleri ile bağlayarak uygulanan yapısal model'dir Şekil 3.2 üç gizil değişken için basit yinelemeli path diyagramını göstermektedir.(Yılmaz ve Çelik, 2009).



Şekil 3.2 Path analizi diyagramı YEM' in grafiksel gösterimi (Yılmaz ve Çelik, 2009)

3.3.1 Yapısal model

Şekil 3.3 ile gösterilen yapısal model (gizil değişken modeli), gizil değişkenler arasındaki ilişkileri özetleyen yapısal eşitlikleri kapsar.



Şekil 3.3 Yapısal model

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi + \zeta_1 \quad (7)$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2 \quad (8)$$

Matris gösterimi ile yazılırsa;

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Yapısal model için yapısal eşitlik:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (10)$$

şeklindedir. B, mxm boyutlu gizil içsel değişkenler için katsayı matrisidir. Tipik elemanı β_{ij} dir. B 'nin ana diyagonali daima sıfırdır. Burada yer alan herhangi bir sıfır değeri, gizil bir içsel değişken üzerinde başka bir gizil içsel değişkenin etkisinin olmadığını ifade etmektedir. Γ ; gizil dışsal değişkenler için mxn boyutlu katsayı matrisidir, elemanları γ_{ij} ile gösterilir. ζ ; elemanları ζ_{ij} olan (mx1) boyutlu eşitliklerdeki gizil hataları gösteren matristir. Gizil dışsal değişkenlerin nxn boyutlu kovaryans matrisi Φ_{ij} elemanları ile Φ ' dir. Eşitlikteki mxm boyutlu kovaryans matrisi Ψ ' dir, elemanları ψ_{ij} ile gösterilir. $\Psi (\psi_{ij})$ ' nin ana köşegenindeki her bir elemanı i. eşitliğin içerdiği

açıklayıcı değişkenlerce açıklanamayan η_i değişkenine karşılık gelen varyanstır. Kovaryans matrisleri;

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

olarak gösterilir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Varsayımlar:

$$E(\eta) = 0, E(\xi) = 0, E(\zeta) = 0 \quad (12)$$

ζ, ξ ile ilişkisizdir. $(I - B)$ tekil olmayan matristir.

3.3.2 Ölçüm modeli

Ölçüm modeli gözlenen değişkenler ile gizil değişkenler arasındaki bağlantıyı gösteren yapısal eşitliklere sahiptir. Her bir gizil değişken çeşitli gözlenen değişkenlerce ölçülür. Şekil 3.2' te yer alan dışsal gizil değişkene dair ölçüm modeli ve matris gösterimi;

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix} \quad \Theta_\delta = \begin{bmatrix} \sigma_{\delta_1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\delta_2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\delta_3}^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

şeklindedir.

Θ_δ : δ' 'nin kovaryans matrisi(qxq)

Denklemler sistemi:

$$\begin{aligned} x_1 &= \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1 \\ x_2 &= \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 \\ x_3 &= \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3 \end{aligned} \quad (14)$$

Genel biçim:

$$x = \Lambda^x \xi + \delta \quad (15)$$

Benzer şekilde Şekil 3.2 için içsel değişkenlere ait genel biçim;

$$y = \Lambda^y \eta + \varepsilon \quad (16)$$

olacaktır (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Burada; gizil dışsal değişkene ait gözlenen gösterge sayısı q , gizil içsel değişkenler ait gözlenen gösterge sayısı p , gizil dışsal değişken sayısı n , gizil içsel değişken sayısı m ile gösterilsin. Bu gösterim temel alındığında (15) ve (16) nolu denklemler için bir genelleştirme yapılırsa; x elemanları x_i olan $(q \times 1)$ boyutlu matristir. x' ler ξ' nin gözlenen göstergeleridir. ξ , $(n \times 1)$ boyutlu gizil dışsal değişkenlere ait matristir. Λ^x , x' in ξ ilişkili $(q \times n)$ boyutlu katsayı matrisidir. δ , elemanları δ_i olan $(q \times 1)$ boyutlu x' in ölçüm hatalarının matrisidir. y ; elemanları y_i olan $(p \times 1)$ boyutlu matristir. y' ler η' nin gözlenen göstergeleridir. η ; $(m \times 1)$ boyutlu gizil içsel değişkenlere ait matristir. Λ^y ; y' nin η ilişkili $(p \times m)$ boyutlu katsayı matristir. ε ; elemanları ε_i olan $(p \times 1)$ boyutlu matristir ve bunlar y' nin ölçüm hatalarıdır.

Ölçüm hataları gözlenen değişkenler ile gizil 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. 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 değişkendeki hata başka bir değişkenle korelasyonlu olabilir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Varsayımlar Eşitlik 17 ile verilmiştir.

$$E(\eta) = 0, E(\xi) = 0, E(\varepsilon) = 0, E(\delta) = 0 \quad (17)$$

ε, ξ, η ve δ ile ilişkisizdir. δ, ξ, η ve ε ile ilişkisizdir.

3.3.3 Toplam, doğrudan ve dolaylı etkiler

Path analizi etkileri üç türe ayırır: doğrudan, dolaylı ve toplam etkiler. Doğrudan etki, bir değişkenin diğer değişken üzerinde olan aracısız etkisidir. Bir değişkenin dolaylı etkisine ise en az bir değişken aracılık eder. Doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamı toplam etkileri verir (Bollen, 1989).

Toplam etkiler = Doğrudan etki + Dolaylı etkiler

Şekil 3.3 de η_2 'deki ξ_1 'in toplam etkisi;

Toplam etkiler = Doğrudan etki + Dolaylı etkiler

$$= \gamma_{21} + \gamma_{11}\beta_{21}$$

şeklinde gösterilir.

3.3.4 Tahmini kovaryans matrisi

Şekil 3.2 deki modele ilişkin yapısal eşitlikler (10), (15) ve (16) nolu eşitlikler ile tanımlanmıştır.

Bu modele ait kovaryans matrisi Eşitlik 18 de gösterildiği gibidir.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{yy} & \Sigma_{yx} \\ \Sigma_{xy} & \Sigma_{xx} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_{yy} &= Cov(y, y) = E(yy') \\ &= E[(\Lambda_y \eta + \varepsilon)(\eta' \Lambda_y' + \varepsilon')] \\ &= \Lambda_y E(\eta \eta') \Lambda_y' + \Lambda_y E(\eta \varepsilon') + \Lambda_y E(\varepsilon \eta) + \Lambda_y E(\varepsilon \varepsilon') \\ &= \Lambda_y E(\eta \eta') \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon \end{aligned} \quad (19)$$

olarak elde edilir.

Eşitlik (19)' da $\eta = (I - B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)$ eşitliği yerine yazılırsa,

$$\Sigma_{yy} = \Lambda_y(I - B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)[(I - B)^{-1}]'\Lambda'_y + \Theta_\varepsilon \quad (20)$$

şeklinde ifade edilir.

$$\begin{aligned} \Sigma_{yx} &= E(yx') \\ &= E[(\Lambda_y\eta + \varepsilon)(\xi'\Lambda'_x + \delta')] \\ &= \Lambda_y E(\eta\xi')\Lambda'_x \end{aligned} \quad (21)$$

η yerine yazılırsa;

$$\Sigma_{yx} = \Lambda_y(I - B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda'_x \quad (22)$$

Σ_{xy} ise ;

$$\Sigma_{xy} = \Lambda_x\Phi\Gamma'[(I - B)^{-1}]'\Lambda'_y \quad (23)$$

x' in kovaryans matrisi ;

$$\Sigma_{xx} = \Lambda_x\Phi\Lambda'_x + \Theta_\delta \quad (24)$$

şeklinde ifade edilir.

Bu durumda y ve x değişkenleri için tahmini kovaryans matrisi;

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Lambda_y(I - B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)[(I - B)^{-1}]'\Lambda'_y + \Theta_\varepsilon & \Lambda_y(I - B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda'_x \\ \Lambda_x\Phi\Gamma'[(I - B)^{-1}]'\Lambda'_y & \Lambda_x\Phi\Lambda'_x + \Theta_\delta \end{bmatrix} \quad (25)$$

şeklinde elde edilir (Bollen, 1989).

3.4 YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNİN VARSAYIMLARI

Yapısal eşitlik modellemesine ait varsayımlar aşağıdaki gibi ele alınabilir:

3.4.1 Çok Değişkenli Normallik

YEM 'de çok değişkenli normallik önemli bir varsayımdır. Sosyal bilimlerde sıklıkla kullanılan sıralayıcı veya kesikli değişkenlerin varlığı çoklu normal dağılımın ihlaline sebep olur. Bu varsayımın ihlali ki-kare değerinin büyük çıkmasına ve sonucun anlamlı olmadığı halde anlamlı çıkmasına neden olabilir.

En çok olabirlik tahmin edicisi bu varsayıma ihtiyaç duyar. Pratik kural olarak , kesikli veri, düşük asimetri ve basıklık (+/- 1,0 veya +/- 1,5 aralığı içinde) değerlerine sahip olduğu zaman dağılım normal dağılım olarak ele alınabilir. Bu varsayımın ihlali ise dağılımdan bağımsız veya ağırlıklı yöntemler (Ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS) ve genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) gibi) önerilmektedir (Raykow and Marcoulides, 2006).

3.4.2 Doğrusallık

Yapısal eşitlik modellemesinde gizil değişkenler arasında ve gözlenen ile gizil değişkenler arasında doğrusal ilişkilerin olduğu varsayılır. Gizil değişkenler arasındaki doğrusallığı değerlendirmek zordur, ancak ölçülen değişkenlerin çiftleri arasında doğrusal ilişkiler saçılım grafiklerinin incelenmesi ile değerlendirilebilir. Ölçülen değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiler varsa çoklu regresyonda olduğu gibi değişkenlerin dönüşümleri yapılabilir (Tabachnick and Fidell, 2007).

3.4.3 Örneklem Hacmi

YEM büyük örneklem hacmine ihtiyaç duyan bir tekniktir. YEM de çeşitli faktörler örneklem büyüklüğü gereksinimini etkiler. Ancak ne kadar büyük bir örneklem olması gerektiği sorusuna cevap vermek zordur. Çünkü karmaşık modeller basit modellerden daha fazla parametre tahmini içerir, bu nedenle, sonuçların oldukça kararlı olması için

büyük örneklem gereklidir. Analizinde kullanılan tahmin algoritması türü de, örneklem büyüklüğü gereksinimi etkiler (Kline, 2011).

YEM' de birden fazla tahmin yöntemi ve model uyum testi kullanılır. Bazı tahmin yöntemleri (örneğin; ML tahmin edicisi) ve model uyum testleri (Örneğin; χ^2 testi) büyük örneklem varsayımına dayanır (Kelloway, 1998).

İdeal bir örneklem büyüklüğü ve parametre oranı 20:1 dir. Örneğin model parametreleri toplam $q=10$ tane istatistiksel tahmin gerektiriyorsa, ideal bir minimum örneklem 20×10 yani $N=200$ olacaktır. Daha az ideal örneklem büyüklüğü ve parametre oranı 10:1 dir. Örneğin $q=10$ için minimum örneklem büyüklüğü 10×10 yani $N=100$ olacaktır (Kline, 2011).

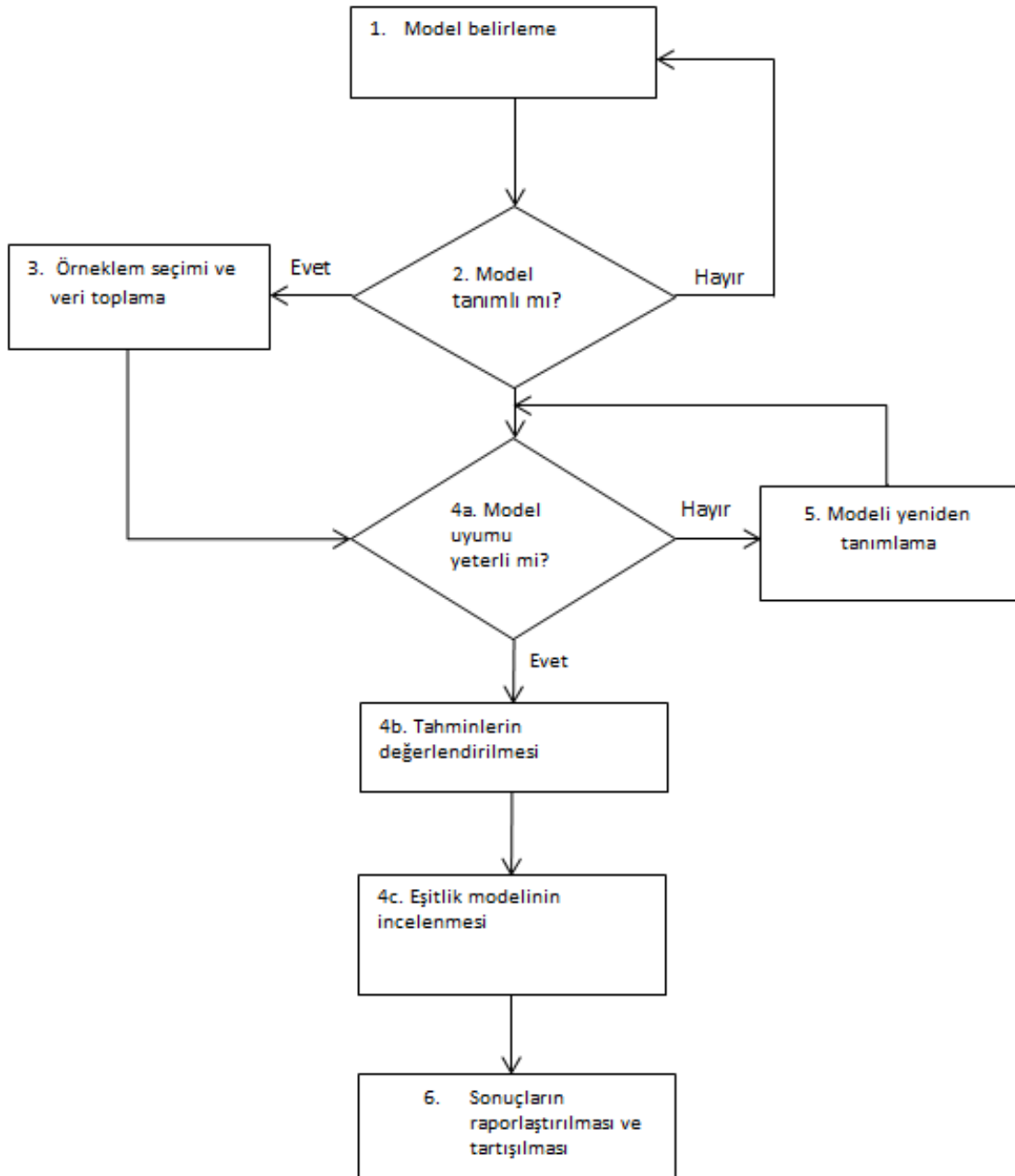
3.4.4 Ölçek Türü

YEM verilerin sürekli ölçekle ölçülmüş olduğunu varsayar. Ancak, psikolojik verilerin genel yapısı düşünüldüğünde bunlar tipik olarak sıralı (ordinal) verilerdir. Bu problem, literatürde kendine geniş bir tartışma sahası bulmuştur. Dağılımdan bağımsız metodun kullanımı, bu bağlamda uygun bir tahmin metodu olarak yaygınlık kazandıysa da, metodun büyük örneklem şartından taviz vermemesi ve bu şartın metodun pratikliğini büyük ölçüde yok etmesi, metodun yaygın bir şekilde kullanımını engellemiştir. Yapılmış birçok Monte Carlo çalışmasından elde edilmiş bulgular, dörtten fazla kategoriye sahip normal dağılmış kategorik veriler için, sürekli metodların kayda değer bir sorun olmaksızın kullanılabileceği sonucuna götürmüştür (Byrne, 2001b).

BÖLÜM 4

YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİNİN ADIMLARI

Şekil 4.1’de YEM analizinde kullanılan 6 temel basamak sıralanmıştır.



Şekil 4.1 YEM' in adımları (Kline, 2011)

YEM' in ilk aşamasında konu ile ilgili teori, araştırma ve bilgiler kullanılarak teorik model belirlenir. İkinci aşamada path diyagramı yardımıyla yapısal eşitlikler tanımlanır. Üçüncü aşamada örneklem seçilir ve veri toplanır. Dördüncü aşamada eşitliklerde tanımlanan parametrelerin tahminleri yapılır. Daha sonra hesaplanan uyum iyiliği indeksleri değerlendirilir, bu değerlendirme sonucunda model kabul edilir ya da reddedilir. Gerekirse modelde düzeltmeler (modifikasyon) yapılır ve test tekrarlanır. Son olarak elde edilen sonuçlar raporlaştırılır ve tartışılır.

4.1 Model Belirleme

Yapısal eşitlik modellemesinde en önemli adım modelin belirlenmesidir. İyi bir ölçüm teorisi YEM' den işe yarar sonuçlar elde etmek için zorunlu bir durumdur (Hair, et. al, 2010). Araştırmacılar bu aşamada teorik bir temele dayanan bir modeli formüle ederler. Bu modeller, literatürdeki kuramsal ilişkileri temel alarak, değişkenler arasında hipotezlerin oluşturulduğu modellerdir (Bayram, 2010). Model tanımlanmadan önce konu ile ilgili teorinin ayrıntılı olarak incelenmesi gerekir.

Birçok araştırmacı az sayıda grafik sembol ile diyagram çizerek belirleme sürecini başlatır, ama model alternatif bir dizi denklem ile tanımlanabilir. Bu denklemler, gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki varsayılan ilişkilere karşılık gelen ve en son bilgisayar tarafından tahmin edilen modelin parametrelerini tanımlar. Sonraki aşamalarda elde edilen sonuçlarda temelde modelin doğru olduğu varsayılır. Bu varsayım nedeniyle belirleme aşaması en önemli aşamadır (Kline, 2011).

Kline (2011), çoğu zaman modeli yeniden belirlemek gerekli olduğu için başlangıç modelindeki olası değişikliklerin listesini yapmayı önerir.

4.2 Model Tanımlama

YEM' de araştırmacıların parametrelerin tahmininden önce tanımlama problemini çözmesi önemlidir. Tanımlama probleminde şu sorular sorulur: Örneklem kovaryans matrisi S ve teorik modele ilişkin ana kitle kovaryans matrisi Σ ' ya dayanarak parametrelerin tahmini tek (unique) midir? (Schumacker and Lomax, 2004). Bilinmeyen

parametre tahmininde tek bir uygun çözümün bulunması gerekir. Birden fazla uygun çözüm bulunduğu durumda model eksik tanımlanmış demektir.

Raykov ve Marcoulides (2006) parametreleri doğru olarak tanımlamak için yapısal eşitlik modelinde aşağıdaki 6 kuralı tanımlamışlardır. Bunlar;

1. Bütün bağımsız değişkenlerin varyansları model parametreleridir.
2. Bütün bağımsız değişkenler arasındaki kovaryanslar model parametreleridir.
3. Gizil değişkenler ile bu gizil değişkenlerin göstergelerini bağlayan tüm faktör yükleri model parametreleridir.
4. Gözlenen ya da gizli değişkenler arasındaki tüm regresyon katsayıları model parametreleridir.
5. Bağımlı değişkenlerin varyansları ve bağımlı değişkenler arasındaki kovaryansların yanı sıra, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki kovaryanslar da asla model parametresi olamazlar. Bunun nedeni varyans ve kovaryanslar model parametrelerine göre açıklanmasıdır.
6. Modelde yer alan her bir gizil değişken için gizlilik ölçeğinin metrik olarak belirlenmesi gerekir.

Yapısal eşitlik modelleri pek çok parametreye sahip olabilir. Bu yüzden modeldeki parametrelerin tanımlanması önemli bir konudur. Modelin serbestlik derecesi kavramı tanımlamayı anlamak için temel oluşturur. Eşitlik (26) ile gösterilen eşitlik modelin serbestlik derecesi olarak ifade edilir ve genellikle df ile gösterilir. Burada p gözlenen değişkenlerin sayısıdır.

$$df = p(p + 1) / 2 - (\text{model parametrelerinin sayısı}) \quad (26)$$

Serbestlik derecesi pozitif veya sıfır ise modele doymuş (saturated) model adı verilir ve bu durumda tanımlama için gerekli şart sağlanmış demektir. Eğer df negatif ise model eksik tanımlanmış olarak adlandırılır (Raykov and Marcoulides, 2006 ; Schumacker and Lomax, 2004).

Schumacker ve Lomax (2004)' a göre geleneksel olarak, model tanımlama üç düzeydedir. Bu düzeyler modelin parametrelerinin tek (unique) tahmini için örneklem varyans-kovaryans matrisi S' nin gerekli bilgi miktarına bağlıdır. Model tanımlamanın üç düzeyi aşağıda tanımlanmıştır:

1. S matrisinde yeterli bilgi olmadığı için bir veya daha fazla parametre tek (unique) çözüme sahip değilse, model yeteri kadar tanımlı değildir (underidentified).
2. S matrisinde yeterli bilgi olduğu için tüm parametreler tek (unique) çözüme sahipse model yeterli derecede tanımlıdır (just-identified).
3. S matrisinde gereğinden fazla bilgi olduğu için parametreler birden fazla çözüme sahipse model aşırı tanımlıdır (overidentified).

Bollen (1989,2007), yapısal eşitlik modellemesi için farklı tanımlama kuralları olduğunu belirtmiştir. Bunlar;

- **Cebirsel sonuç:** Gözlenen değişkenlerin varyans, kovaryans ve ortalaması açısından her bir bilinmeyen parametrenin tek olarak çözüldüğünü göstermek. Bu koşul gerekli ve yeterlidir.

- **t-kuralı:** $t \leq \frac{1}{2}(p + q)(p + q + 1)$ burada t; bilinmeyen parametrelerin sayısıdır. Bu koşul gerekli ama yeterli değildir.

- **İki-adım kuralı:** Tüm varyans ve η , ξ kovaryanslarının ve faktör yüklerinin tanımlanmış olduğu modeli kurmak ve bunu ölçüm modeli şekline dönüştürmek. Bu koşul yeterli ama gerekli değildir.

- **MIMIC kuralı (multiple indicators-multiple causes):** MIMIC (çoklu göstergeler-çoklu nedenler) modeller bir veya daha fazla gizil değişkenden meydana gelen gizil değişken analizinin özel bir tipidir. Joreskog ve Goldberger (1975), bu modelleri, hem çoklu bağımlı değişken göstergeleri ile hem de çoklu bağımsız nedensel değişkenler ile eşanlı olarak tanımlamıştır (Bayram, 2010). $p \geq 2$, $q \geq 1$ bu kural yeterli ama gerekli değildir (Bayram, 2010).

4.3 Model Tahmini

Tahmin süreci örneklem kovaryans matrisi S ile ana kitle kovaryans matrisi (Σ) arasındaki farkı en aza indiren uyum fonksiyonunun kullanılmasını içerir (Schumacker and Lomax, 2004). Hipotez $\Sigma = \Sigma(\theta)$ şeklinde kurulur.

Yapısal eşitlik modellemesinde parametrelerin tahminleri için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bir model belirlenmiş ve gözlenen kovaryans matrisi de biliniyorsa, parametre tahminleri için uygun bir metot seçilebilir. Farklı tahmin metotları farklı dağılımsal varsayımlara sahiptir. Bir tahmin süreci kabul edilebilir bir çözüme yakınsadığında modelin uyumunun değerlendirilmesi gerekmektedir. Model uyumu kavramı YEM' in örneklem verisine uygunluğunun derecesini tanımlar (Yılmaz ve Çelik, 2009).

YEM' de kullanılan en yaygın tahmin metotları; En Çok Olabilirlik (Maximum Likelihood-ML), Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler (Unweighted Least Squares-ULS), Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares-GLS), Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler -Asimptotik olarak dağılımdan bağımsız -ADF olarak da adlandırılır- (Weighted Least Squares -WLS) tahmin metotlarıdır.

4.3.1 En çok olabilirlik metodu (ML)

Yapısal eşitlik modellerinde en yaygın kullanılan uyum fonksiyonu en çok olabilirlik (ML) fonksiyonudur. Minimize edilmiş uyum fonksiyonu Eşitlik 27'deki gibidir (Bollen, 1989);

$$F_{ML} = \log|\Sigma(\theta)| + tr(S\Sigma^{-1}(\theta)) - \log|S| - \log|S| - (p + q) \quad (27)$$

ML metodu uyum fonksiyonunu en büyükleyen θ parametresini tahmin etme sürecidir. ML metodu kullanılırken, modelde yer alan değişkenlerin gözlenen değerlerinin 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 kullanılır (Yılmaz ve Çelik, 2009).

ML tahmin edicisinin varsayımları;

- Gözlenen değişkenler bağımsız ve çok değişkenli normal dağılıma sahip olmalıdır,
- Örneklem hacmi büyük olmalıdır,
- Gözlenen değişkenler sürekli değişkenler olmalıdır. Çok değişkenli normallik varsayımı verilerin doğada sürekli olduğunu ima eder (Hancock and Mueller, 2006).

Hancock ve Mueller (2006) eğer veri çok değişkenli normal dağılıma sahip değilse, dağılım varsayımı gerektirmeyen, Asimptotik olarak Dağılımdan Bağımsız (ADF), Satorra-Bentler düzeltilmiş χ^2 , Sağlam ağırlıklı en küçük kareler (Robust WLS) ve Bootstrap tahmin yöntemlerinin kullanılabilceğini belirtmiştir.

4.3.2 Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler metodu (ULS)

ULS uyum fonksiyonu Eşitlik 28'deki gibidir (Bollen, 1989; Yılmaz ve Çelik, 2009).

$$F_{ULS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr[(S - \Sigma(\theta))^2] \quad (28)$$

Burada, S gözlenen kovaryans matrisi, $\Sigma(\theta)$ modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi ve θ parametrelerin (tx1) boyutlu vektörüdür (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Dezavantajları, ilk olarak , θ için asimptotik olarak en verimli tahminler sağlamaz. ML tahmin edicisi daha fazla verimliliğe sahiptir. İkinci olarak, F_{ULS} ne değişmez ölçektir ne de ölçekten bağımsızdır. F_{ULS} ' nin değerleri kovaryans matrisleri yerine korelasyon matrisleri analiz edildiğinde farklılık göstermektedir, ya da daha genel olarak herhangi bir ölçek değişikliği ile farklılık göstermektedir (Bollen, 1989).

4.3.3 Genelleştirilmiş en küçük kareler metodu (GLS)

ULS, OLS regresyonuna benzer bir şekilde S ve $\Sigma(\theta)$ arasındaki sapmaların karelerinin farkını en aza indirir. ULS' nin odağı gözlenen ve tahmin edilen kovaryanslar iken, OLS tek tek tahmin edilen ve gözlenen y ' leri ele almaktadır. ULS' nin bir problemi $(S - \Sigma(\theta))$ 'nin tüm elemanlarını diğer elemanlar ile aynı varyanslara ve kovaryanslara sahipmiş gibi ağırlıklandırmasıdır. Bu durum, bir regresyon eşitliğinden hareketle artıklar değişen varyanslı veya otokorelasyonlu olduğunda OLS' nin yanlış uygulamalarına benzemektedir. Regresyon analizinde çözüm GLS' nin kullanılmasıdır. GLS, diğer elemanlar ile onların varyans ve kovaryanslarına göre artıklar matrisinin elemanlarını ağırlıklandırır. (Bollen, 1989; Yılmaz ve Çelik, 2009). GLS uyum fonksiyonu Eşitlik 29' daki gibidir;

$$F_{GLS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{[S - \Sigma(\theta)]W^{-1}\}^2 \quad (29)$$

burada, tr matrisin izi, S gözlenen kovaryans matrisi, $\Sigma(\theta)$ modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi, θ parametrelerin $(t \times 1)$ boyutlu vektörü ve W^{-1} artıkların bir $p \times p$ boyutlu ağırlık matrisidir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

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 $(N - 1)F_{GLS}$ ile değerlendirilmesine imkân sağlamasıdır (Yılmaz ve Çelik, 2009).

4.3.4 Ağırlıklandırılmış en küçük kareler metodu (WLS)

WLS uyum fonksiyonu Eşitlik 30' daki gibidir (Schermelleh-Engel, et.al., 2003),

$$F_{WLS} = [s - \sigma(\theta)]'W^{-1}[s - \sigma(\theta)] \quad (30)$$

Eğer çalışılan veri sürekli ancak normal dağılımdan gelmiyorsa bu durumda önerilen tahmin metodu Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Metodudur. Bu metod LISREL' de WLS, EQS' de AGLS (Rasgele dağılım genelleştirilmiş en küçük kareler), AMOS' da ise ADF (Asimptotik Olarak Dağılımdan Bağımsız) olarak adlandırılır

(Schermelleh-Engel, et.al., 2003). WLS metodunun en büyük avantajı değişkenlerin dağılımı hakkında minimum varsayımlara ihtiyaç duymasındır. (Yılmaz ve Çelik, 2009).

4.4 Model Uyumunun Testi

YEM' de model uyum kriteri olarak ilk olarak genel testler düşünülür. Birçok istatistiksel yöntemin aksine YEM' de tek bir güçlü uyum indeksi (Örneğini ANOVA daki F testi) yoktur, model uyumunun değerlendirilmesinde giderek artan sayıda uyum indeksi vardır (Schumacker and Lomax, 2004).

Kovaryans yapı hipotezi $\Sigma = \Sigma(\theta)$ şeklindedir. 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'nin Σ' e yakınlığının ölçüsüdür (Yılmaz ve Çelik, 2009).

Farklı uyum indeks türleri farklı teorik gerekçeler altında geliştirilmişlerdir ve bir ideal uyum indeksi için tüm beklentilerimizi karşılayacak bir uyum indeksi yok gibi durmaktadır. İdeal bir uyum indeksinin hangi özelliklere sahip olması gerektiği konusunda farklı fikirler ifade edilmiş olsa da, ideal bir uyum indeksi, Gerbing ve Anderson (1993) tarafından ele alındığı gibi, en azından üç temel özelliği barındırmalıdır:

1. 0 ile 1 arası değere sahiptir, burada 0 tam bir uyumsuzluğu, 1 ise mükemmel bir uyumu ifade etmektedir.
2. Örneklem büyüklüğünden bağımsızdır.
3. Yorumlamayı kolaylaştırmak için dağılımsal özellikleri bilinmektedir (Fan,et. al., 1999)

İstatistiki olarak, en popüler uyum indeksleri farklı etkenler ile geliştirildiklerinden farklı türlere girerler. Bunlar aşağıdaki gibi üç başlık altında toplanabilir;

1. **Kovaryans matrisi üretim indeksi:** Belli tanımlanmış modele dayalı olarak elde edilen kovaryans matrisin derecesini ölçmeyi amaçlamaktadır, aynı

zamanda orijinal örneklem kovaryans matrisini de açıklamaktadır. Bu türün uyum indeksi örnekleri şunlardır; Uyum iyiliği indeksi (Goodness of Fit İndeks - GFI) ve düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi (Adjusted Goodness of Fit İndeks - AGFI).

2. **Karşılaştırmalı model uyum indeksi:** Verilen bir model ile daha kısıtlı bağımsız modelin karşılaştırmalı değerlendirilmesi ile uyumunu değerlendirmeye olarak model uyumunu ölçmektedir. Pratikte, bağımsız model (sıfır model) genelde modelin göstergeleri arasında bir bağın olmadığını varsayan bir modeldir. Bu tarz modellerin karşılaştırmalı dayanak olarak kullanılmasının uygunluğu hakkında bazı çekinceler ileri sürülmektedir. Bentler ve Bonnet in normlaştırılmış uyum indeksi (NFI) ve normlaştırılmamış uyum indeksi (NNFI) ve Bollen in artımlı uyum indeksi (DELTA2) bu gruba girmektedir.
3. **Parsimony ağırlıklı indeksi:** Bu uyum indeksleri model uyumu ve modeli tanımlamak için kullanılan serbestlik derecesini dikkate almaktadır. Parsimony ağırlıklı indeksi model karmaşıklığı için dahili bir düzeltme içerir. Bu düzeltme serbestlik derecesi ile ilgilidir. Aynı veri setinden oluşan iki model göz önüne alındığında parsimony indeksi genellikle basit model lehine olacaktır (Kline, 2011). Parsimony ile uyumu ölçmek farklı karmaşık modellerin kıyaslanmasında bir etmendir. James, Mulaik, ve Brett (1982) ve Mulaik ve arkadaşları (1989) tarafından ileri sürülen tutarlı uyum iyiliği indeksi (PGFI) ve tutarlı normlaştırılmış uyum indeksi (PNFI) indeksi bu türü temsil etmektedir (Fan, et. al., 1999).

4.4.1 Uyum iyiliği testleri

- **Ki-Kare Test istatistiği;** χ^2 test istatistiği bir yapısal eşitlik modelinin uygunluğunu değerlendirmek için kullanılmaktadır. Dağılımsal varsayımların yerine getirilmesi halinde, χ^2 testi ana kütle kovaryans matrisi Σ 'nın modele ilişkin tahmini kovaryans matrisi $\Sigma(\theta)$ 'ya eşit olup olmadığını değerlendirir. Yani Σ ve $\Sigma(\theta)$ 'nin elemanları arasındaki farkın sıfır olduğu ($\Sigma - \Sigma(\theta) = 0$) hipotezini test eder (Schermele-Engel, et. al., 2003). Test istatistiği Eşitlik 31 ile verilmiştir.

$$\chi_{sd}^2 = (N - 1)F[S, \Sigma(\hat{\theta})] \quad (31)$$

burada;

s , S 'deki artıksız elemanların sayısı,

t , tahmin edilen parametrelerin toplam sayısı,

$sd = s - t$,

N , örneklem büyüklüğü,

S , gözlenen kovaryans matrisi,

$\Sigma(\hat{\theta})$, modele ilişkin tahmini kovaryans matrisidir (Schermetleh-Engel, et. al., 2003).

χ^2 test istatistiği ile ilişkili çeşitli sınırlılıklar aşağıda sıralanmıştır;

i. 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.

ii. 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 eğiliminde olacaktır.

iii. Örneklem büyüklüğüne bağlılığı: Örneklem büyüklüğünün artması ile χ^2 değeri de artmaktadır. 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 (Yılmaz ve Çelik, 2009).

• **Yaklaşık ortalamaların hata karekökü (RMSEA);** RMSEA ana kütledeki yaklaşık uyumun bir ölçümüdür. RMSEA Eşitlik 32' de gösterilen $\hat{\epsilon}_a$ tarafından tahmin edilir.

$$\hat{\epsilon}_a = \sqrt{\max\left\{\left(\frac{F(S, \Sigma(\hat{\theta}))}{sd} - \frac{1}{N-1}\right), 0\right\}} \quad (32)$$

Browne ve Cudeck (1993)'e göre, RMSEA değerinin 0,05 den küçük olması iyi bir uyumu, 0,05 ve 0,08 arasında olması yeterli bir uyumu, 0,08 ve 0,10 arasında olması vasat bir uyumu gösterir. Değer 0,10' dan büyük ise model kabul edilebilir değildir (Schermelleh-Engel, et. al., 2003). Hu ve Bentler (1999), RMSEA' nın 0,06' dan küçük olmasının yeterli bir kriter olduğunu belirtmişlerdir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

• **Hata kareleri ortalamasının karekökü (RMR), Standartlaştırılmış hata kareleri ortalamasının karekökü (SRMR);** Hatalar $S - \Sigma(\hat{\theta})$ matrisinin elemanları olarak tanımlanmıştır. Bunlar “uyumlu hatalar” olarak tanımlanır. RMR uyumlu hatalara dayalı kusurluluk-uyum ölçüsüdür (Schermelleh-Engel, et. al., 2003). RMR test istatistiği Eşitlik 33' deki gibidir.

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{\frac{p(p+1)}{2}}} \quad (33)$$

s_{ij} ; S gözlenen kovaryans matrisinin elemanı,

$\hat{\sigma}_{ij}$; modele ilişkin tahmini kovaryans matrisinin elemanı,

p ; gözlenen değişken sayısı

Prensip olarak RMR değerinin sıfıra yakın olması iyi bir uyumu göstermektedir. Fakat S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ 'nin elemanları ve uyumlu hatalar kullanılan ölçüğe bağlıdır. Diğer bir deyişle değişkenlere ilişkin ölçek verilmeksizin elde edilen bir RMR değerinin iyi veya kötü uyumu gösterip göstermediğini değerlendirmek olanaksızdır. Bu problemin çözülmesi için SRMR kullanılmaktadır. $(s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})/(s_i s_j)$ işlemi ile standartlaştırılmış hata matrisi elde edilir. SRMR değeri 0,05 den küçük olduğunda iyi bir uyumu, 0,10' dan küçük olduğunda ise kabul edilebilir uyumu gösterir (Schermelleh-Engel, et. al., 2003).

• **Normlaştırılmış Uyum indeksi (NFI) ve Normlaştırılmamış Uyum indeksi (NNFI);** NFI değerleri 0 ile 1 aralığındadır ve yüksek değer daha iyi uyumun göstergesidir. $F_t = F_i$ olduğunda, NFI değeri sıfırdır. $F_t = 0$ olduğunda ise NFI değeri 1'e eşittir. Bu durumda hedef modelin bağımsız model üzerinden en iyi olasılıkla geliştirilmiş olduğuna karar verilir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

$$NFI = \frac{\chi_i^2 - \chi_t^2}{\chi_i^2} = 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_i^2} = 1 - \frac{F_t}{F_i} \quad (34)$$

Eşitlik 34 ile verilen NFI' nin dezavantajı örneklem büyüklüğünden etkilenmesidir. Bu problemin çözümlenmesi için Bentler ve Bonnett (1980), Tucker ve Lewis' in (1973) çalışmasının kapsamını geliştirerek NNFI' yi geliştirmişlerdir (Yılmaz ve Çelik, 2009). NNFI test istatistiği Eşitlik 35 ile verilmiştir

$$NNFI = \frac{(\chi_i^2/sd_i) - \chi_t^2/sd_t}{\chi_i^2/sd_i} = \frac{(F_i/sd_i) - (F_t/sd_t)}{(F_i/sd_i) - 1/(N - 1)} \quad (35)$$

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 uyum söz konusudur (Yılmaz ve Çelik, 2009).

• **Karşılaştırmalı uyum indeksi (CFI);** CFI 0 ile 1 arasında değerler alır, yüksek değerler iyi uyumun göstergesidir. CFI değeri 0,97 olduğunda söz konusu uyumun bağımsız modele göre göreceli olarak iyi olduğu belirtilmektedir. Eğer aldığı değer 0,95' ten daha büyük ise kabul edilebilir bir uyum söz konusudur. CFI, NNFI ile karşılaştırıldığında örneklem büyüklüğünden daha az etkilenir (Schermelleh-Engel, et. al., 2003). CFI test istatistiği Eşitlik 36 ile verilmiştir.

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_t^2/sd_t), (\chi_i^2/sd_i), 0]}{\max[(\chi_t^2/sd_t), 0]} \quad (36)$$

• **Uyum iyiliği indeksi(GFI) ve düzeltilmiş uyum iyiliği indeksi(AGFI);** GFI gözlenen kovaryans matrisindeki varyans ve kovaryansların göreceli miktarının ölçüsüdür. GFI test istatistiği Eşitlik 37 ile verilmiştir

$$GFI = 1 - \frac{F_t}{F_n} = 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_n^2} \quad (37)$$

Burada ;

χ_n^2 ; Sıfır hipotezi ile ifade edilen modelin ki-karesi

χ_t^2 ;Hedef modelin ki-karesi

Bu indeks için pratik kural; 0,90' dan büyük değerler kabul edilebilir uyumu 0,95'den büyük değerler ise iyi uyumu gösterir (Schermelleh-Engel, et.al., 2003).

AGFI genellikle yüksek değerleri iyi uyumu gösterir. 0,85 den büyük değerler kabul edilebilir uyumun göstergesidir. AGFI test istatistiği Eşitlik 36 ile verilmiştir

$$AGFI = 1 - \frac{sd_n}{sd_t} (1 - GFI) = 1 - \frac{\chi_t^2/sd_t}{\chi_n^2/sd_n} \quad (38)$$

Yapılan simülasyon çalışmaları GFI ve AGFI' nın örneklem büyüklüğünden bağımsız olmadığını göstermektedir (Schermelleh-Engel, et.al., 2003).

• **Tutarlı uyum iyiliği indeksi (PGFI) ve Tutarlı normlaştırılmış uyum iyiliği indeksi (PNFI);**

$$PGFI = \frac{sd_t}{sd_n} GFI \quad (39)$$

ve

$$PNFI = \frac{sd_t}{sd_i} NFI \quad (40)$$

PGFI test istatistiği Eşitlik 39 ile, PNFI test istatistiği ise Eşitlik 40 i ile verilmiştir. Her iki indeks de 0 ile 1 arasında değer alır . Yüksek değerler iyi uyumun göstergesidir. Her iki indeks alternatif modeller arasında seçim için kullanılabilir (Schermelleh-Engel, et.al., 2003).

• **Akaike bilgi kriteri (AIC)**; Orjinal AIC, Akaike tarafından “bir bilgi kriteri” olarak geliştirilmiştir ve Eşitlik 41 ‘de verildiği gibidir;

$$AIC = \chi^2 + t(t - 1) - 2sd \quad (41)$$

t; Tahmin edilen parametre sayısı.

Cudek ve Browne (1983), AIC’ nin temel amacını elde edilen veriler ile gerçeğe en yakın modelin seçiminin sağlanması, şeklinde tanımlamışlardır (Yılmaz ve Çelik, 2009). AIC sadece serbestlik derecesini hesaplamaya dahil eder, örneklem hacmini dikkate almaz. AIC’ nin küçük değerleri daha iyi uyumu gösterir (Bayram, 2010). AIC’ nin çeşitli biçimleri bulunmaktadır. AIC’ nin farklı biçimleri, karşılaştırmalarda değişmediği sürece temel olarak aynıdır.

LISREL’ de kullanılan AIC;

$$AIC = \chi^2 + 2t \quad (42)$$

EQS’ te kullanılan AIC;

$$AIC = \chi^2 + 2sd \quad (43)$$

• **Tutarlı akaike bilgi kriteri (CAIC)**; CAIC, AIC’ in aksine direk olarak örneklem hacmini hesaplamaya dahil eder. Küçük değerleri daha iyi uyumu gösterir.

$$CAIC = \chi^2 + [k(k - 1)/2 - sd] [\ln(N + 1)] \quad (44)$$

• **Beklenen çapraz geçerlilik indeksi (ECVI)**; ECVI (45) nolu eşitlikle tahmin edilen bir ana kütle parametresidir.

$$c = F(S, \Sigma(\hat{\theta})) + \frac{2t}{N - 1} \quad (45)$$

Burada $F(S, \Sigma(\hat{\theta}))$ uyum fonksiyonunun en küçüklenen değeri, t tahmin edilen parametre sayısıdır (Yılmaz ve Çelik, 2009). Küçük değerleri daha iyi uyumu gösterir.

AIC , CAIC ve ECVI indeksleri birden fazla model karşılaştırılmasında kullanılan test istatistikleridir.

Çizelge 4.1 Uyum iyiliği testleri (Yılmaz ve Çelik, 2009)

Uyum Ölçüsü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum
χ^2	$0 \leq \chi^2 \leq 2sd$	$2sd \leq \chi^2 \leq 3sd$
P değeri	$0,05 \leq p \leq 1,00$	$0,01 \leq p \leq 0,05$
χ^2/sd	$0 \leq \chi^2/sd \leq 2$	$2 \leq \chi^2/sd \leq 3$
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq 0,05$	$0,05 \leq RMSEA \leq 0,08$
Yakın uyum testi için p değeri (RMSEA<0,05) Güven aralığı(CI)	$0,10 \leq p \leq 1,00$ RMSEA'ya yakın, CI'nın sol sınırı 0 (CI=0)	$0,05 \leq p \leq 0,10$ RMSEA'ya yakın
SRMR	$0 \leq SRMR \leq 0,05$	$0,05 \leq SRMR \leq 0,10$
NFI	$0,95 \leq NFI \leq 1,00^a$	$0,90 \leq NFI \leq 0,95$
NNFI	$0,97 \leq NNFI \leq 1,00^b$	$0,95 \leq NNFI \leq 0,97$
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,00$	$0,95 \leq CFI \leq 0,97$
GFI	$0,95 \leq GFI \leq 1,00$	$0,90 \leq GFI \leq 0,95$
AGFI	$0,90 \leq AGFI \leq 1,00$ GFI' ya yakın	$0,85 \leq AGFI \leq 0,90$ GFI' ya yakın
AIC	Karşılaştırılan model için AIC'ten daha küçük	
CAIC	Karşılaştırılan model için CAIC'ten daha küçük	
ECVI	Karşılaştırılan model için ECVI'den daha küçük	

4.4.2 Uyum indeksleri için bazı değerlendirmeler

YEM uyum indeksleri farklı teorik gerekçeler ile geliştirildiği için, birçok açıdan farklılık sergileyebilmektedir. Uyum indekslerinin bu çok yönlü doğası sadece

uyum indeksleri arasında bir kıyaslama yapmayı zorlaştırmakla kalmaz aynı zamanda bu tüm adı geçen indeksler arasından tek bir mükemmel indeks seçmeyi de neredeyse imkansız kılar.

Uyum indekslerinin çok yönlü doğası gereği, performansları konusunda bir hükme varmak için doğrudan bir kriter yoktur. Uyum indekslerinin performansları hakkında bir yargıya varmak için doğrudan bir kriter bulmayı beklemek gerçekçi olmasa da, birçok ilgili kriter bu amaçla düşünülebilir.

İlk önce, örneklem büyüklüğünün istatistiki karar alma mekanizmalarında oynadığı rolü destekler nitelikteki tartışmalara rağmen, birçok uyum indeksinin χ^2 istatistiklerinin yetersizliklerinin üstesinden gelmek için geliştirilmiştir. χ^2 istatistiklerinin örneklem büyüklüğüne olan duyarlılığı, görmezden gelinecek bir şey değildir. Bu sebeple, ideal olanı, uyum indekslerinin örneklem büyüklüğüne duyarsız olması ya da ondan bağımsız kalabilmesidir.

İkinci olarak, çok değişkenli normallik varsayımı, model uyumu ve tahmin etme değişik istatistiki süreçler yolu ile elde edilebilir. Örneğin en çok olabilirlik (ML) veya genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) gibi. İdeal olarak, uyum indeksleri bu koşuldan muaf ve değişmez olmalıdır. Yani, farklı istatistiki teoriler aynı veri için aşırı değişken indeksler ile sonuçlanmamalıdır. İdeal olarak, tahmin süreçleri bir indeksin değişkenine çok az etki etmelidir.

Son olarak, uyum indeksleri bir modelin verilen bir veri için doğru ya da yanlış tanımlanmış olma derecesi hakkında bilgi sağlaması amacı ile tasarlanmışlardır. Model yanlış tanımlamaları uyum indeksini doğrudan etkilemektedir. Model yanlış tanımlamanın derecesi belli bir örneklem uyum indeksinin değişkenine etki eden başlıca etmendir (Fan, et. al., 1999).

4.5 Model Düzeltmesi

Yapısal Eşitlik modellemesinde, uyum indekslerinden sonra incelenen konu modelin düzeltilmesi hakkında bilgi veren düzeltme indeksleri (MI) dir. Düzeltme

indeksleri, gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki kovaryansa bakarak daha çok hata terimlerini temel alan ayrıntılı düzeltmeler önerir. Bu indekslerde, modelde başlangıçta yer almayan, ancak önerilen düzeltmenin yapılması ile modelde kazanılacak χ^2 miktarı da gösterilmektedir. Bu kapsamda düzeltmeler, gözlenen ve gizil değişkenler arasında önerilen yeni bağlantıları kapsar (Meydan ve Şeşen, 2011).

Yapısal eşitlik modellemesinde 4. Bölümde belirtildiği gibi değişkenlere ilişkin hataların birbirinden bağımsız olması gerekmektedir. Jöreskog ve Sörbom (2005), değişkenlerin hataları birbiri ile ilişkili olduğunda, her bir gizil değişkenin kuramsal yapısının bozulduğu ve ölçüm modelini oluşturan gizil değişkenlerin birbirinden bağımsız olmadığı sonucunun ortaya çıktığını belirtmiştir (Yılmaz ve Çelik, 2009).

YEM'in temel amacı kuramsal bilgiye dayalı olarak oluşturulan modelin doğruluğunu gözlenen veriler ile test etmektir. Yapılan her düzeltme başlangıçta belirlenen modeli bozmaktadır. Düzeltme yapılırken amaç sadece uyum indekslerini düzeltmek olmamalıdır. Bu nedenle yapılacak her düzeltme kuramsal bir dayanağının olması gerekir.

BÖLÜM 5

YAPISAL EŞİTİK MODELLEMESİNDE KULLANILAN HAZIR YAZILIMLAR

Yapısal Eşitlik modellemesinin model tahmini ve testindeki matematiksel karmaşıklık nedeniyle bilgisayar yazılımlarını kullanmak bir zorunluluktur. Günümüzde çok sayıda program bu amaç için geliştirilmiştir. Bunlardan en bilinenleri, AMOS, EQS, LISREL, Mx, RAMONA, SEPATH, LISCOMP, SAS PROC CALIS ‘ dir.

Bu bölümde YEM analizi için en yaygın kullanılan AMOS, EQS ve LISREL hazır yazılımları incelenecektir.

5.1 AMOS, EQS ve LISREL

5.1.1 AMOS

İlk olarak 1994 yılında Jim Arbuckle tarafından geliştirilmiştir. *Analysis of Moment Structures* ‘ ın ilk kısaltmasından adın alır. AMOS kovaryans yapı analizi için grafiksel tabanlı bir programdır. Eksik veri varlığında ML tahminlerini hesaplama, birden fazla model karşılaştırma, bootstrap ve Monte-Carlo analizleri yapma yeteneğine sahiptir (Peprah, 2000).

Microsoft Windows arayüzü ile geliştirilmiş olmasına rağmen, program araştırmacıların birbirinden tamamen farklı iki model belirleme metodu arasında seçim yapmasına izin vermektedir. AMOS Graphics adlı ilk yaklaşımın kullanımı, araştırmacının doğrudan bir yol diyagramı ile çalışmasına izin verir. AMOS Basic adlı diğer yaklaşımın kullanımı ise, doğrudan denklem ifadeleri ile birlikte çalışılabilmesini sağlar. (a) Mevcut çizim araçlarının çokluğu (b) Bütün bu araçların YEM kurallarına göre düzenlendiği gerçeği ve (c) Baskı kalitesindeki yol diyagramlarının kolay ve hızlı bir şekilde formüle edilebilmesi nedeniyle, çoğu araştırmacı AMOS Graphics yaklaşımını tercih etmektedir (Byrne, 2001). Bu nedenle bundan sonraki konu anlatımları ve analizler AMOS Graphics üzerinden anlatılacaktır.

Yani, kendisini gösteren tek yönlü bir oku olan her değişken, bağımlı bir değişkeni temsil eder; kendisinden çıkan tek yönlü bir oku olan her değişkenin de bağımsız bir değişken olduğu düşünülür. Bu basit gösterim sistemi, bir yolun yapısal değişkenlere dönüşümünü çok kolaylaştırır. Test edilecek modeli belirlerken, EQS kullanıcısı bunu ya bir veri dosyası, ya da EQS'in "Diagrammer" (diyagram oluşturucu) özelliğini kullanarak oluşturulan yol diyagramı göndererek yapabilir. YEM analizlerinden oluşturulan tahminler, bir çıktı dosyasında yazı olarak, ya da bir yol diyagramında grafik olarak sunulabilir (Byrne, 2001b).

5.1.3 LISREL

Linear **S**tructural **R**ELations tabirinin kısaltması olan LISREL, temellerini yapısal veri sistemlerini temsil etmede kullanılan Jöreskog-Keesling Wiley yaklaşımından alır. Bu nedenle, programın komut dili, büyük çoğunluğu Yunan harflerinden oluşan matris cebirinin istatistiksel diline dayanır. LISREL programının temelinde, kovaryans yapılarının analizine dayanan bir tam gizil değişken modeli, en fazla sekiz matris ve dört vektör ile tanımlanabilir; ortalama yapılarının analizi ayrıca dört matris içerir (Byrne, 2001b).

LISREL programını daha kullanıcı dostu yapmak amacıyla, Jöreskog ve Sörborn (1993), SIMPLis adı verilen yeni bir komut dili geliştirmişlerdir. Bu dil, hem veri dosyalarının oluşturulmasını, hem de çıkış dosyasında sonuçların rapor edilmesini basitleştirmek amacıyla kullanılır, SIMPLis kısaltması da buradan gelmektedir. İki komut dili arasındaki temel fark, SIMPLis komutlarının günlük konuşma dili kullanılarak oluşturulmuş olması ve programı kullanmak için çeşitli LISREL modelleri/alt modellerinin veya Yunan harfleri ve matris notasyonlarının öğrenilmesine gerek olmamasıdır (Byrne, 2001b).


LISREL'in YEM modellerinin analizi ile ilgili ön analitik ve destek görevlerini yapamamasından ötürü, programın, LISREL için bir ön işleyici görevi görmesi için (PRElis kısaltması buradan gelmektedir) özellikle dizayn edilmiş PRElis adında bir yardımcı paketi vardır (Jöreskog & Sörbom, 1996a). Bununla birlikte, veri dosyalarını manipüle etmesi, kaydetmesi ve veri hakkında genel bir bilgi vermesi için etkin bir

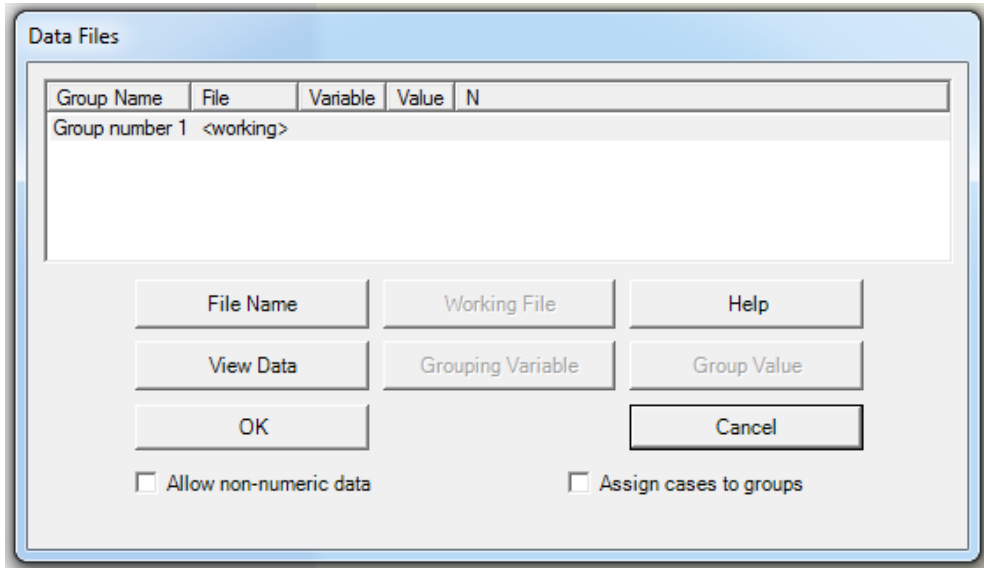
şekilde kullanılabilmesinden ötürü, tek başına ya da diğer programlarla birlikte de kullanılabilir (Byrne, 2001b).

5.2 Veri Girişi

5.2.1 AMOS ile veri girişi

AMOS programında analizi yapılacak olan ham veri dosyası AMOS Graphics penceresinde *File* menüsünde *Data Files* → *File Name* seçeneği ile açılan Şekil 5.2 ile gösterilen pencerede dosyanın kayıtlı olduğu konum seçilerek, veri dosyası analize dahil edilir. AMOS programı SPSS veri dosyalarının yanı sıra Excel, MS Access, Lotus ve Dbase veri dosyalarını da açabilmektedir.

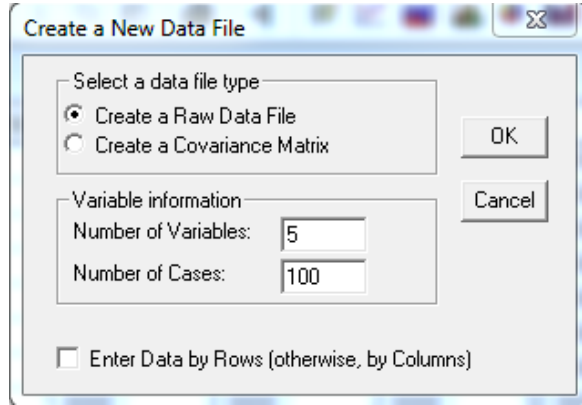
File menüsünün yanı sıra araç çubuğunda  simgesi tıkanarak aynı işlem yapılabilir.



Şekil 5.2 AMOS veri dosyası ekleme penceresi

5.2.2 EQS ile veri girişi

Yeni veri girişi için *File-New-ESS EQS Data files* seçeneği seçilip değişken (Variables) ve olgu (Cases) sayıları açılan Şekil 5.3 ile gösterilen pencerede ilgili yerlere girilir. Bu işlemin ardından açılan pencere veri girişi gerçekleştirilir.

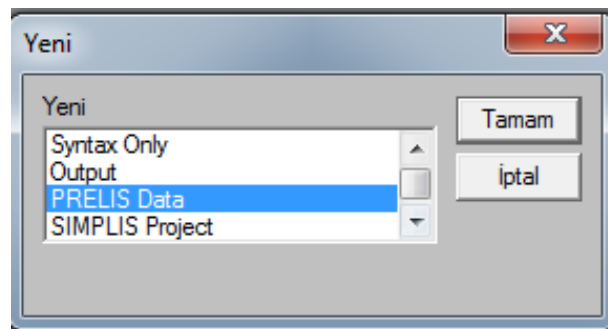


Şekil 5.3 EQS yeni veri dosyası oluşturma penceresi

EQS .sav uzantılı SPSS dosyaları açılabilir. *File* menüsünden *Open* seçilerek açılan pencerede dosya türü seçilip çalışılmak istenilen veri dosyası açılabilir.

5.2.3 LISREL ile veri girişi

LISREL de yeni veri girişi için *File* menüsünden *New* seçeneği seçilir. Şekil 5.4 ile açılan pencerede PRELIS Data seçeneği seçilir.



Şekil 5.4 LISREL yeni veri dosyası oluşturma penceresi

Açılan pencerede *Data* menüsünden *Insert Variables* seçeneği ile değişken (variables) sayısı girilir. Bu işlemin ardından *Insert Cases* seçeneği aktif hale gelecektir. *Data – Insert Cases* seçeneği ile de olgu (cases) sayısı girilip veri girişine başlanabilir.

LISREL programı SPSS, Dbase, Access, Excel, SAS, Statistica, Minitab, Matlab, Lotus, HTML table, ASCII gibi birçok dosya türünü açabilir.

5.3 Ön Analizler


YEM' de varsayımların ihlali yanlış bulgulara neden olmaktadır. Bu varsayımlardan en önemlisi YEM yönteminin temelini oluşturan çok değişkenli normallik varsayımdır. YEM ile ilgili ikinci bir önemli varsayım da tüm verilerin sürekli ölçekte olması gerekliliğidir. Bu nedenle araştırmacılar modelin test edilmesinden önce bu varsayımların yerine getirilip getirilmediğini kontrol etmelidir. Burada incelenen üç program, kullanıcıya bu konularla ilgili bilgi verebilmekle birlikte, bunu farklı derecelerde ve farklı şekillerde yapmaktadırlar (Byrne, 2001b).

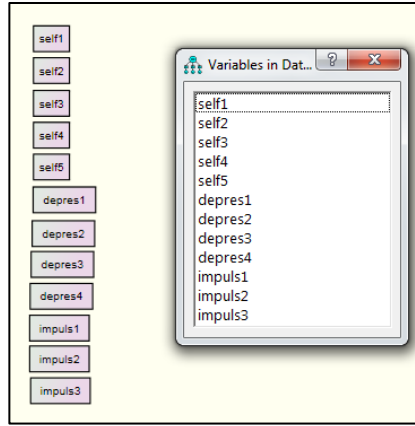
Programların incelemesi yapılırken daha anlaşılır olması için LISREL programının TUTORIAL klasörü içinde yer alan 204 gözlem ve 5'li likert ölçeği ile ölçülmüş 12 değişkenden oluşan depress.sav dosyası kullanılacaktır. Değişkenler; benlik saygısını ölçen self1-self5 değişkenleri, depresyonu ölçen depres1-depres4 değişkenleri ve düşünmeden hareket etme yani dürtüsellik ölçen impuls1-impuls3 değişkenleridir.

5.3.1 AMOS ile Ön Analizler


AMOS programında normal dağılıma aykırılık ve aykırı değerlerin tespiti ile ilgili açıklayıcı istatistiklere ulaşılabilir.

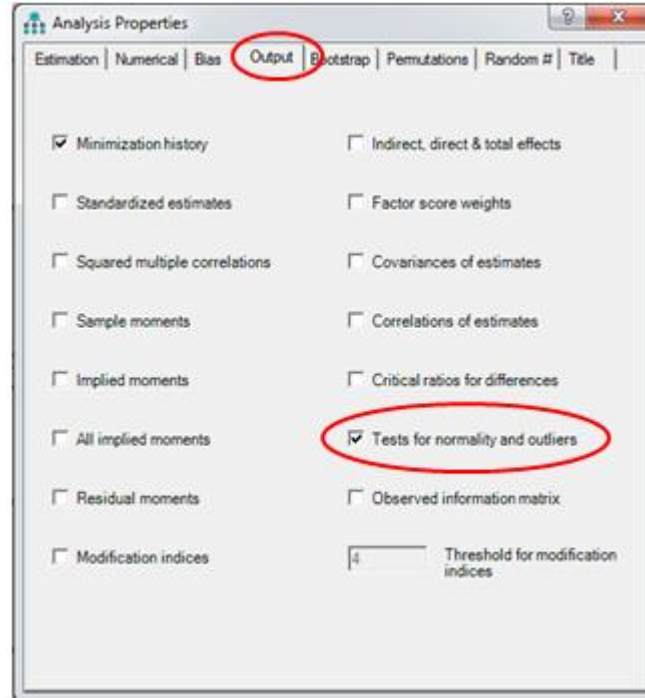
Bu açıklayıcı istatistikler, minimum ve maksimum değerleri ile basıklık (kurtosis) ve çarpıklık (skewness) değerlerini, kritik oranları ile birlikte sunarlar. Aykırı değer bilgisini (Outlier Information) merkezden (centroid) en uzak olayları, Mahalanobis mesafe değerlerini raporlayarak tanımlar (Byrne, 2001b).

AMOS Graphics ekranında depress.sav dosyası seçildikten sonra analize dahil edilecek değişkenler  “list variables in data set” seçeneği ile açılan “Variables in Dataset” penceresinden tek tek seçilip sürükleyip bırakarak ekrana Şekil 5.5 deki gibi aktarılır ve eşitlikler tanımlanmadan normallik testi yapılabilir.





Şekil 5.5 AMOS Diagram penceresinde değişken seçimi

Değişken seçiminden sonra *View* menüsünden *Analysis Properties* seçeneği yada  ikonuna tıklayarak açılan Şekil 5.6 ile gösterilen “Analysis Properties “ (analiz özellikleri) kutusunda “Output” sekmesinde “Test for normality and outliers” seçeneği seçilir.



Şekil 5.6 AMOS Analysis Properties penceresi

Seçim yapıldıktan sonra pencere kapatılır. “Analyze” menüsünden “Calculate Estimates” yada  ikonu tıklanır ve işlem gerçekleştirilir. Sonuçları görmek için “View” menüsünden “Text output” yada  ikonu tıklanır. Şekil 5.7 ile gösterilen “AMOS Output” penceresinde “Assessment of normality” seçeneği seçilir. Örnek veri dosyamız için elde edilen sonuç Şekil 5.7’deki gibidir.

Amos Output

uytr.amw

- Analysis Summary
 - Notes for Group
- Variable Summary
 - Parameter summary
 - Assessment of normality
 - Observations farthest from the ce
- Notes for Model
- Estimates
 - Minimization History

Assessment of normality (Group number 1)

Variable	min	max	skew	c.r.	kurtosis	c.r.
impuls3	.000	4.000	.943	5.498	-.207	-.604
impuls2	.000	4.000	3.542	20.655	13.606	39.667
impuls1	.000	4.000	2.480	14.460	5.623	16.393
depres4	.000	4.000	-.028	-.164	-1.350	-3.936
depres3	.000	4.000	.059	.343	-1.344	-3.918
depres2	.000	4.000	.913	5.325	-.444	-1.294
depres1	.000	4.000	-.147	-.858	-1.291	-3.764
self5	.000	4.000	-.200	-1.167	-1.341	-3.910
self4	.000	4.000	-.220	-1.283	-1.166	-3.399
self3	.000	4.000	.035	.203	-1.112	-3.241
self2	.000	4.000	.194	1.132	-1.103	-3.215
self1	.000	4.000	-.030	-.176	-1.270	-3.703
Multivariate					42.752	16.656

Şekil 5.7 AMOS ile depress.sav dosyasının çok değişkenli normallik testi sonucu

Kline (2005), normalize çok değişkenli basıklık değeri 8 den büyük ise veri setinin çok değişkenli normal dağılıma uymadığı, 10 dan büyük ise bir sorun , 20 den büyük ise ciddi bir sorun olduğu görüşündedir.

Analiz sonucuna göre depress.sav dosyasının normalize çok değişkenli basıklık değeri 16,65 dir. Bu değer 8' den büyük bir değer olduğu için veriler çok değişkenli normal dağılıma uymamaktadır. Bu nedenle dağılım varsayımı gerektirmeyen ağırlıklandırılmış en küçük kareler (WLS-ADF olarak da adlandırılır-) ve genelleştirilmiş en küçük kareler (GLS) gibi tahmin yöntemleri kullanılmalıdır.

AMOS'da Mardia çok değişkenli basıklık katsayısını hesaplarken kullanılan eşitlik Eşitlik 46' daki gibidir;

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i - \bar{x})' \hat{S}^{-1} (x_i - \bar{x})]^2 - \frac{p(p+2)(N-1)}{(N+1)} \quad (46)$$

AMOS programı güncel sürümü ile değişkenlerin kategorik ölçeklerini tanıyamamaktadır. Tüm değişkenleri sürekli kabul edip işlem yapmaktadır.


5.3.2 EQS ile Ön Analizler

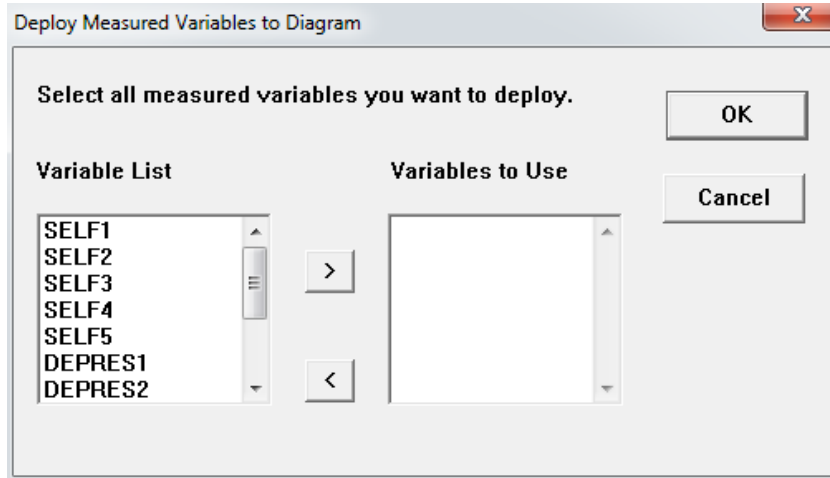
Varsayılan olarak, EQS her zaman tek değişkenli (ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık) ve çok değişkenli (Mardia katsayısı ve normalize edilmiş tahmini) örneklem istatistiklerini kullansa da, çok değişkenli örneklem indeksleri sadece basıklık ile ilgilidir. EQS ayrıca otomatik olarak normalize edilmiş çok değişkenli basıklık tahminine en fazla katkıda bulunan beş olayı otomatik olarak ekranda görüntüler (Byrne, 2001b).

EQS' de mardia çok değişkenli basıklık katsayısını hesaplarken kullanılan eşitlik Eşitlik 47' deki gibidir (Bentler, 2006);

$$g_{2,p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i - \bar{x})' \hat{S}^{-1} (x_i - \bar{x})]^2 - p(p + 2) \quad (47)$$

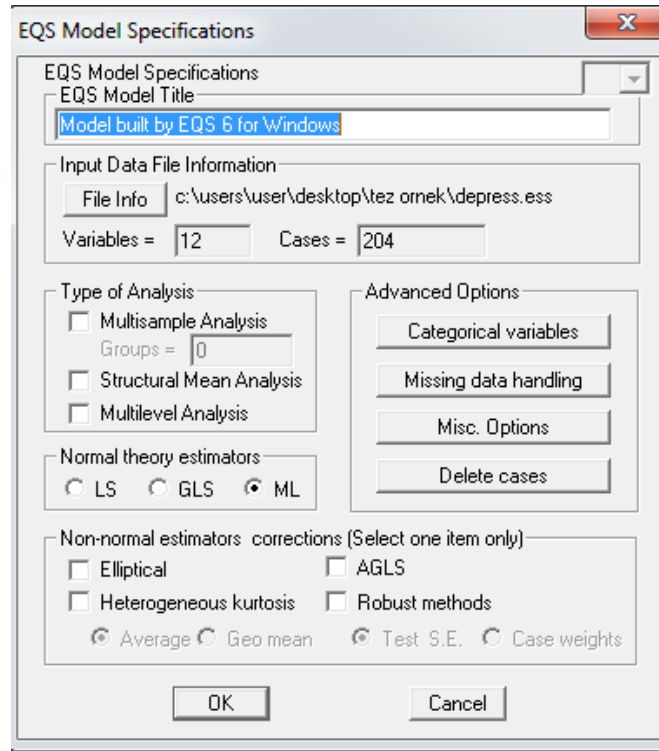
EQS programı, kategorik ve sürekli ölçülmüş değişkenleri olan modellerin analizine izin vermektedir. Çok düzeyli ve çok serili korelasyon matrislerinin tahminlerine ve Lee, Poon ve Bentler (1994)'ün çalışmalarından alınan modifiye edilmiş istatistiklere dayanan bu program, 200 kategorik değişkeni işleyebilir (Byrne, 2001b).

EQS programı ile ön analizleri yapmak için öncelikle depress.sav dosyası açılmalıdır. Veri dosyası açıldıktan sonra *File* menüsünden *New-EDS EQS Diagram files* seçeneği ile diagram penceresi açılır. Diagram penceresinde  ikonu seçilip diagram çizim alanında boş bir yer tıklanır ve Şekil 5.8 ile gösterilen “*Deploy Measured Variables to Diagram*” penceresinde “Variables List” listesinde değişkenler seçilir ve “Variables to Use” listesine aktarılır ve *OK* tıklanır.



Şekil 5.8 EQS Değişken listesi penceresi

Değişkenler diagram penceresine eklendikten sonra oluşan diagram dosyası “save” seçeneği ile dosyaya isim verilerek kaydedilir. “Build EQS” menüsünden “Title/Specifications” seçilir ve Şekil 5.9 ile gösterilen “EQS Model Specifications” penceresi açılır.



Şekil 5.9 EQS Model Specifications penceresi

Açılan pencerede File *Info* bölümünde dosya ismi kontrol edilir ve problem yoksa OK seçilir ve *EQS Model File* açılır. Oluşturulan model dosyası kaydedilir. Model dosyasında *Build EQS* menüsünden *Run EQS* çalıştırılır. Model dosyasında hiçbir eşitlik tanımlanmadığı için açılan output dosyasında bizi ilgilendiren sadece açıklayıcı istatistikler ile ilgili çıktılardır. Veri dosyamız ile ilgili çıktılar Şekil 5.10'daki gibidir.

SAMPLE STATISTICS BASED ON COMPLETE CASES					
UNIVARIATE STATISTICS					

VARIABLE	SELF1	SELF2	SELF3	SELF4	SELF5
V1	V2	V3	V4	V5	
MEAN	1.8971	1.7157	1.8235	2.2206	2.1422
SKEWNESS (G1)	-0.0301	0.1941	0.0348	-0.2201	-0.2002
KURTOSIS (G2)	-1.2700	-1.1027	-1.1115	-1.1659	-1.3411
STANDARD DEV.	1.3769	1.3121	1.2782	1.3809	1.4535
VARIABLE	DEPRES1	DEPRES2	DEPRES3	DEPRES4	IMPULS1
V6	V7	V8	V9	V10	
MEAN	2.0588	1.0343	1.9608	2.0392	0.3480
SKEWNESS (G1)	-0.1472	0.9133	0.0588	-0.0281	2.4798
KURTOSIS (G2)	-1.2909	-0.4437	-1.3437	-1.3501	5.6229
STANDARD DEV.	1.4060	1.2726	1.4413	1.4241	0.8133
VARIABLE	IMPULS2	IMPULS3			
V11	V12				
MEAN	0.1961	1.0000			
SKEWNESS (G1)	3.5423	0.9429			
KURTOSIS (G2)	13.6058	-0.2073			
STANDARD DEV.	0.5962	1.1702			
MULTIVARIATE KURTOSIS					

MARDIA'S COEFFICIENT (G2, P) =				41.1127	
NORMALIZED ESTIMATE =				16.0174	

Şekil 5.10 EQS ile Tek değişkenli ve çok değişkenli açıklayıcı istatistikler

Sonuçlar AMOS sonuçları ile uyumludur. Normalize edilmiş basıklık katsayısı 8 den büyük bir değer olduğu için çok değişkenli normal dağılıma uymamaktadır. Bu nedenle dağılımdan bağımsız tahmin yöntemi olan AGLS (ADF) kullanılmalıdır.

5.3.3 LISREL ile Ön Analizler

Örnekleme istatistiğine dayalı bilgi, PRElis kullanılarak elde edilir. Eğer veri sürekli ölçekte ise program; ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve minimum ve maksimum frekans değerleri hakkında bilgi sağlar. Her bir çarpıklık ve basıklık değeri ilgili z-istatistiği ve olasılık değeri ile birlikte gelir. Ayrıca, çıktıda her ölçek skoru ile ilgili bir histogram da bulunmaktadır. Veriler sıralı (ordinal) ise, PRElis değişken eşikleri, tek değişkenli, çok değişkenli dağılımların çubuk grafikleri ve korelasyonları ile bunların test istatistikleri hakkında bilgi sağlar (Byrne, 2001b).

LISREL’ de çok değişkenli çarpıklık (γ_1) ve basıklık (γ_2) katsayıları hesaplanırken kullanılan eşitlikler, Eşitlik 48, Eşitlik 49 ve Eşitlik 50’ deki gibidir;

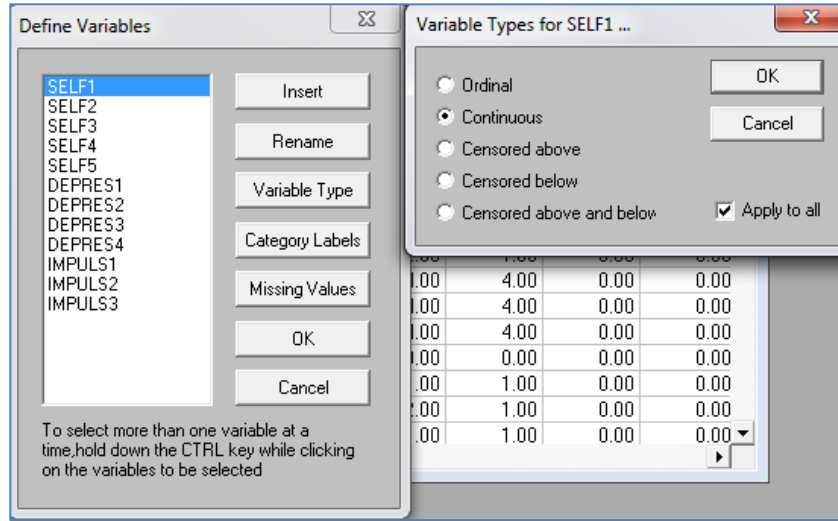
$$\mu_i = E(X - \mu)^i \quad (48)$$

$$\gamma_1 = \frac{\mu_3}{\mu_2 \sqrt{\mu_2}} \quad (49)$$

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} - 3 \quad (50)$$

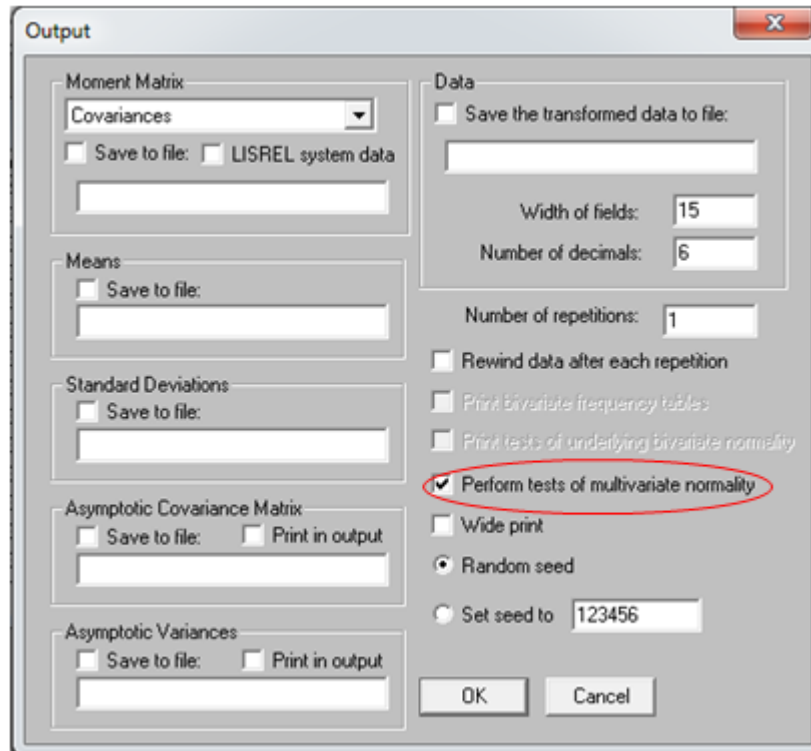
Burada X sürekli rasgele değişken olsun, $\mu = E(X)$ ve μ_i ($i=2,3,4$) X in sırasıyla 2. 3. ve 4. dereceden momentleridir. Bu momentler X in konum parametreleridir. μ_2 varyansı, $\sqrt{\mu_2}$ ise standart hatayı gösterir.

Depress.sav veri setinin çok değişkenli normal dağılıma uyup uymadığını değerlendirmek için *File* menüsünden *Import data* seçeneği ile ilgili veri seti açılır. *Data* menüsünden *Define Variables* seçeneği ile açılan Şekil 5.11 ile gösterilen pencerede değişkenlerden herhangi birisi seçilip *Variable Type* tıklanır. Daha sonra açılan ikinci pencerede “*Continuous*” seçilir. Tüm değişkenler için aynı işlemin geçerli olması için “*Apply to all*” kutucuğu işaretlenir ve OK tıklanır ve dosya kaydedilir.



Şekil 5.11 Değişkenleri sürekli olarak tanımlamak için açılan pencere

Çok değişkenli test sonuçları için *Statistics* menüsünden *Output Options* seçilir ve Şekil 5.12 ile gösterilen pencerede “*Perform test of multivariate normality*” seçeneği işaretlenir.



Şekil 5.12 LISREL ile çok değişkenli normallik testi

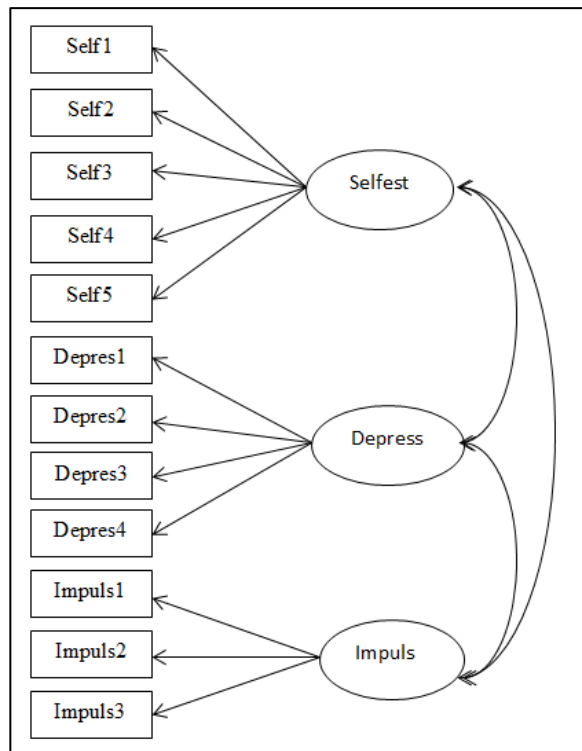
Test of Multivariate Normality for Continuous Variables							
Skewness			Kurtosis			Skewness and Kurtosis	
Value	Z-Score	P-Value	Value	Z-Score	P-Value	Chi-Square	P-Value
38.007	21.293	0.000	209.113	9.509	0.000	543.808	0.000

Şekil 5.13 Çok değişkenli normallik testi LISREL sonucu

Analiz sonucu Şekil 5.13’ de görülmektedir. Yapılan analiz sonucunda p değeri 0.05 değerinden küçük olduğu ($p=0.001$) için çok değişkenli normallik varsayımı sağlanmamıştır. Bu nedenle dağılımdan bağımsız tahmin metotları (WLS, GLS gibi) kullanılmalıdır.

5.4 Model Tanımlama


İncelemede kullanılacak olan depress.sav dosyası için öne sürülen model Şekil 5.14’ deki gibidir.





Şekil 5.14 Depress.sav dosyasına ait genel model

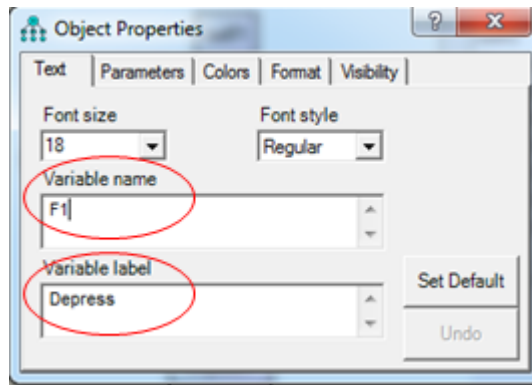
6.4.1. AMOS ile model tanımlama

AMOS'ta model tanımlama AMOS Graphics ile yapılır. İlk olarak önceki bölümlerde anlatıldığı şekilde analizde kullanacağımız Depress.sav veri dosyası analize


dahil edilir. İkinci olarak çizim aracı paletinden  “List variables in data set” simgesi tıklanır. Açılan pencere gözlenen değişkenlerin listesi görülecektir. Analizde kullanılmak istenen gözlenen değişkenler sürükle-bırak ile çizim alanına taşınır.


Üçüncü adım ise gizil değişkenlerin eklenmesidir. Bunun için  “Draw a latent variable or add an indicator to a latent variable” simgesi seçildikten sonra gizil

değişken sayısı kadar çizim alanına tıklanır. Çizim aracı paletinden  simgesi tekrar tıklanarak seçim iptal edilir. Gizil değişkenleri temsil eden elipslerin üzerine çift tıklanır ve Şekil 5.15 ile gösterilen “object properties” penceresinden gizil değişkenlere isim verilir.

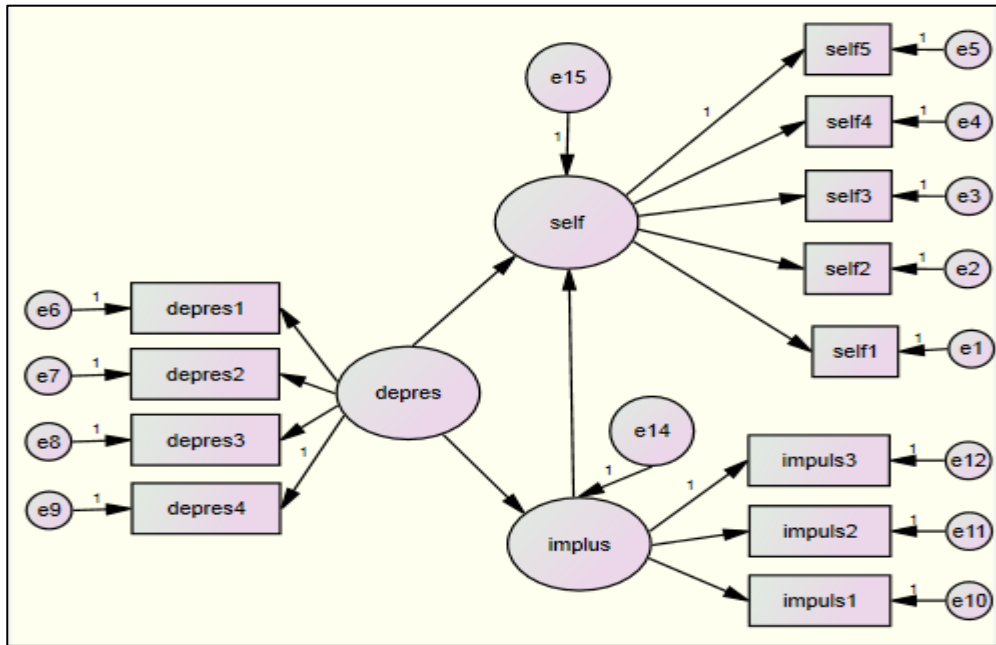


Şekil 5.15 Object Properties penceresi

Dördüncü adım gizil değişkenler ile gözlenen değişkenler arası ilişkileri belirleme aşamasıdır. Tek yönlü ok  yardımı ilişkiler belirlenir.

Son olarak  ”Add a unique variable to an existing variable” simgesi ile deęişken üzerine tıklanarak deęişkenlere ait hatalar modele dahil edilir. *Plugins*→*Name unobserved variables* menüsünden bu deęişkenlerin isimlendirmesi yapılır.

Sonuç olarak Şekil 5.16’ daki model elde edilir;

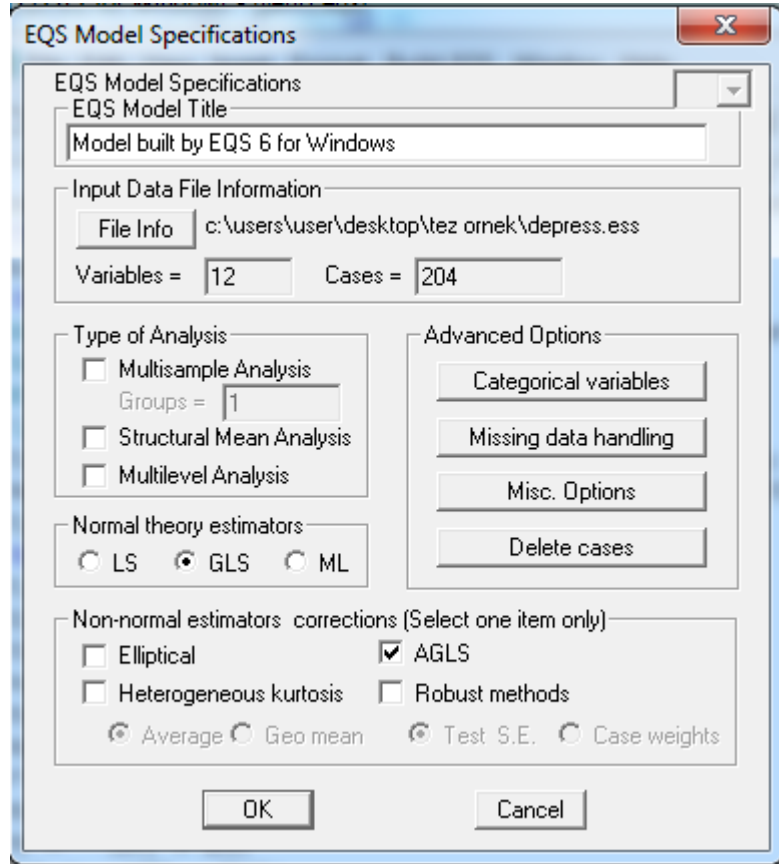


Şekil 5.16 AMOS Graphics ile tanımlanan model

6.4.2. EQS ile model tanımlama

EQS ile iki türlü model oluşturulabilir. Birincisi menüler yardımı ile adım adım sözdizimi oluşturulur, ikincisi ise diyagram penceresi yardımı ile model çizilip sözdizimi program tarafından oluşturulur.

Menü yardımı ile sözdizimi oluşturmak için öncelikle analiz edilecek veri dosyası veri girişi bölümünde anlatıldığı şekilde açılır. EQS programının ilginç ve büyük zaman kazandıran bir özelliği, “*Build EQS*” (EQS oluştur) özelliğidir. Kullanıcı, bu seçenikle ilgili diyalog kutularındaki sorulara cevap verdikçe, program veri dosyasını otomatik olarak oluşturur. İlk olarak *Build EQS* menüsünden Şekil 5.17 de gösterilen *Title-Specifications* penceresi açılır.



Şekil 5.17 Title Specifications penceresi

EQS model title kutusuna model ile ilgili tanımlayıcı başlık girilir. *File info* seçeneğinden doğru veri setinin seçili olup olmadığı kontrol edilir ve istenilen tahmin edici seçilir. ML varsayılan olarak gelen seçenektir. *Depress.sav* dosyası çok değişkenli normal dağılım varsayımını yerine getirmediği için tahmin edici olarak dağılımdan bağımsız tahmin metodu (Arbitrary Distribution Generalized Least Squares method- Rasgele dağılımlı genelleştirilmiş en küçük kareler-AGLS) seçilir. Tanımlamalar yapıldıktan sonra OK ile işlem tamamlanır.

İkinci olarak *Build EQS* menüsünden *Equations* seçeneği seçilir ve açılan Şekil5.18 de gösterilen pencerede “*Number of Factors*” kutusuna faktör sayısı girilir. *Structured Means* seçeneği işaretlenir ise sadece modele dahil edilecek değişkenler seçilebilir.

Build Equations

Type of Equation Building

Adopt Equations from Factor Analysis
Factor Loading Filter: 0.5

Create New Equations
Number of Variables: 12
Number of Factors: 3

Compare Covariance Matrices

Special Instructions

Structured Means Use All Variables

OK
Cancel

Şekil 5.18 Build Equations penceresi

“OK” dedikten sonra açılan Şekil 5.19 ile gösterilen *Build Equations* penceresinde ilişkiler “*” ile işaretlenir. Sabitlenen parametreler için “*” yerine “1” değeri girilir.

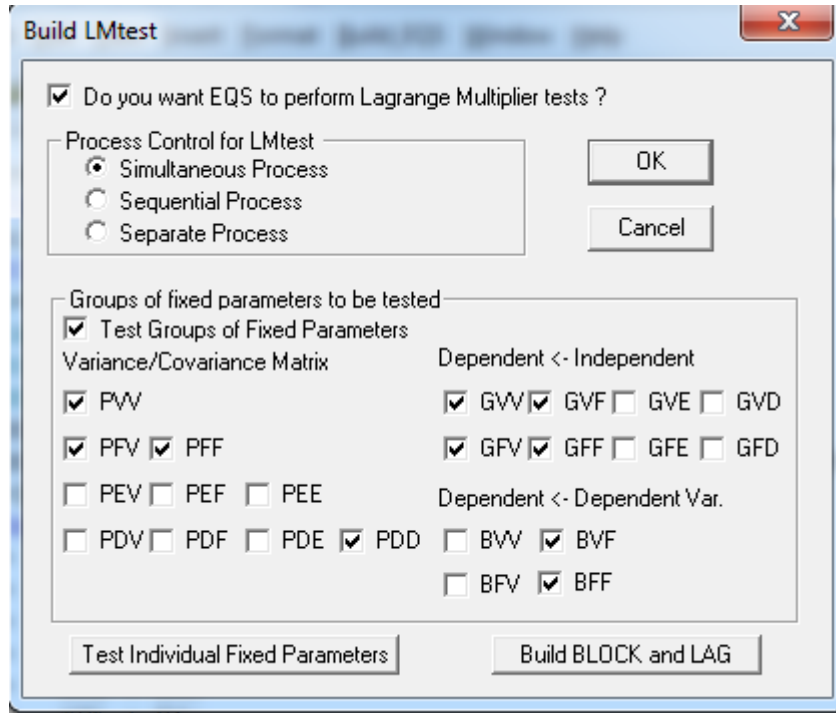
	F1	F2	F3	SELF1	SELF2	SELF3
SELF1	1					
SELF2	*					
SELF3	*					
SELF4	*					
SELF5	*					
DEPRES1		1				
DEPRES2		*				
DEPRES3		*				
DEPRES4		*				
IMPULS1			1			
IMPULS2			*			
IMPULS3			*			
F1						
F2						
F3						

Variable Labels

OK
Cancel

Şekil 5.19 Build Equations ile ilişkilerin belirlenmesi

Üçüncü olarak ise *Build EQS* menüsünden *LMTEST* seçeneği seçilir ve Şekil 5.20 ile gösterilen *Build LMtest* penceresinde “Do you want EQS to perform Lagrange Multiplier test?” kutucuğu işaretlenir. Lagrange Çarpanlar Testi (LM testi) programa, modelin uyumunun iyi olmaması durumunda düzeltme indekslerini istemesini söyler.



Şekil 5.20 Düzeltme indeksi belirleme penceresi

OK seçildikten sonra söz dizimi Şekil 5.21 deki gibi oluşturulur:

```

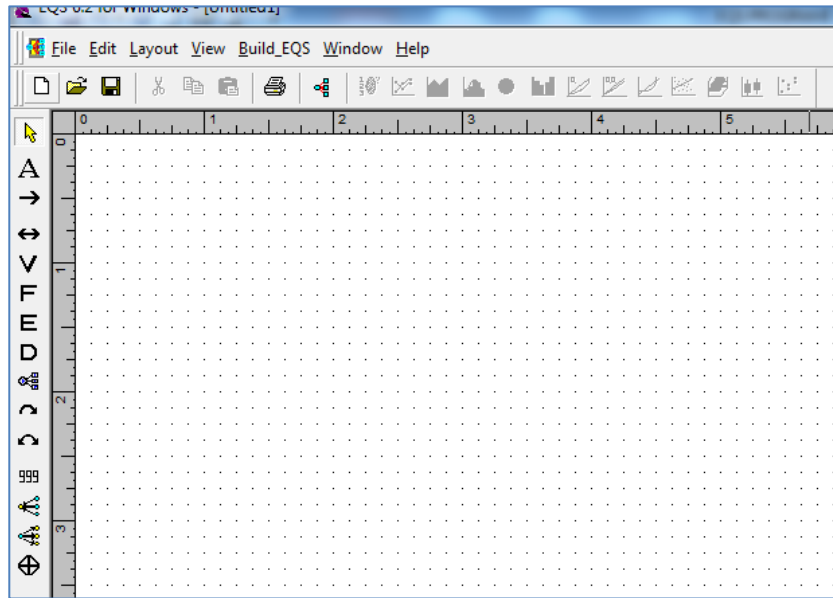
/TITLE
Model built by EQS 6 for Windows
/SPECIFICATIONS
DATA='c:\users\user\desktop\tez ornek\depress.ess';
VARIABLES=12; CASES=204;
METHOD=AGLS; ANALYSIS=COVARIANCE; MATRIX=RAW;
/LABELS
V1=SELF1; V2=SELF2; V3=SELF3; V4=SELF4; V5=SELF5; V6=DEPRES1; V7=DEPRES2;
V8=DEPRES3; V9=DEPRES4; V10=IMPULS1; V11=IMPULS2; V12=IMPULS3;
/EQUATIONS
V1 = 1F1 + E1;
V2 = *F1 + E2;
V3 = *F1 + E3;
V4 = *F1 + E4;
V5 = *F1 + E5;
V6 = 1F2 + E6;
V7 = *F2 + E7;
V8 = *F2 + E8;
V9 = *F2 + E9;
V10 = 1F3 + E10;
V11 = *F3 + E11;
V12 = *F3 + E12;
/VARIANCES
F1 = *;
F2 = *;
F3 = *;
E1 = *;
E2 = *;
E3 = *;
E4 = *;
E5 = *;
E6 = *;
E7 = *;
E8 = *;
E9 = *;
E10 = *;
E11 = *;
E12 = *;
/COVARIANCES
F2,F1 = *;
F3,F1 = *;
F3,F2 = *;
/PRINT
EIS;
FIT=ALL;
EFFECT=YES;
COVARIANCE=YES;
CORRELATION=YES;
TABLE=EQUATION;
/OUTPUT
Parameters;
Sigma;
Covariance matrix;
Standard Errors;
SSolution;
Listing;
/LMTEST
PROCESS=SIMULTANEOUS;
SET=PVV, PFV, PFF, PDD, GVV, GVF, GFV, GFF, BVF, BFF;
/END

```

Şekil 5.21 Depress.sav dosyası model tanımlama söz dizim dosyası

Söz dizim dosyası içinde modeli ve veriyi tanımlayan tüm bilgiler, belli paragraflar içinde, belli ifadeler halinde belirtilmişlerdir. Her ifade bir noktalı virgülle ayrılır ve her paragraf bir kesme işareti ile başlar. Her paragraf içinde, tahmin edilen parametreler bir yıldız işareti ile gösterilir. Örneğin, “/EQUATIONS” paragrafında, $V2=+*F1+1E2$ ifadesi, 2 numaralı ögenin EE(F1) üzerindeki faktör yükünün serbestçe tahmin edilebileceğini gösterir (Byrne, 2001b).

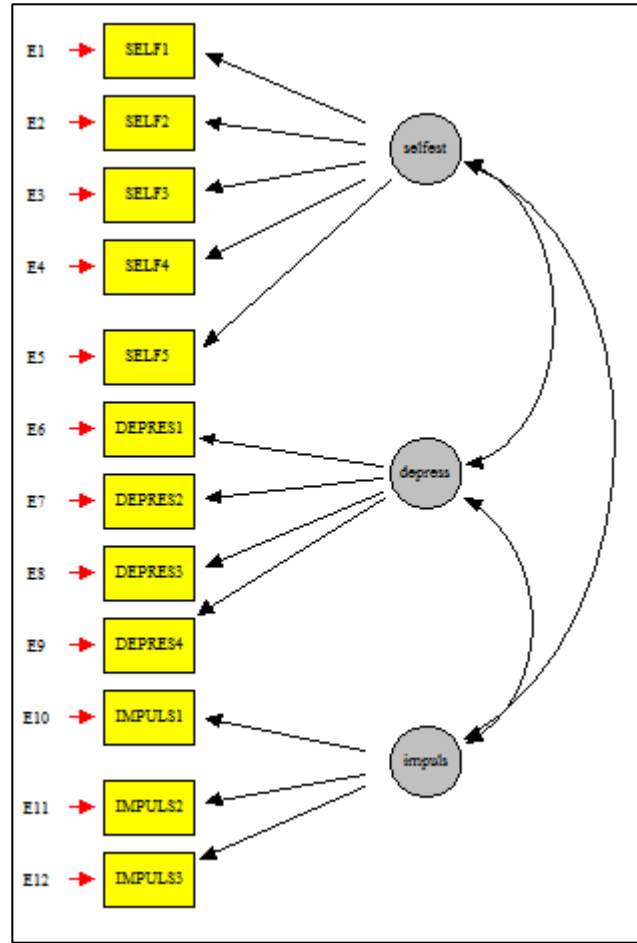
Diyagram oluşturarak modeli oluşturmak için veri seti açıldıktan sonra *File-New-EDS EQS diagram Files* seçeneği seçilir Şekil 5.22 ‘deki pencere açılır.



Şekil 5.22 Diagram Files penceresi

Bu pencerede sol taraftaki araç çubuklarından **V** seçeneği seçilir sayfa üzerinde boş bir yere tıklanır açılan değişken listesinden gözlenen değişkenler seçilir. Daha sonra **F** seçeneği seçilip sayfa üzerinde istenen sayıda faktör çizilir. → yardımı ile ilişkiler diyagram üzerinde çizilir.

Uygulama dosyamız için Şekil 5.23 ‘deki diyagram elde edilir.

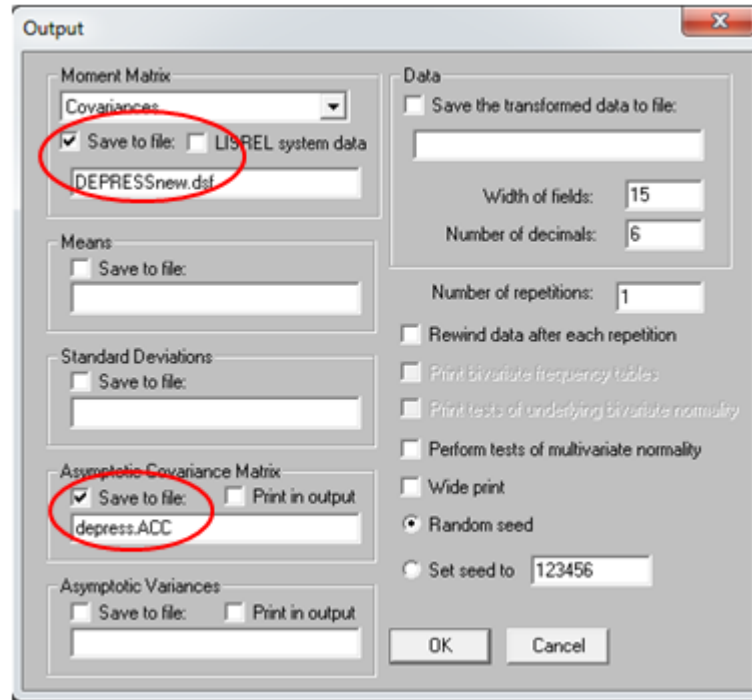


Şekil 5.23 EQS ile tanımlanan model

6.4.3. LISREL ile model tanımlama

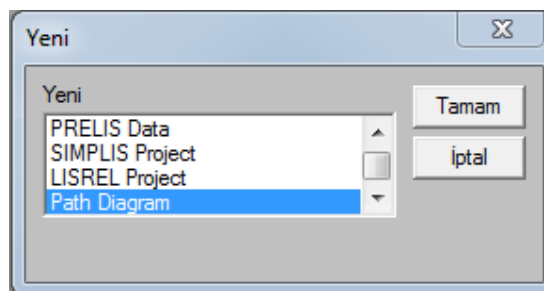
LISREL ile model tanımlama iki şekilde yapılabilir. Birincisi grafik arayüz yani diyagram penceresi ile model çizilip sözdizimi (syntax) program tarafından oluşturulur, ikincisi *syntax only* seçeneği ile sözdizimi kullanıcı tarafından yazılır.

Her iki yöntemde de öncelikle kovaryans ve asimptotik kovaryans matrisi analizde kullanılacak olan Prelis veri dosyası açılarak hesaplanıp kaydedilir. *Setup* menüsünden *Output Options* seçilerek kovaryans ve asimptotik kovaryans matrisleri Şekil 5.24 deki gibi tanımlanıp kaydedilir.



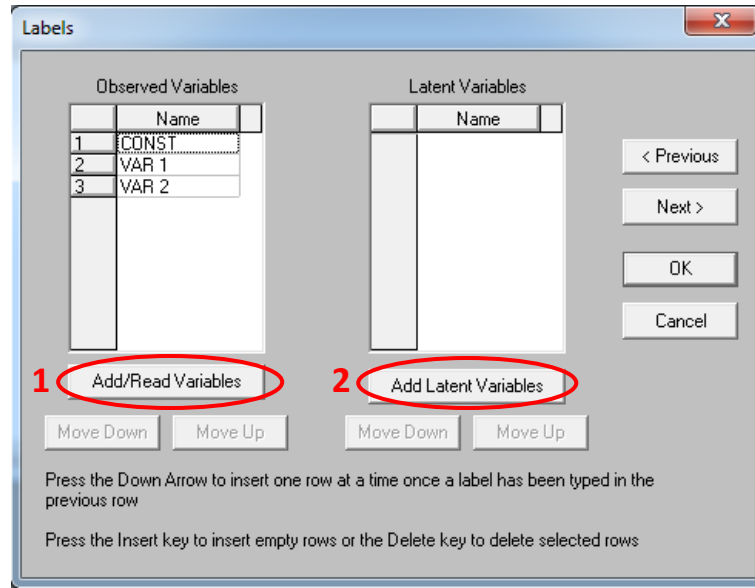
Şekil 5.24 Kovaryans ve asimptotik kovaryans belirleme penceresi

Grafik arayüz kullanarak model tanımlama için *File-New* seçeneği ile açılan Şekil 5.25 ile gösterilen pencerede *Path Diagram* seçilip tamam tıklanır. Açılan *farklı kaydet* penceresinde dosyaya bir isim verilip istenilen konuma kaydedilir.



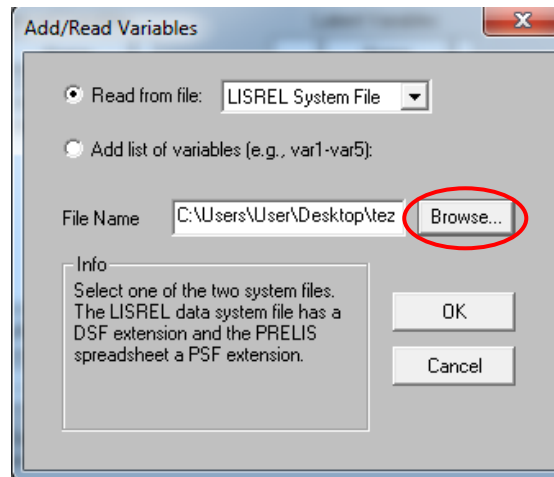
Şekil 5.25 LISREL ile grafik arayüz açma penceresi

Kaydetme işleminden sonra açılan diyagram penceresinde *Setup* menüsünden *Variables* seçeneği seçilir ve *Labels* diyalog kutusu açılır.



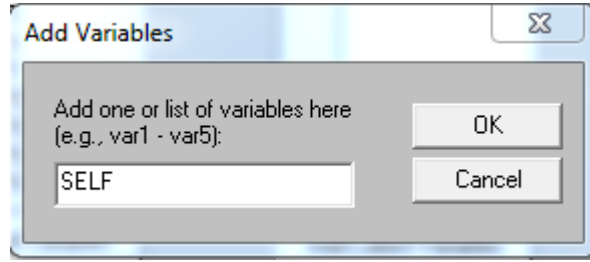
Şekil 5.26 LISREL ile gözlenen ve gizil değişkenleri tanımlama penceresi

Şekil 5.26 ile gösterilen *Labels* penceresinde *Observed variables* altında 1 numara ile işaretlenen *Add/Read Variables* seçilir.



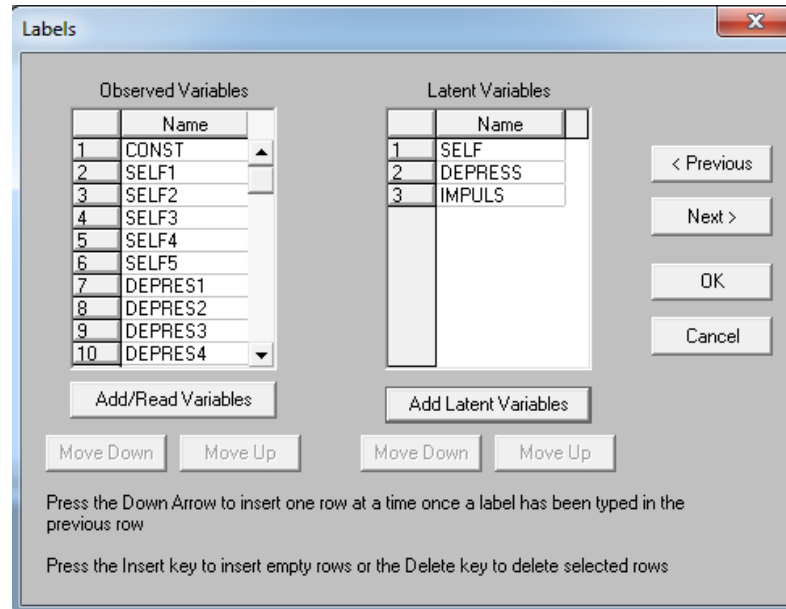
Şekil 5.27 Add/ Read Variables penceresi

Şekil 5.27 ile gösterilen açılan pencerede *Browse* seçeneği ile ilgili veri dosyası seçilir. Gözlenen değişkenler listeye eklenir. Daha sonra *Latent Variables* altında 2 numara ile işaretlenen *Add/Read Variables* seçeneği seçilip açılan Şekil 5.28 ile gösterilen pencereye gizil değişkenler tek tek tanımlanır.



Şekil 5.28 Gizil (Latent) Değişken tanımlama penceresi

Değişken tanımlamaları yapıldıktan sonra Şekil 5.29 daki görünüm elde edilir ve OK tıklanır.

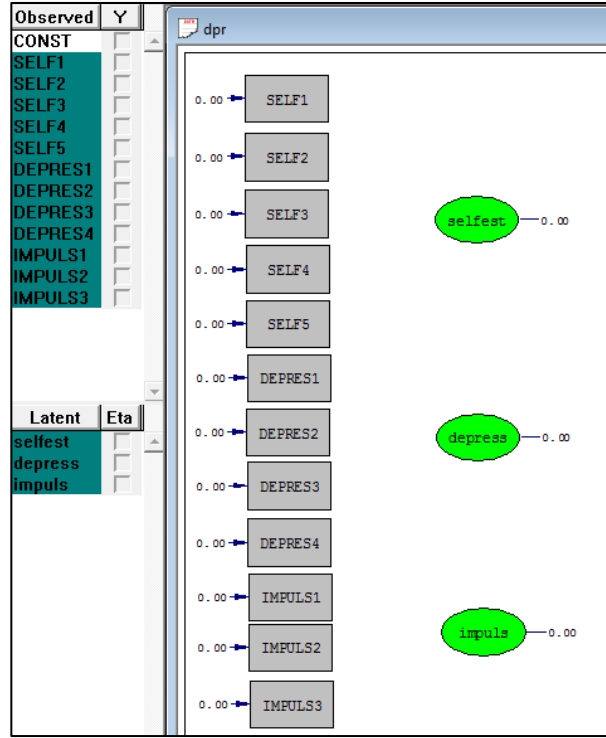


Şekil 5.29 Gözlenen ve Gizil değişkenler

Labels penceresinde *Next* seçeneği yada *Setup-Data* seçeneği ile açılan pencerede *Summary Statistics* alanında *Browse* seçilip Şekil 5.24 ile kaydedilen kovaryans matrisi, *Weight* alanında ise yine *Browse* seçeneği ile kaydedilen asimptotik kovaryans matrisi seçilir ve OK ile işlem tamamlanır.

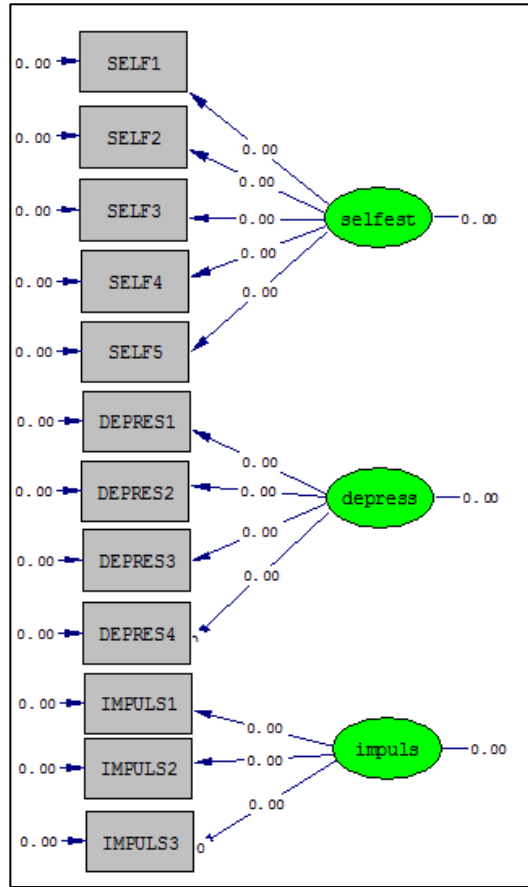
Eğer bir PSF dosyası seçilmiş ise kovaryans matrisi analiz edilecek matris olarak tanımlanmaktadır. Bu durumda Data penceresini kullanmak gereksizdir (Yılmaz & Çelik, 2009).

Diyagram penceresinde gözlenen ve gizil değişkenler mause yardımı ile çizim alanına taşınır. Şekil 5.30 daki görüntü elde edilir.



Şekil 5.30 Gözlenen ve gizil değişkenlerin diyagram penceresine taşınması

Gözlenen ve gizil değişkenler çizim alanına taşındıktan *Tek yönlü Path Aracı* kullanarak değişkeler birbirine önerilen modeldeki gibi bağlanır. Şekil 5.31 LISREL ile tanımlanan modeli göstermektedir.



Şekil 5.31 LISREL ile tanımlanan model

Çizim tamamlandıktan sonra *Setup* menüsünden *Build SIMPLIS Syntax* seçilip .spj dosyası açılır ve sözdizimi dosyası program tarafından oluşturulur.

Model tanımlamak için kullanılan ikinci yol ise sözdizim dosyası oluşturarak model tanımlamaktır. Bunun için *File-New* seçeneği ile *Syntax Only* seçeneği seçilip sözdizim dosyası açılır ve belli kurallar çerçevesinde sözdizimi oluşturulur.

Sözdizim (SYNTAX) hazırlama sırasında uyulması gereken kurallar aşağıda maddeler halinde sıralanmıştır;

- Sözdizim yazılmasında Türkçe karakter kullanılmamalıdır.
- Her bir sözcüğün yazılmasında ilk harf büyük olmalıdır.
- Sözcükler ya da değişken tanımlamaları arasında bir boşluk bulunmalıdır.

- Göstergeleri ifade eden sembollerin başında bir harf (büyük yazılacak) bulunmalıdır.
- Analiz göstergelerin sembolleri üzerinden değil, Prelis dosyasındaki sütunların sırası üzerinden yapılmaktadır. Dolayısıyla tanımlama yaparken bu sıraya dikkat edilmelidir (Şimşek, 2007).

Sözdizim dosyasında yazım sırası aşağıdaki gibidir;

1. Yapılacak olan analiz için bir başlık yazılır.

Örn: *DEPRESS SEM*

2. Analizde kullanılacak olan Prelis dosyası tanımlanır.

Örn: *Raw Data from File depress.psf*

3. Analizin hangi matris üzerinden yapılacağına dair bir tanımlama yapılır.

Örn: *Asymptotic Covariance Matrix From file depress.ACC*

4. Örneklem büyüklüğü tanımlanır.

Örn: *Sample Size: 204*

5. Gizil değişkenlerin tanımlaması yapılır.

Örn: *Latent Variables: depress selfest impuls*

6. Bu satırda “*Relationship*” (ilişkiler) yazılır.

7. Hangi gizil değişkenin hangi gözlenen değişkenler tarafından açıklandığının tanımlaması yapılır.

Örn: *SELF1 - SELF5 = selfest*

DEPRES1 - DEPRES4 = depress

IMPULS1 - IMPULS3 = impuls

selfest = depress impuls

impuls = depress

8. “*Path Diagram*” yazılır.

9. “*Lisrel Output*” yazılır ve model tahmininde kullanılacak olan tahmin metodu, sonuçlardaki ondalık kısım basamak sayısı gibi tanımlamalar yapılır.

Örn: Lisrel Output: ND=3 SC WLS

(ND: ondalık basamak sayısı, SC: standartlaştırılmış sonuçlar, WLS: Ağırlıklandırılmış en küçük kareler tahmin metodu)

10. “*End of Problem*” yazılır. Sonuç olarak Şekil 5.32 deki söz dizimi oluşturulur.

```

depress_dfa
DEPRESS SEM
Raw Data from File depress.psf
Asymptotic Covariance Matrix From file depress.ACC
Sample Size: 204
Latent Variables: selfest depress impuls
Relationships:
SELF1 - SELF5 = selfest
DEPRES1 - DEPRES4 = depress
IMPULS1 - IMPULS3 = impuls
Path Diagram
Lisrel Output: ND=3 SC WLS MI EF
End of Problem

```

Şekil 5.32 LISREL ile oluşturulan depress.sav dosyasına ait sözdizim dosyası

Söz dizim dosyası oluşturulduktan sonra *File* menüsünden *Run LISREL* seçilir yada



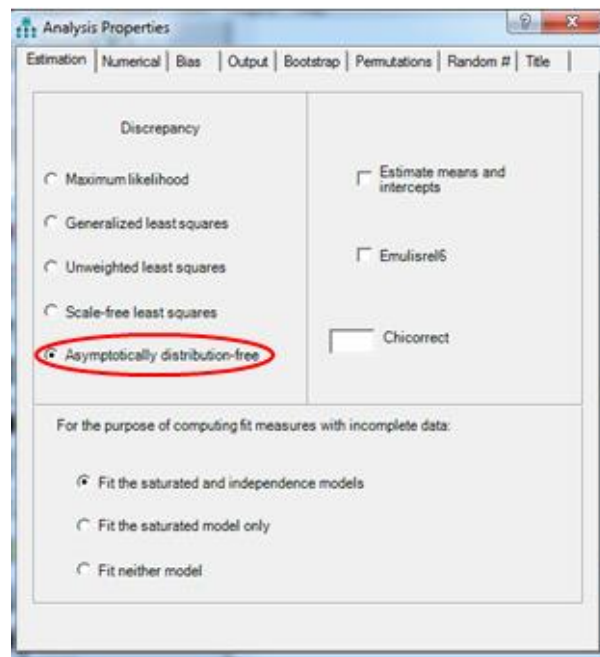
komutu seçilir ve program çalıştırılır.

5.5 Model Tahmini


AMOS, EQS ve LISREL programlarının her biri için, en çok olabilirlik tahmini varsayılandır. Ancak varsayımların karşılanmadığı durumlarda farklı tahmin metotları kullanmak gerekmektedir.

AMOS ile, bu bilgi programa, “*Analysis Properties*” (Analiz Özellikleri) diyalog kutusundaki “*Estimation*” (Tahmin) sekmesini seçerek ve daha sonra istenen tahmin prosedürünü seçerek taşınır. EQS’te bu, girdi dosyasının Metod ifadesinde (ME), LISREL’de de *Output* satırı üzerinde, ME komutu sonrası seçilen metotla belirtilir (Byrne, 2001b).

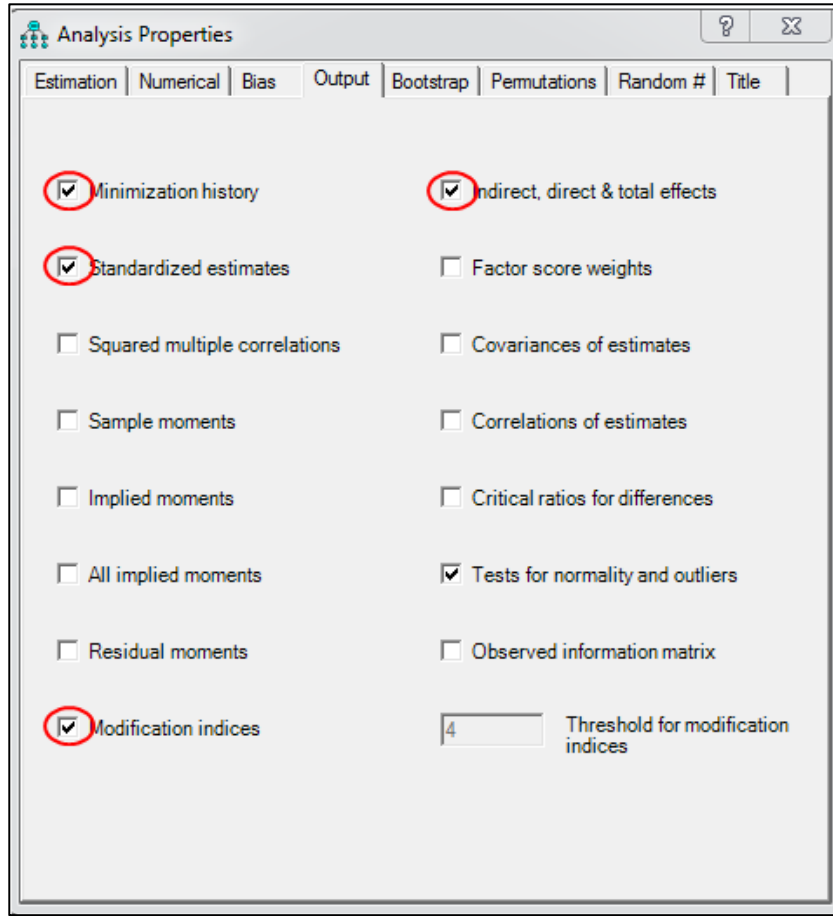
5.5.1 AMOS ile model tahmini




Şekil 5.33 AMOS ile tahmin edici belirleme penceresi

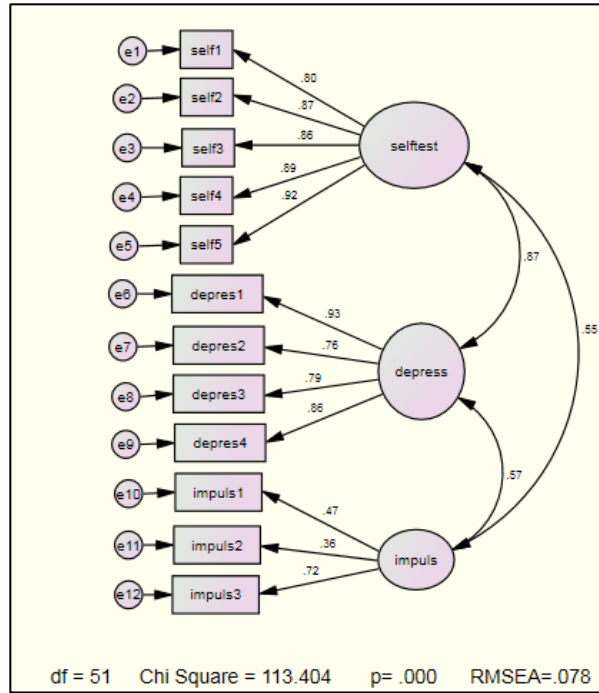
Tahmin metodunu belirlemek için AMOS’da *View* menüsünden *Analysis Properties* de *Estimation* sekmesi seçilir veya çizim paletinden  ikonu seçilir. Şekil 5.33 deki pencerede *Discrepancy* altında istenilen tahmin metodu seçilir. *Depress.sav* dosyası normallik varsayımını sağlamadığı için dağılımdan bağımsız tahmin metodu olan “*Asimptotically distribution-free*” tahmin edicisi seçilir.

Yine *Analysis properties* penceresinde *Output* sekmesi tıklanır ve Şekil 5.34 ile ekrana gelen görüntüde output dosyasında çıkmasını istediğimiz seçenekler eklenir. Düzeltme indeksleri, standardize tahminler ve direkt ve dolaylı etkiler kutucukları işaretlenir.



Şekil 5.34 AMOS ile çıktı dosyası seçenekleri belirleme penceresi

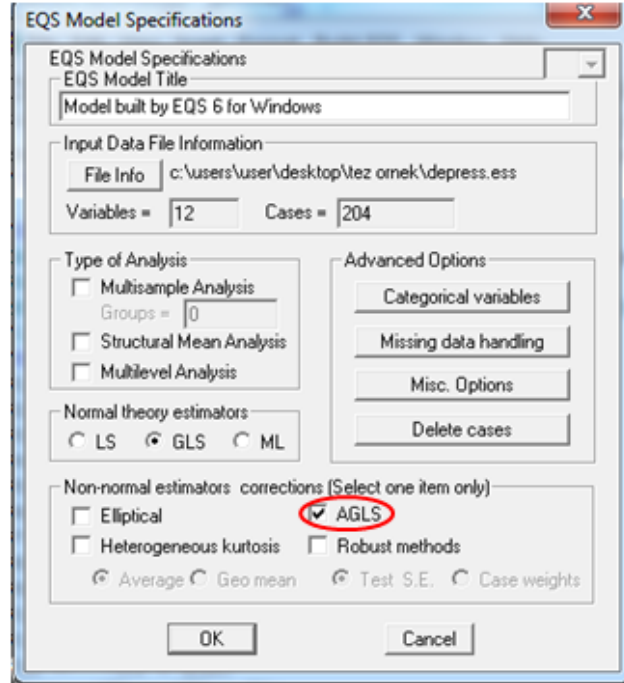
Açılan analiz özellikleri penceresi kapatıldıktan sonra “ *Calculate Estimates*”  ikonu tıklandıktan sonra hesaplama gerçekleştirilir. Şekil 5.35 deki gibi sonuçlar diyagram penceresinde görülebilir.



Şekil 5.35 AMOS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model

5.5.2 EQS ile model tahmini

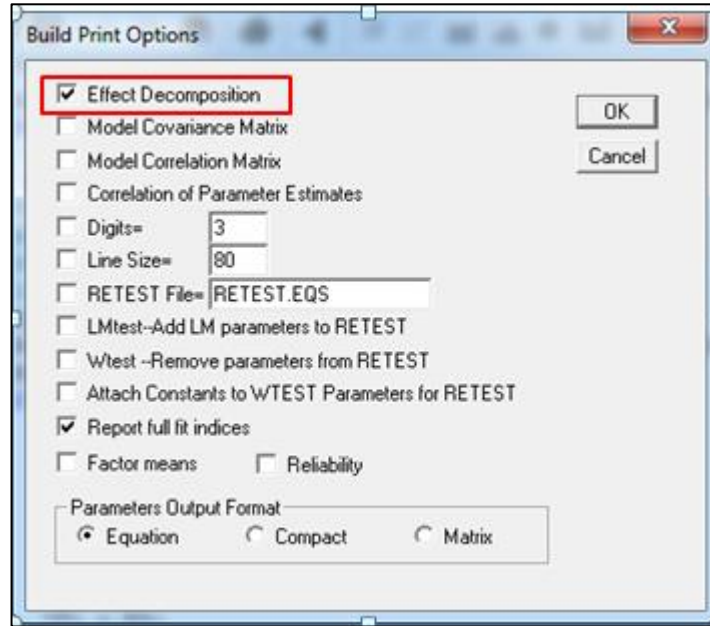
EQS'te tahmin metodu, girdi dosyasının Metod ifadesinde (ME) tanımlanır yada *Build_EQS* menüsünde *Title/Specifications* seçilir. Şekil 5.36 daki pencere açılır ve çok değişkenli normal dağılım varsayımı sağlanıyorsa “*Normal theory estimators*” altından ilgili tahmin edici seçilir. Normallik varsayımı sağlanmadığı durumlarda ise “*Non-normal estimators corrections*” altından istenilen tahmin edici seçilir. *Non-Normal estimators corrections* seçeneği altında *Robust Methods* seçildiği zaman iki farklı uyum istatistiği hesaplanır. EQS’deki bu iki farklı uyum istatistiği bu programı diğer iki programdan ciddi şekilde ayırmaktadır. Bunlardan biri maksimum olasılık χ^2 istatistiğine, diğeri de Satorra-Bentler ölçekli istatistiği adındaki, düzeltilmiş χ^2 değerine dayanır. Sağlam istatistik (robust statistics) denen bu ikinci uyum istatistiği, EQS programının son derece önemli bir özelliği olup, onu diğer mevcut YEM programlarından ayırmaktadır. Temelde, ölçekli istatistiğin hesaplanması, EQS’in verideki çok değişkenli basıklık problemini, hem χ^2 istatistiğinde, hem de standart hatalarda yapılan bir düzeltme ile çözmesine yarar (Byrne, 2001b).



Şekil 5.36 EQS ile tahmin edici belirleme penceresi

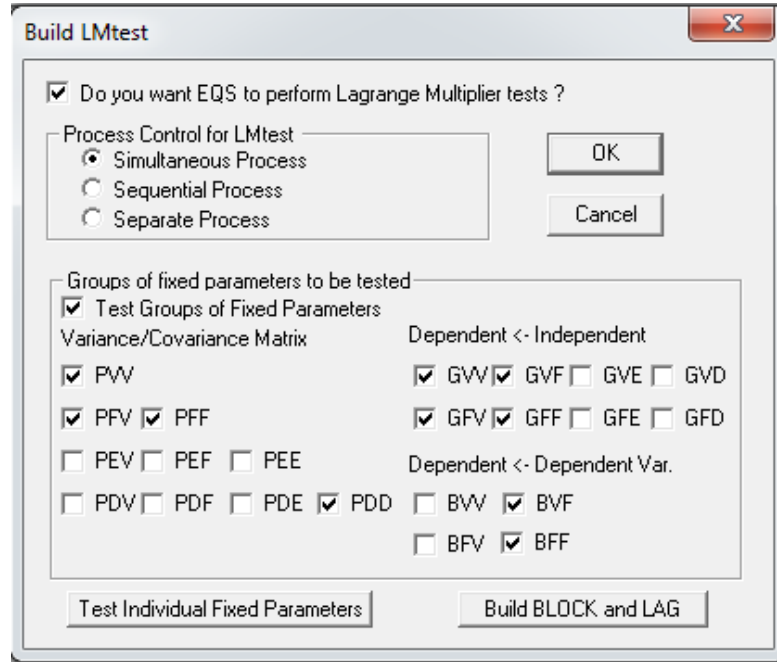
Depress.sav dosyası çok değişkenli normallik varsayımı sağlanmadığı için dağılımdan bağımsız tahmin metodu olan *AGLS* (*Arbitrary Distribution Generalized Least Squares – ADF olarak da adlandırılır-*) tahmin edicisi seçilir.

Toplam ve dolaylı etkileri hesaplamak için *Build_EQS* menüsünden *Print* seçilir. Şekil 5.37’ deki pencerede *Effect Decomposition* seçeneği işaretlenir ve OK ile pencere kapatılır.

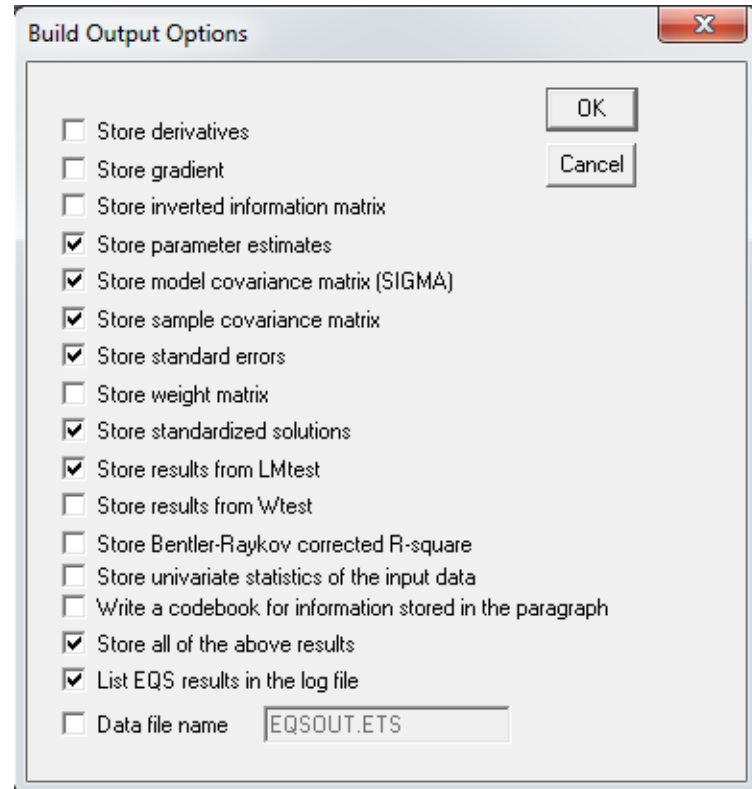


Şekil 5.37 Toplam ve dolaylı etkiler seçeneği

Düzeltilme indekslerinin hesaplanması için *Build_EQS* menüsünde *LMTEST* seçeneği seçilir. Şekil 5.38 ile gösterilen pencere açılır. Bu pencerede “*Do you want EQS to perform Lagrange Multiplier test*” kutucuğu işaretlenir ve OK ile pencere kapatılır. Sonuçların çıktı ekranında görüntülenebilmesi için *Build_EQS* menüsünde *Output* seçilir. Şekil 5.39 ile gösterilen pencerede işaretli olan kutular işaretlenir. Özellikle “*List EQS results in the log file*” kutucuğu işaretlenmelidir. Aksi takdirde Output dosyasında sonuçlar listelenmez.

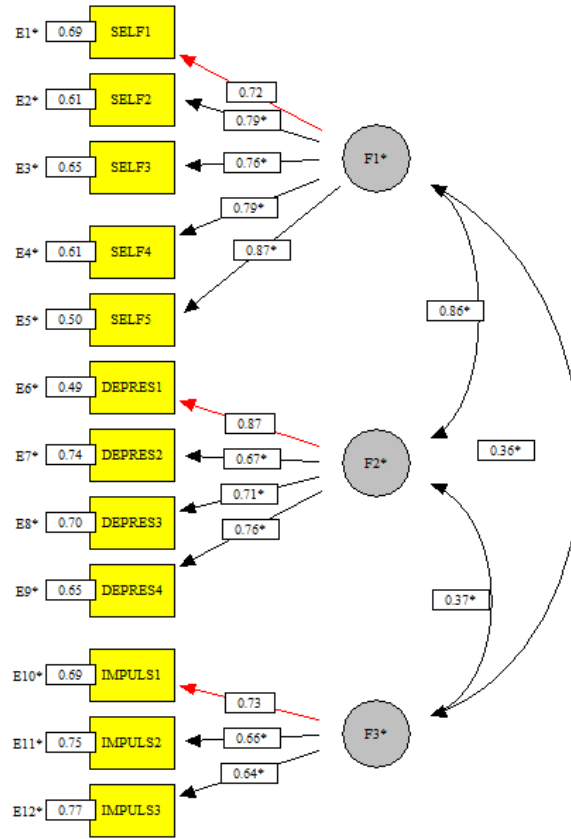


Şekil 5.38 Düzeltme indeksleri seçim penceresi



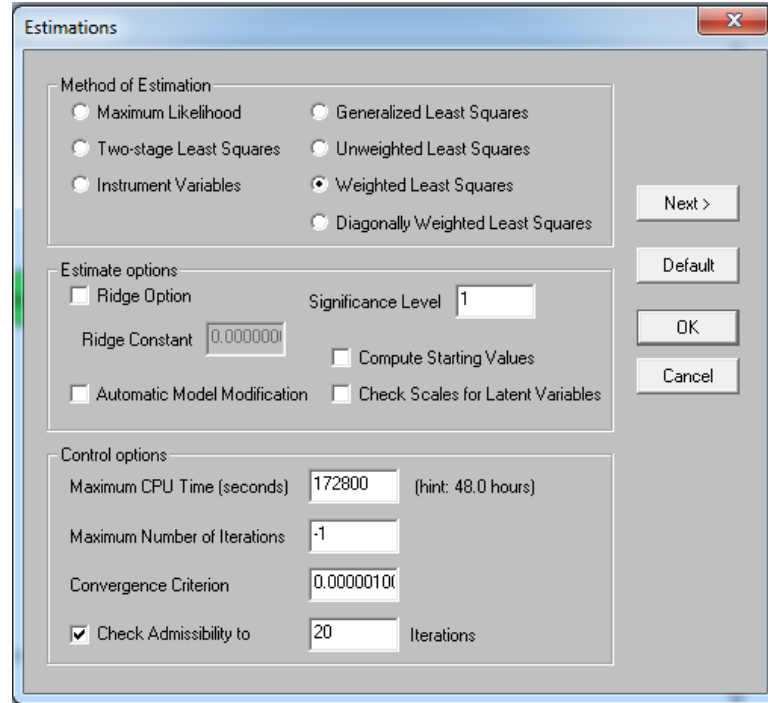
Şekil 5.39 Output dosyası listeleme seçenekleri

Seçenekler işaretlendikten sonra Build_EQS menüsünde Run EQS seçilir ve hesaplamalar gerçekleştirilir. Tahmin edilen model Şekil 5.40 ile verilmiştir.



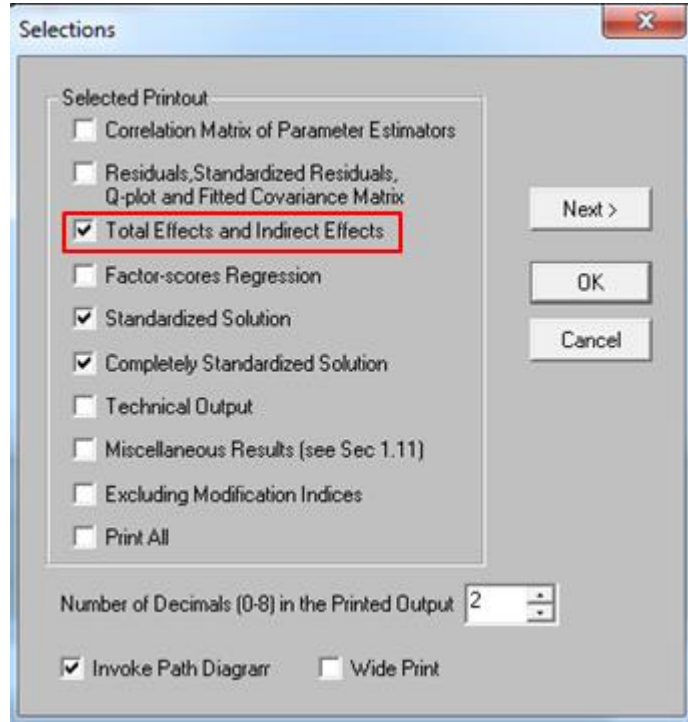
Şekil 5.40 EQS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model

5.5.3 LISREL ile model tahmini



Şekil 5.41 LISREL ile tahmin edici belirleme penceresi

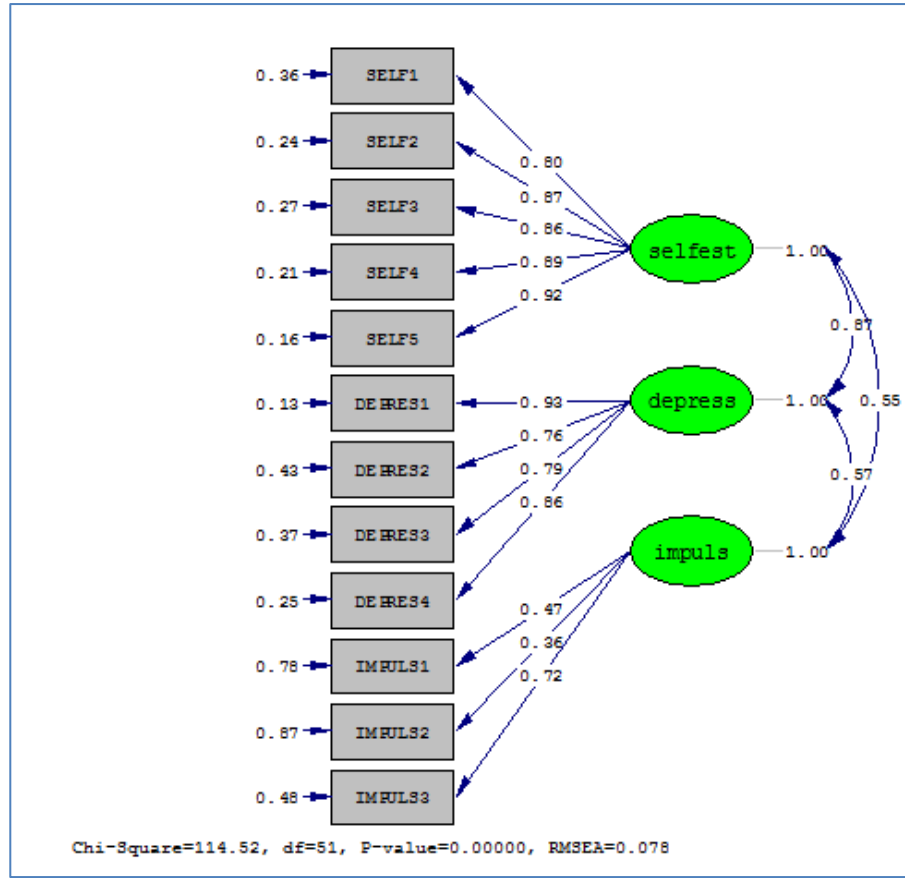
LISREL’de tahmin metodunu belirlemek için diyagram penceresinde *Outputs* menüsünde *LISREL outputs - Estimations* seçilir ve şekil 5.41 penceresi açılır. *Method of estimation* altında istenilen tahmin metodu seçilir. Depress sav dosyası normallik varsayımını sağlamadığı için dağılımdan bağımsız tahmin metodu olan “*Weighted Least Squares*” (*Ağırlıklandırılmış en küçük kareler-WLS*) seçilir. Toplam ve dolaylı etkileri hesaplayabilmek için *Setup* menüsünden *Build Simplis Syntax* seçilir. Açılan *Syntax* penceresinde *Output* menüsünden *LISREL Outputs – Selections* seçilir ve Şekil 5.42 deki pencere açılır. Çıktı dosyasında Toplam ve dolaylı etkileri görebilmek için “*Total Effects and Indirect Effects*” kutucuğu işaretlenir.



Şekil 5.42 LISREL' de toplam ve dolaylı etkileri ekleme penceresi

Sözdizim dosyasında ise bu bilgiler, tahmin metodu için *Lisrel Output* satırına WLS, düzeltme indekslerini istemek için ise yine aynı satıra MI son olarak toplam ve dolaylı etkileri hesaplamak için yine aynı satıra EF kısaltmaları yazılır.

AMOS ile tahmin edilen model Şekil 5.43 deki gibidir.



Şekil 5.43 AMOS ile depress.sav dosyası için tahmin edilen model

5.6 Model Değerlendirme

YEM' de en önemli konulardan biri, önerilen bir modelin örneklem verisine hangi ölçüde "uyduğu" ya da doğru şekilde tarif ettiği. İdeal olan, uygulanan modelin farklı açılardan modelin uygunluğunu değerlendirebilen birçok kriterle dayanmasıdır. Bunlar özellikle (a) bir bütün olarak modelin ve (b) parametre tahminlerinin doğruluğuna odaklanmaktadır.

χ^2 istatistiğinin örneklem büyüklüğüne hassasiyetini inceleyen, uyumun iyiliği istatistiğinin geliştirilmesinde yapılan etraflı araştırmaların bir sonucu olarak, bu üç program günümüzde çok çeşitli uyum indeksleri sunmaktadır (Byrne, 2001b).

5.6.1 AMOS ile model uyumunun değerlendirilmesi

Model Fit Summary					
Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Default model	27	113.404	51	.000	2.224
Saturated model	78	.000	0		
Independence model	12	710.753	66	.000	10.769
Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI	
Default model	.217	.947	.919	.619	
Saturated model	.000	1.000			
Independence model	.845	.667	.607	.565	
Model	NFI	RFI	IFI	TLI	CFI
	Delta1	rho1	Delta2	rho2	
Default model	.840	.794	.905	.875	.903
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000
Model	PRATIO	PNFI	PCFI		
Default model	.773	.649	.698		
Saturated model	.000	.000	.000		
Independence model	1.000	.000	.000		
Model	NCP	LO 90	HI 90		
Default model	62.404	35.354	97.187		
Saturated model	.000	.000	.000		
Independence model	644.753	562.796	734.158		
Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90	
Default model	.559	.307	.174	.479	
Saturated model	.000	.000	.000	.000	
Independence model	3.501	3.176	2.772	3.617	
Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE	
Default model	.078	.058	.097	.011	
Independence model	.219	.205	.234	.000	
Model	AIC	BCC	BIC	CAIC	
Default model	167.404	171.098	256.993	283.993	
Saturated model	156.000	166.674	414.813	492.813	
Independence model	734.753	736.395	774.570	786.570	
Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI	
Default model	.825	.691	.996	.843	
Saturated model	.768	.768	.768	.821	
Independence model	3.619	3.216	4.060	3.628	
Model	HOELTER	HOELTER			
	.05	.01			
Default model	123	139			
Independence model	25	28			

Şekil 5.44 AMOS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri

AMOS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Şekil 5.44 deki gibidir. Sonuçlar incelendiğinde temel uyum indekslerinden CFI'nın kötü uyum, GFI, χ^2 , χ^2/sd , AGFI ve RMSEA'nın ise kabul edilebilir uyum sağladığı görülmektedir.

Model istenen uyumu sağlasa da parametre tahminlerinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı incelenmelidir. Output dosyasını açmak için çizim paletinde



“View Text” ikonu seçilir. Output penceresinde soldaki listeden *Estimates* seçilir. Açılan ekranda hem parametre tahminlerinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı hem de direk, dolaylı ve toplam etkiler görülebilir.

AMOS çıktısındaki faktör yükleri tahminleri, regresyon ağırlıkları olarak bildirilmiştir. Şekil 5.45’de gösterildiği gibi, parametre tahmini son derece açık, kısa ve öz olarak sunulmuştur. Her parametrenin sağında, tahmini değer (Sütun 1), standart hata (sütun 2) ve kritik oran (sütun 3) bulunmaktadır. Üçüncü sütun parametre tahmininin standart hataya bölünmüş hali olup, bir z-istatistiği olarak dağılım gösterir, böylece parametrenin istatistiksel anlamlılığını ifade eder (Byrne, 2001b).

Tahmin edilen her bir parametre için, daha önce açıklandığı gibi, tahminin kendi standart hatası ile bölündüğünde, aynı zamanda z-istatistiği olarak bilinen, kritik oran (critical ratio-C.R.) elde edilir. Sıfır hipotezi parametre tahminin sıfır olduğunu test eder. Eğer C.R. değeri mutlak değerce 1,96’ yı aşarsa 0,05 lik anlamlılık düzeyinde sıfır hipotezi ret edilir. Parametre tahminlerinin istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde sıfırdan farklı olduğu söylenir. Test için aynı zamanda dördüncü sütunda p-değeri de verilir. Eğer p-değeri 0,05 den küçük ise, sıfır hipotezi ret edilir (Bayram, 2010).

Şekil 5.45’ e göre tahmin edilen tüm yollar için z-istatistiği 1,96 dan büyük çıkmıştır. Tüm parametreler sıfırdan anlamlı derecede farklı çıkmıştır.

Asymptotically Distribution-free Estimates							
Regression Weights: (Group number 1 - Default model)							
			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
self4	<---	selftest	.946	.036	26.373	***	
self5	<---	selftest	1.000				
self1	<---	selftest	.804	.040	20.077	***	
self2	<---	selftest	.891	.036	25.053	***	
self3	<---	selftest	.855	.034	25.446	***	
depres1	<---	depress	1.105	.045	24.529	***	
depres2	<---	depress	.768	.044	17.434	***	
depres4	<---	depress	1.000				
depres3	<---	depress	.894	.044	20.130	***	
impuls2	<---	impuls	.126	.038	3.337	***	
impuls3	<---	impuls	1.000				
impuls1	<---	impuls	.285	.072	3.963	***	
Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)							
			Estimate				
self4	<---	selftest	.887				
self5	<---	selftest	.916				
self1	<---	selftest	.802				
self2	<---	selftest	.873				
self3	<---	selftest	.856				
depres1	<---	depress	.931				
depres2	<---	depress	.758				
depres4	<---	depress	.865				
depres3	<---	depress	.791				
impuls2	<---	impuls	.358				
impuls3	<---	impuls	.723				
impuls1	<---	impuls	.472				
Covariances: (Group number 1 - Default model)							
			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
depress	<-->	selftest	1.439	.097	14.882	***	
depress	<-->	impuls	.548	.081	6.764	***	
selftest	<-->	impuls	.567	.087	6.549	***	
Correlations: (Group number 1 - Default model)							
			Estimate				
depress	<-->	selftest	.868				
depress	<-->	impuls	.574				
selftest	<-->	impuls	.547				
Variances: (Group number 1 - Default model)							
:							
:							
:							

Şekil 5.45 AMOS ile elde edilen parametre tahminleri

5.6.2 EQS ile model uyumunun değerlendirilmesi

EQS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Şekil 5.46 daki gibidir.

GOODNESS OF FIT SUMMARY FOR METHOD = AGLS			
INDEPENDENCE MODEL CHI-SQUARE	=	717.773	ON 66 DEGREES OF FREEDOM
INDEPENDENCE AIC	=	585.773	INDEPENDENCE CAIC = 300.777
MODEL AIC	=	12.524	MODEL CAIC = -207.700
CHI-SQUARE	=	114.524	BASED ON 51 DEGREES OF FREEDOM
PROBABILITY VALUE FOR THE CHI-SQUARE STATISTIC IS			0.00000
YUAN-BENTLER CORRECTED AGLS TEST STATISTIC	=	73.218	
PROBABILITY VALUE FOR THE CHI-SQUARE STATISTIC IS			0.02237
YUAN-BENTLER AGLS F-STATISTIC	=	1.692	
DEGREES OF FREEDOM	=	51,	153
PROBABILITY VALUE FOR THE F-STATISTIC IS			0.00763
FIT INDICES			

BENTLER-BONETT NORMED FIT INDEX	=	0.840	
BENTLER-BONETT NON-NORMED FIT INDEX	=	0.874	
COMPARATIVE FIT INDEX (CFI)	=	0.903	
BOLLEN'S (IFI) FIT INDEX	=	0.905	
MCDONALD'S (MFI) FIT INDEX	=	0.856	
JORESKOG-SORBOM'S GFI FIT INDEX	=	0.840	
JORESKOG-SORBOM'S AGFI FIT INDEX	=	0.755	
ROOT MEAN-SQUARE RESIDUAL (RMR)	=	0.218	
STANDARDIZED RMR	=	0.175	
AGLS CORRECTED COMPARATIVE FIT INDEX	=	0.759	
AGLS FIT INDEX	=	0.947	
AGLS ADJUSTED FIT INDEX	=	0.919	
ROOT MEAN-SQUARE ERROR OF APPROXIMATION (RMSEA)	=	0.078	
90% CONFIDENCE INTERVAL OF RMSEA	(0.059,	0.097)

Şekil 5.46 EQS ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri

EQS de veriler çok değişkenli normal dağılım varsayımını sağlamadığı için tahmin edici olarak AGLS seçildiği zaman diğer iki programdan farklı olarak χ^2 istatistiğinin yanı sıra önemli ölçüde daha iyi iki test sağlar. Bunlardan birincisi düzeltilmiş AGLS istatistiği ikincisi ise Yuan-Bentler AGLS F-istatistiğidir. Örneğimizdeki F istatistiğinin p değeri 0,01 düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle modelin iyi uyum gösterdiği söylenebilir.

EQS AGLS uyum indeksi adı altında üç farklı indeks üretmektedir. Burada ki AGLS uyum indeksi sonucu AMOS daki GFI ile aynı sonucu vermiştir. CFI indeksi AMOS' da olduğu gibi kötü uyumu işaret etmektedir. EQS' de RMSEA ise AMOS ile aynı sonucu vermiştir ve kabul edilebilir uyum göstermektedir.

EQS çıktısındaki faktör yükleme tahminleri, ölçüm denklemleri olarak raporlanır: bu parametreler, varyanslar ve kovaryanslarla birlikte, standart hataları ve z-değerleri ile birlikte listelenirler. Yuan-Bentler AGLS F-istatistiğinin istendiği durumda, düzeltilmiş standart hata ve bunun sonucundaki z-istatistiği parantez içinde belirtilir. Şekil 5.47 deki ilk tahmin edilen parametre için raporlanan bilgiye döndüğümüzde, beş satır sayı görmekteyiz. İlk satırdaki değer, (1,109), maksimum gerçekleşme ihtimali tahminini ifade eder, ikinci satırda da bunun standart hatası vardır (0,58) ve üçüncü satırda da, sonuç z-istatistiği (19,033) bulunmaktadır. Dördüncü satırda parantez içindeki değer çok değişkenli basıklık hesaba katıldıktan sonraki düzeltilmiş standart hatayı temsil etmektedir (0,75), bunu da ilgili z-istatistiği (14,875) takip eder (Byrne, 2001b). Standardize edilmiş sonuçlar yine ölçüm denklemleri olarak raporlanmaktadır.

SELF1	=V1	=	1.000 F1	+	1.000 E1
SELF2	=V2	=	1.109*F1	+	1.000 E2
			.058		
			19.033@		1
			(.075)		
			(14.875@		
SELF3	=V3	=	1.063*F1	+	1.000 E3
			.052		
			20.508@		
			(.066)		
			(16.028@		
SELF4	=V4	=	1.177*F1	+	1.000 E4
			.065		
			17.964@		
			(.084)		
			(14.040@		
SELF5	=V5	=	1.244*F1	+	1.000 E5
			.062		
			20.176@		
			(.079)		
			(15.768@		
DEPRES1	=V6	=	1.000 F2	+	1.000 E6
DEPRES2	=V7	=	.695*F2	+	1.000 E7
			.034		
			20.660@		
			(.043)		
			(16.147@		
DEPRES3	=V8	=	.810*F2	+	1.000 E8
			.038		
			21.028@		
			(.049)		
			(16.435@		
DEPRES4	=V9	=	.905*F2	+	1.000 E9
			.037		
			24.650@		
			(.047)		
			(19.266@		
IMPULS1	=V10	=	1.000 F3	+	1.000 E10
IMPULS2	=V11	=	.442*F3	+	1.000 E11
			.115		
			3.858@		
			(.147)		
			(3.015@		
IMPULS3	=V12	=	3.502*F3	+	1.000 E12
			.878		
			3.988@		
			(1.123)		
			(3.117@		

Şekil 5.47 EQS ile elde edilen parametre tahminleri

Parametre tahminlerinin anlamlı olup olmadığını incelemek için, z istatistikleri incelendiğinde kritik oran olan 1,96 dan küçük olan z-istatistiği bulunmamaktadır. Bu nedenle parametre tahminlerinin sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğu söylenebilir.

5.6.3 LISREL ile model uyumunun değerlendirilmesi

LISREL ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri Şekil 5.48 deki gibidir.

Goodness of Fit Statistics	
Degrees of Freedom	= 51
Minimum Fit Function Chi-Square	= 114.524 (P = 0.000)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP)	= 63.524
90 Percent Confidence Interval for NCP	= (36.276 ; 98.501)
Minimum Fit Function Value	= 0.564
Population Discrepancy Function Value (F0)	= 0.313
90 Percent Confidence Interval for F0	= (0.179 ; 0.485)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	= 0.0783
90 Percent Confidence Interval for RMSEA	= (0.0592 ; 0.0975)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05)	= 0.00905
Expected Cross-Validation Index (ECVI)	= 0.830
90 Percent Confidence Interval for ECVI	= (0.696 ; 1.002)
ECVI for Saturated Model	= 0.768
ECVI for Independence Model	= 3.654
Chi-Square for Independence Model with 66 Degrees of Freedom	= 717.773
Independence AIC	= 741.773
Model AIC	= 168.524
Saturated AIC	= 156.000
Independence CAIC	= 793.590
Model CAIC	= 285.113
Saturated CAIC	= 492.813
Normed Fit Index (NFI)	= 0.840
Non-Normed Fit Index (NNFI)	= 0.874
Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	= 0.649
Comparative Fit Index (CFI)	= 0.903
Incremental Fit Index (IFI)	= 0.905
Relative Fit Index (RFI)	= 0.794
Critical N (CN)	= 138.180
Root Mean Square Residual (RMR)	= 0.218
Standardized RMR	= 0.544
Goodness of Fit Index (GFI)	= 0.947
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)	= 0.919
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI)	= 0.619

Şekil 5.48 LISREL ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri

En çok rapor edilen uyum iyiliği indeksleri incelendiğinde CFI'nın kötü uyum, GFI, RMSEA ve χ^2 'nin ise kabul edilebilir uyum sağladığı görülmüştür. Sonuçlar AMOS ve EQS ile uyumludur.

LISREL Estimates (Weighted Least Squares)			
LAMBDA-X			
	selfest	depress	impuls
	-----	-----	-----
SELF1	1.082 (0.048) 22.326	- -	- -
SELF2	1.200 (0.045) 26.376	- -	- -
SELF3	1.151 (0.046) 25.132	- -	- -
SELF4	1.273 (0.050) 25.717	- -	- -
SELF5	1.346 (0.044) 30.770	- -	- -
DEPRES1	- -	1.367 (0.041) 33.698	- -
DEPRES2	- -	0.951 (0.046) 20.490	- -
DEPRES3	- -	1.107 (0.052) 21.333	- -
DEPRES4	- -	1.238 (0.048) 25.822	- -
IMPULS1	- -	- -	0.221 (0.056) 3.939
IMPULS2	- -	- -	0.098 (0.027) 3.606
IMPULS3	- -	- -	0.775 (0.116) 6.668
PHI			
	selfest	depress	impuls
	-----	-----	-----
selfest	1.000		
depress	0.868 (0.025) 35.288	1.000	
impuls	0.547 (0.088) 6.237	0.574 (0.104) 5.520	1.000

Şekil 5.49 LISREL ile elde edilen parametre tahminleri

Standart LISREL çıktı dosyasındaki tüm parametre tahminleri, kendi ilgili matrisleri bağlamında rapor edilirler. Parametre tahminine bağlı olarak, standart hata ve z-istatistiği her parametre için bir birim olarak raporlanır (Byrne, 2001b).

Şekil 5.49 ile parametre tahminlerinin anlamlı olup olmadığı incelendiğinde sonuçlar çok az fark olmakla birlikte AMOS ve EQS ile uyumlu çıkmıştır. Tüm yollar sıfırdan anlamlı derecede farklı çıkmıştır.

Analizin bu aşamasında anlamlı olmayan yollar varsa modelden çıkarılarak yeniden analiz yapılmalıdır. Ancak birden fazla anlamlı olmayan yol varsa hepsinin bir anda çıkarılması yerine birer birer çıkarmak tercih edilmeli ve her birinden sonra analiz tekrarlanarak model uyum değerleri ve tahminler incelenmelidir. Çünkü her bir ilişkinin modelden çıkarılması başka bir ilişkinin anlamlılık düzeyini etkileyebilmektedir (Meydan ve Şeşen, 2011).

5.7 Model Düzeltmesi

İncelenen model üç program tarafından da kabul edilebilir uyum gösterse de modelde iyileştirmeler yapılabilir. Bunun için düzeltme indekslerini incelemek gerekir.

AMOS ve LISREL, düzeltme indekslerini kullanarak yeniden belirlemede tek değişkenli bir yaklaşım kullanırlarken, EQS ise çok değişkenli bir yaklaşım kullanır. Hedeflenen uyumsuz parametrelerle ilgili düzeltme indeksleri yeniden belirlemede yapılan her modelle birlikte büyük değişikliklere uğrayabildiğinden, serbest olarak tahmin edilmiş parametrelerin modele her seferinde bir tane eklenmeleri gerekmektedir. Bunun tam tersine, EQS tarafından belirlenen çok değişkenli yaklaşım, kuramsal olarak kabul edilebilir yeniden belirlemede birden fazla parametrenin tek seferde işin içine dahil edilmesine izin verir (Byrne, 2001b).

Modification Indices (Group number 1 - Default model)				
Covariances: (Group number 1 - Default model)				
			M.I.	Par Change
e8	<-->	e15	7.150	-.118
e8	<-->	e9	7.538	.127
e6	<-->	e9	5.814	-.096
e5	<-->	e6	5.546	.081
e2	<-->	e11	8.063	.040
e2	<-->	e7	5.122	-.090
e2	<-->	e5	4.197	-.065
e2	<-->	e4	4.844	.072
e1	<-->	e4	9.890	-.143
e1	<-->	e3	4.546	.095
Variances: (Group number 1 - Default model)				
			M.I.	Par Change
Regression Weights: (Group number 1 - Default model)				
			M.I.	Par Change
self2	<---	impuls2	5.701	.434

Şekil 5.50 AMOS ile elde edilen düzeltme indeksleri

CUMULATIVE MULTIVARIATE STATISTICS					UNIVARIATE INCREMENT					
STEP	PARAMETER	CHI-SQUARE	D.F.	PROB.	CHI-SQUARE	PROB.	HANCOCK'S SEQUENTIAL D.F.	PROB.	PREDICTED RMSEA	CFI
1	V5, F2	24.466	1	0.000	24.466	0.000	51	0.999	0.063	0.939
2	V8, F1	35.217	2	0.000	10.751	0.001	50	1.000	0.055	0.954
3	V12, F2	40.517	3	0.000	5.301	0.021	49	1.000	0.052	0.960

Şekil 5.51 EQS ile elde edilen düzeltme indeksleri

Modification Indices for THETA-DELTA						
	SELF1	SELF2	SELF3	SELF4	SELF5	DEPRES1
SELF1	--					
SELF2	3.896	--				
SELF3	9.042	1.834	--			
SELF4	12.640	10.697	0.373	--		
SELF5	0.169	6.710	0.487	0.227	--	
DEPRES1	0.030	1.421	0.034	1.000	9.486	--
DEPRES2	0.250	7.999	0.124	0.795	0.820	0.061
DEPRES3	3.401	0.319	0.678	0.293	5.446	1.398
DEPRES4	1.996	0.014	5.652	0.441	1.737	11.821
IMPULS1	0.004	2.219	4.215	4.772	1.269	0.004
IMPULS2	0.198	16.304	0.443	0.059	0.222	1.418
IMPULS3	1.585	0.105	1.780	0.680	0.065	0.258

Modification Indices for THETA-DELTA						
	DEPRES2	DEPRES3	DEPRES4	IMPULS1	IMPULS2	IMPULS3
DEPRES2	--					
DEPRES3	2.789	--				
DEPRES4	2.405	15.901	--			
IMPULS1	0.050	8.038	0.293	--		
IMPULS2	3.099	3.451	0.611	11.706	--	
IMPULS3	1.812	0.749	0.024	5.943	7.392	--

-- Modification Indices for LAMBDA-X

Modification Indices for LAMBDA-X			
	selfest	depress	impuls
SELF1	--	0.008	0.873
SELF2	--	5.202	0.000
SELF3	--	2.768	0.297
SELF4	--	0.064	4.417
SELF5	--	24.466	2.878
DEPRES1	11.217	--	0.593
DEPRES2	0.060	--	2.996
DEPRES3	11.107	--	0.008
DEPRES4	0.006	--	0.027
IMPULS1	3.489	7.602	--
IMPULS2	5.121	4.957	--
IMPULS3	0.000	6.863	--

Completely Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	selfest	depress	impuls
SELF1	--	0.008	0.062
SELF2	--	-0.195	0.000
SELF3	--	-0.153	-0.032
SELF4	--	0.026	-0.137
SELF5	--	0.625	0.105
DEPRES1	0.455	--	-0.046
DEPRES2	-0.032	--	0.151
DEPRES3	-0.398	--	-0.008
DEPRES4	0.009	--	-0.010
IMPULS1	-0.247	-0.379	--
IMPULS2	0.276	0.280	--
IMPULS3	0.005	1.596	--

Şekil 5.52 LISREL ile elde edilen düzeltme indeksleri

Jöreskog ve Sörbom (1996), AMOS programının içindeki düzeltme indeksleri tarafından yakalanan uygunsuzluk bulgularını, tek serbestlik dereceli bir χ^2 istatistiği olarak tanımlamışlardır. AMOS çıktısında, Şekil 5.50 de gösterildiği gibi, önerilen yanlış belirlenmiş kovaryanslar listesi ortaya çıkar, bunlar hata kovaryanslarını temsil ederler. Sütun 2’de bu MI değerlerinin her birinin yanında, bir sonraki analizde tahmin edilmesi durumunda, her parametrenin beklenen değeri bulunmaktadır (Byrne, 2001b).

EQS içindeki uyumsuz parametrelerin belirlenmesi, LMTTest kullanılarak yapılır. Bu bilgi söz dizim dosyasında “/LMTTest” paragrafının dahil edilmesiyle elde edilir. Program önerilen uyumsuz parametrelerle ilgili hem tek değişkenli, hem de çok değişkenli Lagrange Çarpanı (LM) χ^2 istatistiklerini verir (Byrne, 2001b). Şekil 5.51 EQS ile elde edilen çok değişkenli düzeltme indeksleri gösterilmektedir.

LISREL programı, uyumsuz parametreleri hedeflerken, AMOS ile aynı tek değişkenli yaklaşımı kullanır. Bu sonuçların AMOS çıktısında raporlanış şeklinin aksine, LISREL, MI değerlerini matris formunda sunar. Şekil 5.52’de hata varyans/kovaryans matrisi (THETA - DELTA) şeklinde gösterilen MI değerleri bulunmaktadır .

Modelde iyileştirme işlemine MI değeri en yüksek olandan başlanır. Bu iyileştirmenin yapılabilmesi için “bu hata terimlerinin bağlı olduğu gözlemlenen değişkenler (soru maddeleri) arasında aynı boyutu ölçümleyebileceği, birbiri yerine kullanılabileceği, aynı anlama gelmiş olabileceği ya da bu soruların farklı çalışmalarda birbirleri yerine kullanılmış olduğu” gibi bir kuramsal gerekçe olmalıdır (Meydan ve Şeşen, 2011).

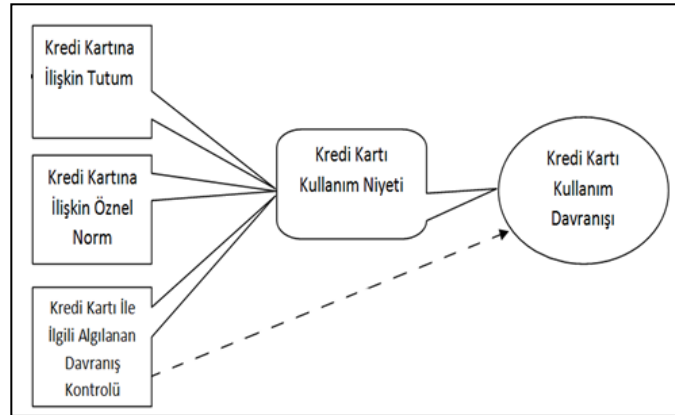
BÖLÜM 6

UYGULAMA

Bu bölümde AMOS EQS ve LISREL programları ile elde edilen sonuçların karşılaştırmalı incelemesini yapabilmek için, daha önceden yapılmış, kredi kartı kullanım davranışını etkileyen etmenleri ve bu etmenlerin etkilerini ölçmeyi amaçlayan Prof. Dr. Veysel Yılmaz tarafından yapılmış bir çalışmanın verileri kullanılacaktır.

Araştırmanın amacı; İşsiz bireylerin kredi kartı sahipliği ve kredi kartlarına ilişkin tutum ve davranışlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesidir. Araştırmanın evreni; 2010-2011 yılı Eskişehir ilinde ikamet eden ve İŞ-KUR 'a kayıtlı işsizlerin tümüdür. Araştırmanın gözlem birimi; 2010-2011 yılı Eskişehir ilinde ikamet eden ve İŞ-KUR 'a kayıtlı işsizlerin her biridir. Araştırmanın örnekleme ise 2010-2011 yılı 12.2010 – 04.2011 ayları arasında Eskişehir İŞ-KUR'a kayıtlı işsizlerden rastgele seçilen 399 işçinin tamamıdır.

Araştırma modelinde kredi kartı kullanımına ilişkin olumlu algı, kredi kartı kullanımına ilişkin olumsuz algı, kredi kartıyla ilgili öznel norm, kişinin kredi kartı kullanım niyeti, kredi kartı kullanım davranışı ve kişinin davranış kontrolü olmak üzere 5 faktör vardır. Araştırmada bağımlı değişken kredi kartı kullanımınıdır. Kredi kartına duyulan olumlu ve olumsuz algı, kredi kartına ilişkin öznel norm, kişilerin davranış kontrolleri ise bağımsız değişkenlerdir. Bağımsız değişkenler kredi kartı kullanım niyetini etkiler. Kredi Kartı kullanım niyeti de doğrudan Kredi kartı kullanım davranışını etkiler. Araştırma modeli Şekil 6.1 deki gibidir.



Şekil 6.1 Araştırmanın Modeli

Model oluşturulurken Ajzen'in planlanmış davranış teorisinin çekirdek modelinden faydalanılmıştır.

Ankette 5 faktör bulunmaktadır. Bunlar; olumsuz algı (OZA), öznel norm (ON), kişinin davranış kontrolü (DK), kullanım niyeti (KN) ve kullanım davranışıdır (KD).

OZA (F1): İşsiz bireylerin kredi kartı kullanımına karşı olumsuz algısı.

Soru 5:Kredi kartı tasarruf yapmayı engeller.

Soru 8:Kredi kartları gereksiz faiz ödemektir.

Soru 12:Kredi kartı ihtiyaçtan fazla harcama yaptırır.

ON (F2): Kredi kartıyla ilgili öznel norm.

Soru 4:Ailem kredi kart kullanmamı destekliyor.

Soru 9:Görüşlerine değer verdiğim kişiler kredi kartı kullanmama olumlu bakıyor.

Soru 14:Yakın çevrem ihtiyaçlarımı kredi kartıyla karşılamama olumlu bakıyor.

DK (F3): Kişinin davranış kontrolü.

Soru 2:İndirim dönemlerinde kredi kartı harcamalarımı kontrol edebilirim.

Soru 11:Harcamalarımda kredi kartımı kontrollü bir şekilde kullanabilirim.

Soru 19:İstersem alışverişlerimde kredi kartımı kullanmayabilirim.

KN(F4): Kişinin kredi kartı kullanım niyeti.

Soru 1:Kredi kartımı iptal ettirmeyi düşünmüyorum.

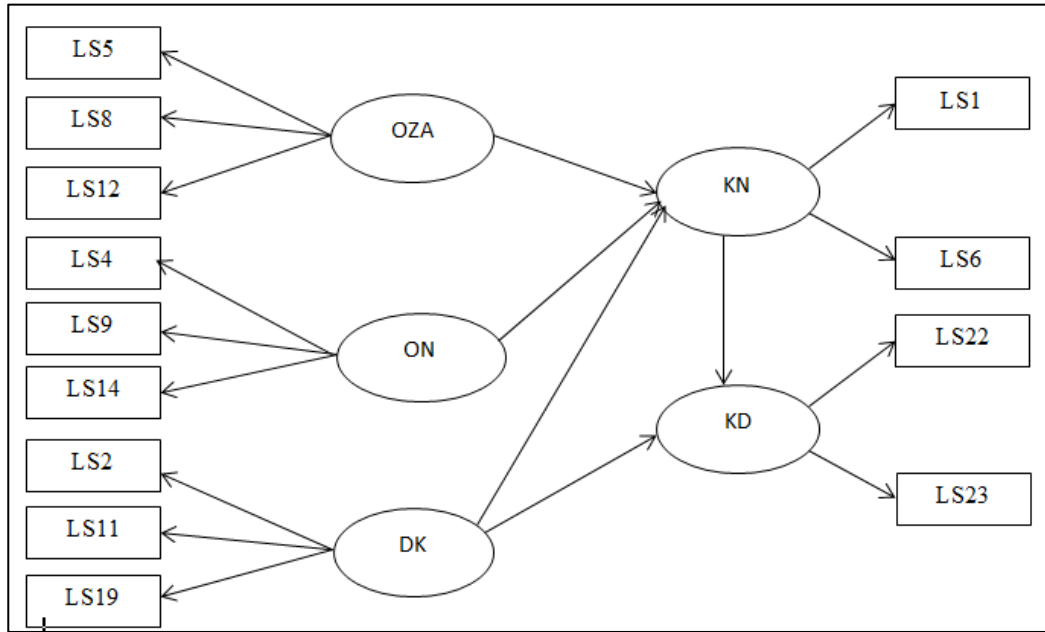
Soru 6:Kredi kartımın süresi dolduğunda yenilemeyi düşünüyorum.

KD (F5): Kredi kartı kullanım davranışı.

Soru 22:Kartımı kullanarak borçlarımı ertelerim.

Soru 23:Kredi kartımla nakit avans çekerim.

Araştırma modeli için öngörülen model Şekil 6.2 deki gibidir.



Şekil 6.2 Araştırma için öngörülen model

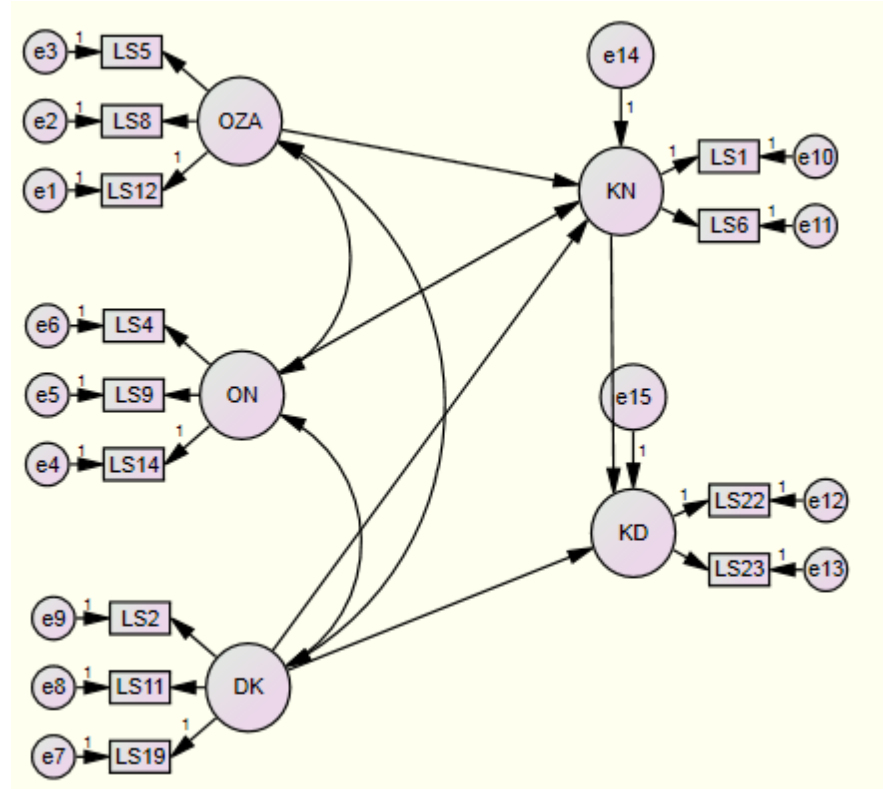
6.1 AMOS ile model analizi

Veriler ile ilgili ön analizler yapıldığında verilerin çok değişkenli normal dağıma uymadığı görülmektedir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 6.1 deki gibidir.

Çizelge 6.1 AMOS çok değişkenli basıklık değeri

	Multivariate	
	kurtosis	c.r
AMOS	19,510	9,867

AMOS ile hesaplanan mardia basıklık değeri Bölüm 5.3 de anlatıldığı gibi 8' den büyük bir değer olduğu için çok değişkenli normal dağılım varsayımı sağlanmamaktadır. Bu nedenle tahmin yöntemi olarak ADF yöntemi kullanılmıştır.



Şekil 6.3 AMOS ile tanımlanan model

Çizelge 6.2 ile verilen uyum iyiliği indeksleri incelendiğinde χ^2 ve CFI indeksleri zayıf uyumu göstermektedir. GFI, AGFI, RMSEA ve P (<0,05) değeri kabul edilebilir uyumu göstermektedir. AIC' e göre model red edilmektedir, CAIC' e göre ise gerçeğe en yakın modelin seçiminin sağlandığı görülmektedir. Sonuçlara bakarak model uyumunun sağlandığı söylenebilir.

Çizelge 6.2 AMOS uyum iyiliği indeksleri

Uyum Ölçüsü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Model	Uyum
χ^2/sd	$0 \leq \chi^2/sd \leq 2$	$2 \leq \chi^2/sd \leq 3$	3,052	Ret
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq 0,05$	$0,05 \leq RMSEA \leq 0,08$	0,072	Kabul edilebilir uyum
Yakın uyum testi için p değeri (RMSEA<0.05)	$0,01 \leq p \leq 1,00$	$0,05 \leq p \leq 0,10$	0,084	Kabul edilebilir uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,00$	$0,95 \leq CFI \leq 0,97$	0,827	Ret
GFI	$0,95 \leq GFI \leq 1,00$	$0,90 \leq GFI \leq 0,95$	0,947	Kabul edilebilir uyum
AGFI	$0,90 \leq AGFI \leq 1,00$ GFI' ya yakın	$0,85 \leq AGFI \leq 0,90$ GFI' ya yakın	0,916	İyi uyum
AIC	Karşılaştırılan model için AIC'ten daha küçük		205,649>182, 0 ^s	Ret
CAIC	Karşılaştırılan model için CAIC'ten daha küçük		375,274<635, 995 ^s	Kabul

Parametre tahminleri için Şekil 6.4 incelendiğinde tüm parametrelerin sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğu söylenebilir. Tüm parametreler için hesaplanan mutlak z değeri kritik oran olan 1,96 dan büyüktür.

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)				Variances: (Group number 1 - Default model)				
		Estimate	S.E.	C.R.		Estimate	S.E.	C.R.
KN	<--- DK	.907	.292	3.107	OZA	.710	.098	7.275
KN	<--- ON	.640	.092	6.993	ON	.750	.082	9.118
KN	<--- OZA	.197	.082	2.397	DK	.098	.043	2.299
KD	<--- KN	.358	.084	4.277	e14	.440	.083	5.301
KD	<--- DK	-.944	.289	-3.263	e15	.600	.136	4.422
LS12	<--- OZA	1.000			e1	.739	.099	7.456
LS8	<--- OZA	.772	.087	8.924	e2	1.045	.081	12.949
LS5	<--- OZA	.907	.097	9.384	e3	.795	.083	9.528
LS14	<--- ON	1.000			e4	.473	.076	6.228
LS9	<--- ON	.905	.068	13.247	e5	.631	.065	9.751
LS4	<--- ON	1.078	.075	14.281	e6	.680	.074	9.153
LS19	<--- DK	1.000			e7	.996	.071	14.060
LS11	<--- DK	2.368	.589	4.020	e8	.439	.112	3.913
LS2	<--- DK	2.174	.506	4.299	e9	.744	.099	7.533
LS1	<--- KN	1.000			e10	.827	.112	7.390
LS6	<--- KN	1.125	.114	9.885	e11	.650	.104	6.226
LS22	<--- KD	1.000			e12	.803	.152	5.269
LS23	<--- KD	.967	.190	5.080	e13	.837	.141	5.932

Şekil 6.4 AMOS parametre tahminleri

AMOS model uyumunu değerlendirirken χ^2 uyum indeksini esas almaktadır. Bu nedenle modelimizde χ^2 ye göre model uyumu red edildiği için diyagram üzerinde parametre tahminleri görüntülenememektedir. Output ekranında görüntülenen standardize parametre tahminleri Şekil 6.5 ile verilmiştir.

Standardized Regression Weights: (Estimate
KN	<---	DK	.326
KN	<---	ON	.635
KN	<---	OZA	.190
KD	<---	KN	.367
KD	<---	DK	-.348
LS12	<---	OZA	.700
LS8	<---	OZA	.537
LS5	<---	OZA	.651
LS14	<---	ON	.783
LS9	<---	ON	.702
LS4	<---	ON	.749
LS19	<---	DK	.300
LS11	<---	DK	.746
LS2	<---	DK	.620
LS1	<---	KN	.692
LS6	<---	KN	.773
LS22	<---	KD	.689
LS23	<---	KD	.669

Şekil 6.5 AMOS ile elde edilen standartlaştırılmış faktör yükleri

Çizelge 6.3 ile verilen toplam ve dolaylı etkiler incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir.

- Kişinin davranış kontrolü kredi kartı kullanım davranışını hem doğrudan negatif yönde etkilemekte hem de dolaylı etkilemekte ve kredi kartı kullanım niyeti buna aracılık etmektedir.
- Kredi kartıyla ilgili özel normun kredi kartı kullanım davranışı üzerinde dolaylı etkisi vardır ve kredi kartı kullanım niyeti buna aracılık etmektedir.
- İşsiz bireylerin kredi kartı kullanımına karşı olumsuz algısının kredi kartı kullanım davranışı üzerinde dolaylı etkisinin olduğu ve kredi kartı kullanım niyetinin buna aracılık ettiği görülmektedir.

Çizelge 6.3 AMOS Toplam ve dolaylı etkiler

Standardize toplam etki					
	DK	ON	OZA	KN	KD
KN	0,326	0,635	0,190	0,000	0,000
KD	-0,228	0,233	0,070	0,367	0,000
Standardize direk etki					
	DK	ON	OZA	KN	KD
KN	0,326	0,635	0,190	0,000	0,000
KD	-0,348	0,000	0,000	0,367	0,000
Standardize dolaylı etki					
	DK	ON	OZA	KN	KD
KN	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
KD	0,120	0,233	0,070	0,000	0,000

Çizelge 6.4 AMOS ile elde edilen yapısal eşitlikler ve R² değerleri

Yapısal Eşitlik	R ²
KN = 0,190*OZA + 0,635*ON + 0,326*DK	0,422
KD = 0,367*KN - 0,348*DK	0,175

AMOS ile elde edilen yapısal eşitlikler ve R² değerleri Çizelge 6.4 ile verilmiştir.

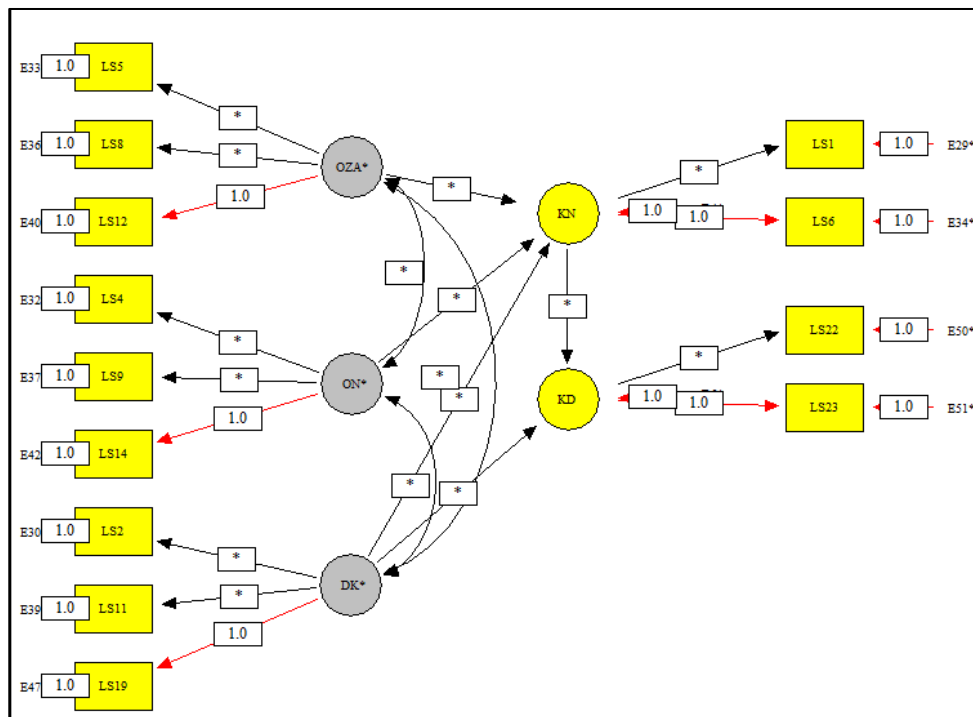
6.2 EQS ile model analizi

EQS ile yapılan çok değişkenli normallik testi sonucu Çizelge 6.5 de gösterilmiştir. Sonuçlar AMOS ile uyumludur, yani veriler çok değişkenli normallik varsayımını yerine getirmemektedir. Bu nedenle tahmin yöntemi olarak dağılımdan bağımsız tahmin yöntemi olan AGLS yöntemi kullanılmıştır.

Çizelge 6.5 EQS çok değişkenli basıklık değeri

Multivariate		
	kurtosis	c.r
EQS	18,5352	9,3739

EQS ile tanımlanan model Şekil 6.6 da gösterildiği gibidir. EQS, AGLS tahmin metodu ile çalıştırıldığı zaman program hata verip çalışmayı yarıda kesmektedir. Ancak program tekrar açıldığı zaman tüm parametre tahminleri output dosyasına kaydedilmiş olarak elde edilebilmektedir. Programın çalışması esnasında karşılaşılan bu problemten dolayı parametre tahminleri diyagram üzerinde görüntülenememektedir. Diğer tahmin metotları kullanıldığı zaman böyle bir problem ile karşılaşılmamıştır.



Şekil 6.6 EQS ile tanımlanan model

Çizelge 6.6 ile gösterilen uyum iyiliği testleri incelendiğinde sonuçların AMOS ile uyumlu çıktığı görülmüştür. χ^2 ve CFI zayıf uyumu işaret etmektedir. AMOS

programından farklı olarak EQS, AGLS uyum indeksleri üretmektedir. Yuan-Bentler düzeltilmiş χ^2 test istatistiği kabul edilebilir uyumu göstermektedir. AGLS uyum indeksi ve düzeltilmiş AGLS uyum indeksi sonuçları AMOS daki GFI ve AGFI ile aynı sonuçları vermiştir. AIC ve CAIC' e göre ise gerçeğe en yakın modelin seçiminin sağlandığı görülmektedir. Test sonuçları genel olarak AMOS ile aynı sonuçları vermiştir.

Çizelge 6.6 EQS uyum iyiliği indeksleri

Uyum Ölçüsü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Model	Uyum
χ^2/sd	$0 \leq \chi^2/sd \leq 2$	$2 \leq \chi^2/sd \leq 3$	3,069	Ret
Yuan-Bentler Düzeltilmiş χ^2	$0 \leq \chi^2 \leq 114$	$114 \leq \chi^2 \leq 171$	121,530	Kabul edilebilir uyum
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq 0,05$	$0,05 \leq RMSEA \leq 0,08$	0,072	Kabul edilebilir uyum
Yakın uyum testi için p değeri (RMSEA<0.05)	$0,10 \leq p \leq 1,00$	$0,05 \leq p \leq 0,10$	0,084	Kabul edilebilir uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,00$	$0,95 \leq CFI \leq 0,97$	0,826	Ret
GFI	$0,95 \leq GFI \leq 1,00$	$0,90 \leq GFI \leq 0,95$	0,947	Kabul edilebilir uyum
AGFI	$0,90 \leq AGFI \leq 1,00$ GFI' ya yakın	$0,85 \leq AGFI \leq 0,90$ GFI' ya yakın	0,916	İyi uyum
AIC	Karşılaştırılan model için AIC'ten daha küçük	60,953<601,541 ¹		Kabul
CAIC	Karşılaştırılan model için CAIC'ten daha küçük	-223,418<212,402 ¹		Kabul

Şekil 6.7 deki parametre tahminleri incelendiğinde tüm parametrelerin sıfırdan anlamlı derecede farklı çıktığı görülmektedir. Tüm parametreler için hesaplanan z istatistiği mutlak değerce 1,96 dan büyük çıkmıştır. Şekil 6.8 ile standardize edilmiş sonuçlar verilmiştir.

MEASUREMENT EQUATIONS WITH STANDARD ERRORS AND TEST STATISTICS					
STATISTICS SIGNIFICANT AT THE 5% LEVEL ARE MARKED WITH @.					
(YUAN-BENTLER CORRECTED AGLS STATISTICS IN PARENTHESES)					
LS1	=V29 =	.889*F4	+ 1.000	E29	
		.090			
		9.913@			
		(.102)			
		(8.692@			
LS2	=V30 =	2.172*F3	+ 1.000	E30	
		.504			
		4.311@			
		(.575)			
		(3.780@			
LS4	=V32 =	1.078*F2	+ 1.000	E32	
		.075			
		14.322@			
		(.086)			
		(12.558@			
LS5	=V33 =	.908*F1	+ 1.000	E33	
		.096			
		9.407@			
		(.110)			
		(8.249@			
LS6	=V34 =	1.000 F4	+ 1.000	E34	
LS8	=V36 =	.772*F1	+ 1.000	E36	
		.086			
		8.947@			
		(.098)			
		(7.845@			
LS9	=V37 =	.905*F2	+ 1.000	E37	
		.068			
		13.284@			
		(.078)			
		(11.648@			
LS11	=V39 =	2.369*F3	+ 1.000	E39	
		.588			
		4.028@			
		(.671)			
		(3.532@			
LS12	=V40 =	1.000 F1	+ 1.000	E40	
LS14	=V42 =	1.000 F2	+ 1.000	E42	
LS19	=V47 =	1.000 F3	+ 1.000	E47	
LS22	=V50 =	1.034*F5	+ 1.000	E50	
		.203			
		5.089@			
		(.232)			
		(4.462@			
F4	=F4 =	.222*F1	+ .721*F2	+ 1.021*F3	+ 1.000 D4
		.094	.099	.309	
		2.359@	7.278@	3.303@	
		(.107)	(.113)	(.353)	
		(2.068@	(6.381@	(2.896@	
F5	=F5 =	.308*F4	- .912*F3	+ 1.000	D5
		.071	.272		
		4.332@	-3.353@		
		(.081)	(.310)		
		(3.799@	(-2.940@		

Şekil 6.7 EQS parametre tahminleri

STANDARDIZED SOLUTION:				R-SQUARED
LS1	=V29	=	.693*F4 + .721 E29	.480
LS2	=V30	=	.620*F3 + .785 E30	.384
LS4	=V32	=	.749*F2 + .662 E32	.562
LS5	=V33	=	.651*F1 + .759 E33	.424
LS6	=V34	=	.773 F4 + .635 E34	.597
LS8	=V36	=	.537*F1 + .844 E36	.288
LS9	=V37	=	.702*F2 + .712 E37	.493
LS11	=V39	=	.747*F3 + .665 E39	.558
LS12	=V40	=	.700 F1 + .714 E40	.490
LS14	=V42	=	.783 F2 + .622 E42	.613
LS19	=V47	=	.300 F3 + .954 E47	.090
LS22	=V50	=	.689*F5 + .725 E50	.475
LS23	=V51	=	.669 F5 + .743 E51	.448
F4	=F4	=	.190*F1 + .635*F2 + .326*F3 + .760 D4	.423
F5	=F5	=	.366*F4 - .347*F3 + .909 D5	.174

Şekil 6.8 EQS ile elde edilen standardize edilmiş parametre tahminleri

Elde edilen yapısal eşitlikler ve R^2 değerleri Çizelge 6.7 ile açıklanmıştır.

Çizelge 6.7 EQS ile Yapısal eşitlikler ve R^2

Yapısal Eşitlik	R^2
$KN = 0,190*OZA + 0,635*ON + 0,326*DK$	0,423
$KD = 0,366*KN - 0,347*DK$	0,174

Şekil 6.9 da toplam ve dolaylı etkiler incelendiğinde AMOS ile aynı sonuçların elde edildiği görülür. EQS sonuçları eşitlik şeklinde vermektedir.

PARAMETER TOTAL EFFECTS			
F4	=F4	=	.190*F1 + .635*F2 + .326*F3 + .760 D4
F5	=F5	=	.366*F4 + .070 F1 + .233 F2 - .228*F3 + .279 D4 + .909 D5
PARAMETER INDIRECT EFFECTS			
F5	=F5	=	.070 F1 + .233 F2 + .120*F3 + .279 D4

Şekil 6.9 EQS ile elde edilen toplam ve dolaylı etkiler

6.3 LISREL ile model analizi

LISREL ile yapılan çok deęişkenli normallik testi sonucu Çizelge 6.8 de gösterilmiştir. Çok deęişkenli normallik varsayımı sağlanmamaktadır. Çok deęişkenli basıklık deęeri AMOS ve EQS deki sonuçlara yakın çıkmıştır. Bu nedenle tahmin metodu olarak WLS metodu kullanılmıştır. Model tahmini için oluşturulan söz dizim dosyası Şekil 6.10 daki gibidir.

Çizelge 6.8 LISREL çok deęişkenli normallik testi

Çok deęişkenli normallik testi							
Skewness			Kurtosis			Skewness and Kurtosis	
Value	Z-Score	P-Value	Value	Z-Score	P-Value	Chi-Square	P-Value
735,683	95,647	0,000	2895,931	21,215	0,000	9598,447	0,000

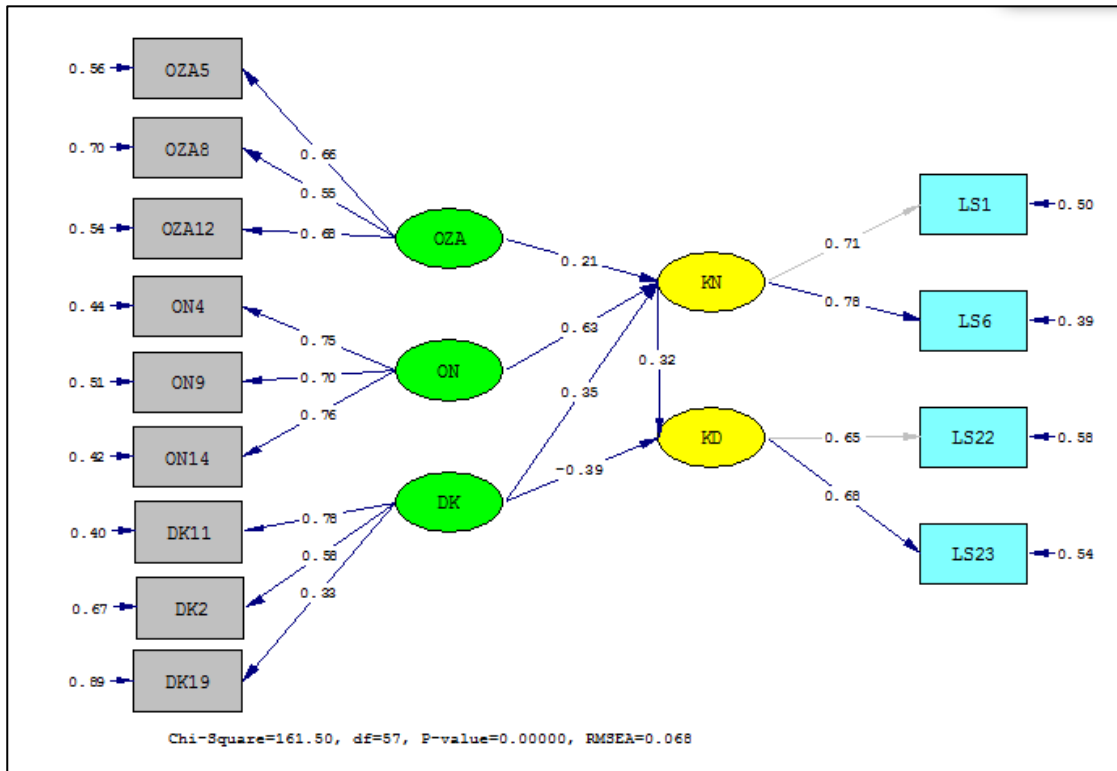
```

issizlik lisrel YEM
Observed Variables
LS1 LS2 LS4 LS5 LS6 LS8 LS9 LS11 LS12 LS14 LS19 LS22 LS23
Raw Data from file 'issizlik_lisrel.psf '
Asymptotic Covariance Matrix from File deneme.ACC
Sample Size: 399
Latent Variables KN KD OZA ON DK
Relationships:
LS5 LS8 LS12 = OZA
LS4 LS9 LS14 = ON
LS2 LS11 LS19 = DK
LS1 LS6 = KN
LS22 LS23 = KD
KN = OZA ON DK
KD = KN DK
Lisrel Output: XMEF MI WLS SS
Path Diagram
End of Problem

```

Şekil 6.10 LISREL söz dizimi

LISREL ile elde edilen model Şekil 6.11 deki gibidir. Standardize edilmiş sonuçlar diyagram üzerinde görüntülenmektedir.



Şekil 6.11 LISREL ile tanımlanan model

Çizelge 6.9 LISREL ile elde edilen uyum iyiliği indeksleri

Uyum Ölçüsü	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Model	Uyum
χ^2/sd	$0 \leq \chi^2/sd \leq 2$	$2 \leq \chi^2/sd \leq 3$	2,83	Kabul edilebilir uyum
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq 0,05$	$0,05 \leq RMSEA \leq 0,08$	0,068	Kabul edilebilir uyum
Yakın uyum testi için p değeri (RMSEA<0,05)	$0,10 \leq p \leq 1,00$	$0,05 \leq p \leq 0,10$	0,08	Kabul edilebilir uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,00$	$0,95 \leq CFI \leq 0,97$	0,83	Ret
GFI	$0,95 \leq GFI \leq 1,00$	$0,90 \leq GFI \leq 0,95$	0,94	Kabul edilebilir uyum
AGFI	$0,90 \leq AGFI \leq 1,00$ GFI' ya yakın	$0,85 \leq AGFI \leq 0,90$ GFI' ya yakın	0,91	İyi uyum
AIC	Karşılaştırılan model için AIC'ten daha küçük	229,50>182,0 ^s		Ret
CAIC	Karşılaştırılan model için CAIC'ten daha küçük	399,12<636,0 ^s		Kabul

Çizelge 6.9 ile verilen sonuçlara göre modelin kabul edilebilir uyum sağladığı görülmüştür. AMOS ve EQS ile sonuçlar karşılaştırıldığında χ^2 testi ve RMSEA da belirgin fark göze çarpmaktadır. AIC' e göre model reddedilmektedir, CAIC' e göre ise gerçeğe en yakın modelin seçiminin sağlandığı görülmektedir.

Parametre tahminleri matrisler halindedir. Şekil 6.12 ile verilen tahminler incelendiğinde AMOS ve EQS de olduğu gibi tüm tahminlerin anlamlı çıktığı görülmüştür.

LAMBDA-Y			
	KN	KD	
LS1	0.88	--	
LS6	0.98	--	
	(0.11)		
	9.29		
LS22	--	0.80	
LS23	--	0.84	
		(0.17)	
		4.87	
LAMBDA-X			
	OZA	ON	DK
LS2	--	--	0.63
			(0.07)
			9.05
LS4	--	0.91	--
		(0.05)	
		19.20	
LS5	0.75	--	--
	(0.06)		
	12.97		
LS8	0.66	--	--
	(0.06)		
	11.01		
LS9	--	0.76	--
		(0.05)	
		15.53	
LS11	--	--	0.78
			(0.07)
			10.83
LS12	0.83	--	--
	(0.06)		
	14.22		
LS14	--	0.83	--
		(0.05)	
		16.37	
LS19	--	--	0.35
			(0.07)
			5.36
BETA			
	KN	KD	
KN	--	--	
KD	0.32	--	
	(0.09)		
	3.64		
GAMMA			
	OZA	ON	DK
KN	0.21	0.63	0.35
	(0.08)	(0.09)	(0.07)
	2.58	7.20	5.09
KD	--	--	-0.39
			(0.08)
			-4.67

Şekil 6.12 LISREL parametre tahminleri

Şekil 6.13 de verilen toplam ve dolaylı etkiler incelendiğinde AMOS ve EQS ile sonuçların çok benzer olduğu görülmektedir.

Total Effects of KSI on ETA			
	OZA	ON	DK
KN	0.21 (0.08)	0.63 (0.09)	0.35 (0.07)
	2.58	7.20	5.09
KD	0.07 (0.03)	0.20 (0.06)	-0.27 (0.08)
	2.11	3.34	-3.63
Indirect Effects of KSI on ETA			
	OZA	ON	DK
KN	--	--	--
KD	0.07 (0.03)	0.20 (0.06)	0.11 (0.04)
	2.11	3.34	3.13
Total Effects of ETA on ETA			
	KN	KD	
KN	--	--	
KD	0.32 (0.09)	--	
	3.64		

Şekil 6.13 LISREL toplam ve dolaylı etkiler

AMOS' da yapılan toplam ve dolaylı etkilere ait yorumlar burada da aynen geçerlidir.

Çizelge 6.10 ile LISREL ile elde edilen yapısal eşitlikler ve R^2 değerleri verilmiştir.

Çizelge 6.10 LISREL ile Yapısal eşitlikler ve R^2 değerleri

Yapısal Eşitlik	R^2
$KN = 0,21*OZA + 0,63*ON + 0,35*DK$	0,41
$KD = 0,32*KN - 0,39*DK$	0,17

BÖLÜM 7

SONUÇ ve ÖNERİLER

AMOS, EQS ve LISREL yazılımları genel olarak birbirine yakın sonuçlar verse de analiz aşamalarında birtakım farklılıklar göze çarpmaktadır.

İlk aşamada yani analizde kullanılacak olan verilerin ön analiz aşamasında AMOS ve EQS birbirine yakın kolaylıktadır. Her iki program da analizde kullanılacak değişkenlerin diyagram ekranına dahil edilmesi ile sonuçları vermektedir. LISREL' de ise Prelis-Data dosyası üzerinden işlemler diğer iki programa göre daha kolay gerçekleşmektedir.

İkinci aşamada yani model tanımlama aşamasında AMOS kullanım kolaylığı olarak ön plana çıkmaktadır. AMOS' da mevcut çizim araçlarının çokluğu ve anlaşılır olması programı kullanıcı dostu yapmaktadır. EQS' te ise menüler yardımı ile adım adım seçimler yaparak programın söz dizi dosyasını otomatik olarak oluşturması EQS' in artısı olarak düşünülebilir. LISREL' de ise her ne kadar grafik ekran ile söz dizim dosyası belli bir noktaya kadar program tarafında oluşturulsa da programı kullanan kullanıcının YEM konusunda ve söz dizim dosyası oluşturma kuralları hakkında detaylı bilgi sahibi olmasını gerektirir.

Üçüncü aşamada ise model tahmininde her üç program da kullanıcıya yeterli oranda tahmin metodu seçeneği sunmaktadır. LISREL ve EQS programlarında AMOS' tan farklı olarak çok değişkenli normalliğin sağlanamadığı ve ADF yöntemini kullanmak için gerekli olan büyük örneklem şartının sağlanamadığı durumlarda Robust-en çok olabilirlik (Robust-ML) tahmin yönteminin olması bu iki programı AMOS' a göre ön plana çıkarmaktadır. Robust ML tahmin yöntemi ile elde edilen Satorra-Bentler düzeltilmiş Ki-Kare istatistiği üretilir. Bu istatistik verideki çok değişkenli basıklık problemini hem χ^2 istatistiğinde hem de standart hatalarda yapılan düzeltme ile sonucu verir.

Uygulama dosyasında çok deęişkenli normallik varsayımı saęlanmadığı için tahmin yöntemi olarak ADF yöntemi tercih edilmiştir. AMOS' ta bu metot ADF, EQS' te AGLS, LISREL de ise WLS olarak adlandırılmaktadır. Uyum iyilięi indekslerine ilişkin sonuçlar incelendiğinde AMOS ve EQS' in birebir aynı sonuçları verdiği, LISREL' de ise özellikle χ^2 istatistiğinde daha iyi uyumu gösteren sonuç elde edildięi görülmüştür. AGLS tahmin metodu ile EQS' in dięerlerinden farklı olarak Yuan-Bentler düzeltilmiş χ^2 istatistiğini vermektedir. Bu da eęer asimptotik olarak dağılımdan baęımsız tahmin metodu kullanılacaksa EQS' i tercih etme nedeni olabilir.

Parametre tahminleri incelendiğinde uyum iyilięi testlerinde olan farkın parametre tahminlerinde olmadığı görülmüştür. Her üç program parametre tahminlerinde yakın sonuçları vermiştir. AMOS parametre tahminlerini regresyon aęırlıkları olarak tablo şeklinde, EQS eşitlikler şeklinde, LISREL ise tüm parametre tahminlerini matrisler şeklinde sunmaktadır.

Düzeltilme indeksleri üç program tarafından da hesaplanmaktadır. EQS, LISREL ve AMOS' tan farklı olarak çok deęişkenli düzeltilme indeksleri üretmektedir. Bu da bir defada birden fazla düzeltmenin tek seferde modele dahil edilmesini saęlar.

Toplam ve dolaylı etkiler LISREL ve AMOS' ta matris olarak, EQS' te ise eşitlik olarak verilmektedir.

Genel olarak deęerlendirildiğinde yapısal eşitlik modellemesine yeni başlayan kullanıcılar için AMOS, kullanım kolaylığı, SPSS ile birlikte çalışması ve Windows işletim sistemi ile uyumlu olması tercih nedeni olabilir. EQS ve LISREL ile Windows işletim sistemi üzerinde çalışırken programın çalışmayı yarıda kesmesi gibi sorunlar ile karşılaşılmamasına rağmen AMOS' a göre çok daha ayrıntılı sonuçlar vermesi açısından ileri seviyedeki kullanıcılar için bu iki program daha iyi bir seçenek gibi görünmektedir. Sonuç olarak program tercihi kullanıcının beklentisi ve bilgi düzeyine göre farklılık gösterebilir. Hazır yazılımlar ve özellikleri Çizelge 7.1 ile tablo şeklinde sunulmuştur.

Çizelge 7.1 AMOS, EQS ve LISREL programlarının özellikleri

ÖZELLİKLER	AMOS	EQS	LISREL
Grafik arayüz	EVET	EVET	EVET
Veri girişi	AMOS programında veri girişi SPSS ile yapılmaktadır. Dosya uzantısı '.sav' şeklindedir. Program SPSS veri dosyalarının yanı sıra Excel, MS Access, Lotus ve Dbase veri dosyalarını da açabilmektedir.	Dosya uzantısı '.ess' şeklindedir. Program '.sav' uzantılı SPSS dosyalarını açılabilir.	LISREL de yeni veri PRELIS Data seçeneği ile yapılır. Dosya uzantısı '.psf' şeklindedir. Program SPSS, Dbase, Access, Excel, SAS, Statistica, Minitab, Matlab, Lotus, HTML table, ASCII gibi birçok dosya türünü açabilir.
Kategorik veri	HAYIR	EVET	EVET
Ön analizler	SPSS ile tek değişkenli çarpıklık, basıklık, aykırı değer, kayıp veri ve AMOS ile çok değişkenli mardia basıklık katsayısını hesaplar	Tek değişkenli (ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık, aykırı değer, kayıp veri) ve çok değişkenli (Mardia katsayısı ve normalize edilmiş tahmini) örneklem istatistiklerini hesaplar.	Ön analizler PRELIS ile elde edilir. Ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve minimum ve maksimum frekans değerleri, aykırı değer, kayıp veri ve çok değişkenli çarpıklık, basıklık katsayısını hesaplar
Tahmin metotları	ML, GLS, ADF, ULS, SLS	LS, GLS, ML, ML Robust, AGLS	ULS, GLS, ML, ML Robust, WLS, DWLS
Robust ML	HAYIR	EVET	EVET
Uyum iyiliği indeksleri	χ^2 , CFI, GFI, AGFI, RMSEA, AIC, CAIC, NCP, FMIN, ECVI, HOELTER, RMR, SRMR, NFI, RFI, PCFI	χ^2 , CFI, GFI, AGFI, RMSEA, AIC, CAIC, NFI, NNFI, IFI, MFI, RMR, SRMR, Yuan-Bentler AGLS F-istatistiği, Satorra-Bentler düzeltilmiş Ki-Kare istatistiği	χ^2 , CFI, GFI, AGFI, RMSEA, AIC, CAIC, ECVI, NFI, NNFI, IFI, RFI, RMR, SRMR
Düzeltilme İndeksleri	EVET	EVET (Çok değişkenli yaklaşım)	EVET

KAYNAKLAR DİZİNİ

- Albright, J. J., & Park, H. M. (2009). *Confirmatory Factor Analysis using Amos, LISREL, Mplus, SAS/STAT CALIS*. Indiana University.
- Bayram, N. (2010). *Yapısal Eşitlik Modellemesine Giriş Amos Uygulamaları*. Bursa: Ezgi Kitapevi.
- Bentler, P. M. (2006). *EQS 6 Structural Equations Program Manual*. California: Multivariate Software, Inc.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations With Latent Variables*. New York: WILEY, 514 p.
- Byrne, B. (2001a). *Structural equation modeling with AMOS : basic concepts, applications, and programming* . Mahwah, N.J. : L. Erlbaum Associates, 2001, 338 p.
- Byrne, B. (2001b). *Structural Equation Modeling With AMOS, EQS, and LISREL Comparative Approaches to Testing for the Factorial Validity of a Measuring Instrument*. *INTERNATIONAL JOURNAL OF TESTING*, 55-86.
- Byrne, B. M. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS, and SIMPLIS : basic concepts, applications, and programming*. Mahwah, N.J. : L. Erlbaum Associates, 412 p.
- Clayton, M. F., & Pett, M. A. (2008, July-August). *AMOS versus LISREL one Data Set Two Analyses*. *Nursing Research*, s. 283-292.
- Fan, X., Thompson, B., & Wang, L. (2009). *Effects of Sample Size, Estimation Methods, and Model Specification on Structural Equation Modeling Fit Indexes*. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 56-83.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis Fifth Edition*. Prentice-Hall.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*. Pearson.
- Hancock, G. R., & Mueller, R. O. (2006). *Structural Equation Modeling A Second Course*. Information Age Publishing.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2006). Interactive LISREL. Scientific Software International Inc.
- Jöreskog, K., & Sörbom, D. (1993). Lisrel 8: Sturactical Equation Modeling with the SIMPLIS Command Language. Scientific Software International.
- Kelloway, E. K. (1998). Using LISREL for Structural Equation Modeling. Lndon: SAGE Publications.
- Kline, R. B. (1998). Software Programs for Structural Equation Modeling;Amos, Eqs and Lisrel. Journal of Psychoeducational Assessment, 343-364.
- Kline, R. B. (2011). Principles and Pracitce of Structural Equation Modeling. The Guilford Press.
- Meydan, C. H., & Şeşen, H. (2011). Yapısaleşitlik Modellemesi Amos Uygulamaları. Detay Yayıncılık.
- Peprah, S. (2000). ON USING AMOS, EQS, LISREL,Mx, RAMONA & SEPATH For Structural Equation Modeling. Gerhard Mels.
- Puges, B. H., Tomer, A., & Eye, A. V. (2003). Structural Equation Modeling Applications in ecological and evolutionary biology. Cambridge University Press .
- Raykow, T., & Marcoulides, G. A. (2006). A first Course in Structural Equation Modeling. London: Lavrance Erlbaum Associates. Publishers.
- 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, Vol.8, No.2, 23-74 p.
- Schumacker, R., & Lomax, R. G. (2004). A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling. LEA.
- Sharma, S. (1996). Applied Multivariate Techniques. Wiley.
- Sütütemiz, N. (2005). Müşteri Sadakati Belirleyicileri ve Modellerinin Karşılaştırılması: Bankacılık ve Sağlık Sektöründe Bir Araştırma. Doktora Tezi.
- Şimşek, Ö. F. (2007). Yapısal Eşitlik Modellemesine Giriş Temel İlkeler ve LISREL Uygulamaları. Ekinoks.

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). Using Multivariate Statistics (Fifth Edition b.). USA: Pearson Education, Inc.

Yılmaz, V., & Çelik, H. (2009). LISREL ile Yapısal Eşitlik Modellemesi-I. Pegem Akademi.

