

Keyifli Okumalar Dileriz

Binlerce kategoride milyonlarca PDF e-kitap, ders kitapları, dergiler ve romanlara platformumuz üzerinden ücretsiz ulaşabilirsiniz.

RESMİ WEB SİTEMİZ

<https://rantey.org>

Yedek ve Duyuru Kanallarımız

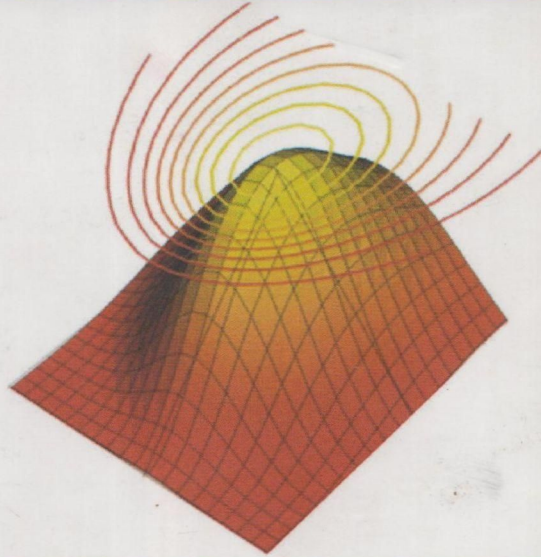
Sitemize erişim engeli gelmesi veya adres değişikliği durumunda aşağıdaki kanallardan güncel giriş adresine erişebilirsiniz:

- Telegram: <https://t.me/birkitapbir>
- WhatsApp Kanalımız : <https://whatsapp.com/channel/0029VbDHv8uE50Us4lvMoc0Y>

SOSYAL BİLİMLER İÇİN ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİK

SPSS ve LISREL UYGULAMALARI

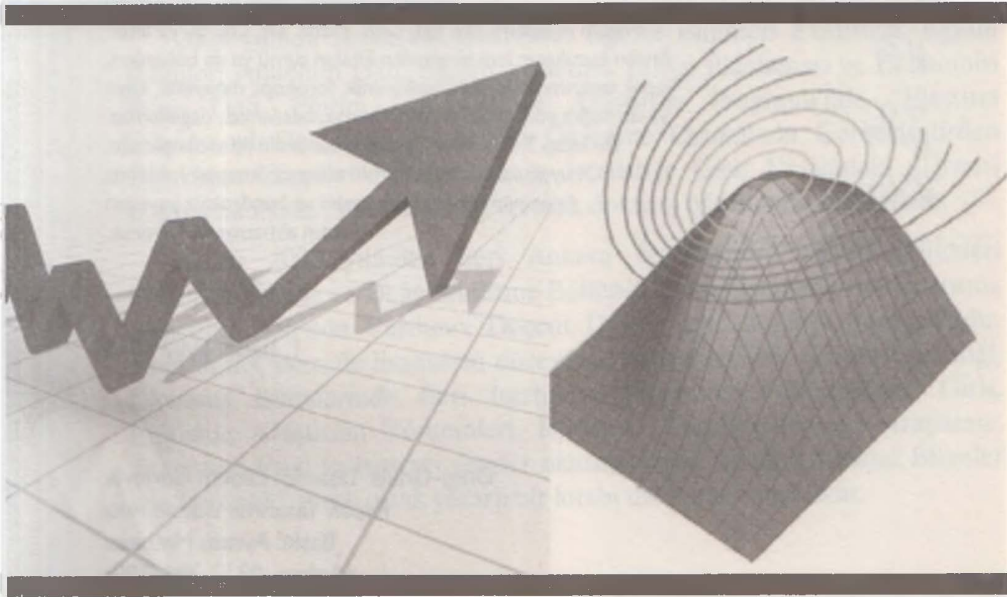
Ömay ÇOKLUK
Güçlü ŞEKERCİOĞLU
Şener BÜYÜKÖZTÜRK



SOSYAL BİLİMLER İÇİN ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİK

SPSS ve LISREL UYGULAMALARI

Ömay ÇOKLUK
Güçlü ŞEKERCİOĞLU
Şener BÜYÜKÖZTÜRK



Yrd. Doç. Dr. Ömay Çokluk
Dr. Güçlü Şekercioğlu
Doç. Dr. Şener Büyükoztürk

SOSYAL BİLİMLER İÇİN ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİK: SPSS ve LISREL UYGULAMALARI

ISBN 978-605-5885-67-0

Kitapta yer alan bölümlerin tüm sorumluluğu yazarlarına aittir.

© 2010 Pegem Akademi

Bu kitabın basım, yayın ve satış hakları
Pegem Akademi Yay. Eğt. Dan. Hizm. Tic. Ltd. Şti'ye aittir.
Anılan kuruluşun izni alınmadan kitabın tümü ya da bölümleri,
kapak tasarımı, mekanik, elektronik, fotokopi, manyetik, kayıt
ya da başka yöntemlerle çoğaltılamaz, basılamaz, dağıtılamaz.

Bu kitap T.C. Kültür Bakanlığı bandrolü ile satılmaktadır.
Okuyucularımızın bandrolü olmayan kitaplar hakkında
yayınevimize bilgi vermesini ve bandrolsüz yayınları
satın almamasını diliyoruz.

I. Baskı: Eylül 2010

Dizgi-Grafik Tasarım: Didem Gürleyik
Kapak Tasarımı: Gürsel Avcı
Baskı: Ayrıntı Matbaası
(Ankara-0312-3945590)

YAYINEVİ

adakale sokak 4/1 yenişehir-ankara
tel: +90 312 4306750-51 (pbx)
belgeç: +90 312 4354460
gsm: 0506 3451936 - 0541 9104545 - 0533 2055230
e-ileti: pegem@pegem.net

DAĞITIM

sağlık sokak 17/a yenişehir-ankara
tel: +90 312 4345408 - +90 312 4345424
belgeç: +90 312 4313738
gsm: 0506 3451937 - 0541 4345424 - 0533 2055231
e-ileti: siparis@pegem.net

YAZIŞMA

Ücretsiz PDF Kitap Arşivi - <https://rantey.org>

p.k.175 06442 yenişehir-ankara

Yrd. Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK

1973 yılında Zonguldak'ta doğdu. İlk ve orta öğrenimini Karamürsel-Kocaeli'de tamamladı. 1994 yılında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık lisans programını tamamladı.

1994-1995 yılları arasında Milli Eğitim Bakanlığı'na bağlı olarak rehber öğretmenlik yaptı. 1997 yılında Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Özel Eğitim Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine devam ederken, Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi, Eğitim Yönetimi ve Planlaması Bölümü, Eğitim İstatistiği ve Araştırma Anabilim Dalı'na araştırma görevlisi olarak atandı.

1999 yılında “Zihinsel ve İşitme Engelliler Okullarında Görev Yapan Yönetici ve Öğretmenlerde Tükenmişliğin Kestirilmesi” konulu tezini vererek yüksek lisans öğrenimini tamamladı.

2004 yılında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı, Eğitim Yönetimi Teftişi Planlaması ve Ekonomisi Bilim Dalı, Eğitim İstatistiği ve Araştırma Programı'nda “Eleştirel Düşünmeyi Destekleyici İşbirlikli Öğrenme Ortamında Gerçekleştirilen Öğretimin Eleştirel Düşünmeye ve İstatistiğe Giriş Dersindeki Öğrenci Başarısına Etkisi” konulu tezini vererek doktora öğrenimini tamamladı.

Yazar 2006 yılından beri Ankara Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Fakültesi, Ölçme ve Değerlendirme Bölümü, Eğitim İstatistiği ve Araştırma Anabilim Dalı'nda Yardımcı Doçent Doktor olarak görev yapmaktadır. Hem lisans, hem de lisansüstü düzeyde; İstatistiğe Giriş, Eğitim İstatistiği, Davranış Bilimlerinde İleri İstatistik, Araştırma Yöntemlerine Giriş, Eğitimde Araştırma Yöntemleri, Davranış Bilimlerinde İleri Araştırma, Araştırma Etiği ve benzeri dersler okutmaktadır. Yazarın “Sosyal Bilimler için İstatistik” isimli ortak yazarlı bir kitabı daha bulunmaktadır.

İletişim:

Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi

Ölçme ve Değerlendirme Bölümü

Eğitim İstatistiği ve Araştırma Anabilim Dalı

Cebeci Kampüsü 06590 / Ankara

cokluk@education.ankara.edu.tr

Dr. Güçlü ŞEKERCİOĞLU

1975 yılında Antalya’da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Antalya’da tamamladı. 1997 yılında yılında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Eğitimde Psikolojik Hizmetler Lisans; 2001 yılında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Ölçme ve Değerlendirme (Psikometri) yüksek lisans ve 2009 yılında aynı anabilim dalında doktora programını tamamladı.

1998-1999 yıllarında Özel Alp Lisesinde psikoloji öğretmeni ve psikolojik danışman, 1999-2000 yıllarında Özel Arı Okullarında psikolojik danışman, 2001-2005 yılları arasında Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinde öğretim görevlisi ve 2005-2009 yılları arasında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesinde araştırma görevlisi olarak görev yaptı. Yazar, 2010 yılı Mart ayından bu yana Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinde görev yapmaktadır.

Yapısal eşitlik modelî, çok değişkenli istatistik, tipik tepkinin ölçülmesi, ölçek geliştirme ve uyarlama ile insan gücü kaynağını geliştirme konularında çalışan yazarın, bu konularla ilgili kitap bölümleri, bildirileri ve makaleleri bulunmaktadır.

İletişim:

Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi

Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı

Dumlupınar Bulvarı 07058 Kampus / Antalya

guclu_s@yahoo.com

Doç. Dr. Şener BÜYÜKÖZTÜRK

1958 yılında Osmaniye'nin Kadirli ilçesinde doğdu. İlk ve orta öğrenimini Kadirli ve Adana'da tamamladı. 1981 yılında Hacettepe Üniversitesinde Matematik Önlisans; 1985 yılında Ankara Üniversitesi (AÜ) Eğitim Bilimleri Fakültesi (EBF) Eğitim Yönetimi ve Planlaması Lisans; 1992 yılında AÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Eğitim Yönetimi ve Planlaması Anabilim Dalında Yüksek Lisans ve 1996 yılında aynı anabilim dalında (Eğitim İstatistiği ve Araştırma Bilim Dalı) doktora programını tamamladı.

1986-1991 yılları arasında Milli Eğitim Bakanlığı Özel Eğitim ve Rehberlik Dairesi Başkanlığında şef ve eğitim uzmanı olarak görev yaptı. 1991 -1999 yıllarında Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Eğitim İstatistiği ve Araştırma Anabilim Dalında araştırma görevlisi olarak görev yaptı. 1999 yılında aynı alana Yardımcı Doçent olarak atandı. Temmuz 1999 - Temmuz 2002 tarihleri arasında EBF Eğitim, Araştırma ve Uygulama Merkezinde müdür yardımcısı olarak görev yaptı. 1997 yılında alanındaki gelişmeleri izlemek amacıyla altı ay süre ile Amerika Birleşik Devletleri-Austin/TEXAS'da bulundu. Yazar, Ağustos 2004 tarihinde Ankara Üniversitesi'nden emekli olduktan sonra, Eylül 2004 tarihinde Başkent Üniversitesi Eğitim Fakültesi'nde yardımcı doçent olarak göreve başladı; Haziran 2005 tarihinde "Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme" alanında doçent unvanını aldı. Ekim 2009-Ağustos 2010 tarihleri arasında dekan yardımcısı olarak görev yaptı.

Yazarın, "Sosyal Bilimler için Veri Analizi El Kitabı: İstatistik, Araştırma Deseni, SPSS Uygulamaları ve Yorum" ile "Deneyisel Desenler: Öntest Sontest Kontrol Gruplu Desen ve Veri Analizi" isimli tek yazarlı; "Sosyal Bilimler için İstatistik" ve "Bilimsel Araştırma Yöntemleri" isimli ortak yazarlı kitapları ve çok sayıda yayımlanmış makalesi bulunmaktadır.

İletişim:

senerbuyukozturk@gmail.com

ÖNSÖZ

“Sosyal Bilimler için Çok Değişkenli İstatistik” kitabı, istatistik ile dostluk kurma ve sürdürme noktasında araştırmacılara destek olma amacıyla kavram ve uygulamanın bütünleşik bir yapı içerisinde sunulması mantığı temel alınarak hazırlanmıştır. Kitap, bazı çok değişkenli analiz tekniklerinin amaçlarını incelemeyi, uygulamalarına ve sonuçlarının yorumlanmasına yönelik pratik bazı bilgiler sunmayı hedeflemektedir.

Kitap, bir “Giriş” bölümü ile başlamaktadır. Ardından, alandaki araştırmacılarca yaygın olarak kullanılan “Lojistik Regresyon Analizi”, “Diskriminant Analizi”, “Küme Analizi”, “Açımlayıcı Faktör Analizi”, “Doğrulayıcı Faktör Analizi” ve “Yol Analizi” bölümleri sunulmaktadır. Kitapta yer alan her bir konu için, birden fazla örnek verilerek, uygulamaların mümkün olduğunca zenginleştirilmesine çalışılmıştır. Uygulamalarda incelenen analiz tekniğine uygun olacak şekilde SPSS ya da LISREL paket programları kullanılmış ve uygulama dosyaları araştırmacıların erişimine açılmıştır.

Ortak bir emeğin ürünü olan bu kitabın ilk taslağı, ders notu niteliğinde 13-16 Temmuz 2010 tarihlerinde Ankara’da *Pegem Akademi* tarafından düzenlenen “*Eğitim Bilimlerinde Araştırma Günleri*” adlı seminer kapsamında katılımcılarla paylaşılmıştır. Yoğun bir çalışma sonucunda ortaya çıkan bu kitabın şüphesiz ki geliştirilmeye açık yönleri olacaktır. Yazarlar, bu süreci akrana dayalı bir öğrenme süreci olarak gördüklerinden, gelecek tüm görüş ve eleştirilerin değerli olduğuna inanmaktadırlar. Söz konusu katkılar için yazarların iletişim adreslerine ulaşılabilir. Kitabın gelişim süreci boyunca, araştırmacılardan gelen görüşler titizlikle dikkate alınacaktır.

“Sosyal Bilimler için Çok Değişkenli İstatistik” kitabının *Pegem Akademi* kataloglarında tanıtılmaya başlandığı ilk günden beri, kitabın ne zaman basılacağına ilişkin sorularla yüzlerce kez karşılaştık. Nihayet çalışmamızın araştırmacılarla paylaşılacak olgunluğa ulaştığına karar verdik.

Bu yorucu ancak keyifli süreçte emeği geçen herkese şükranlarımızı sunarız. Bastığımız yerin iki ayağımızın kapladığından daha büyük olamadığının bilinciyle, yararlı olmasını dileriz...

Eylül 2010

Ömay Çokluk

Güçlü Şekercioğlu

Şener Büyüköztürk

İÇİNDEKİLER

1. ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKLERE GİRİŞ.....	1
1.1. Uygun İstatistiksel Testin Seçimi	1
1.2. Karar Ağacı Yardımıyla Uygun İstatistiksel Testin Seçimi	5
1.3. Verilerin Analiz için Hazırlanması: Analiz Öncesi Veri Tarama	9
1.4. Verilerin Çok Değişkenli Analizler için Hazırlanması ve Sayıtların İncelenmesine Yönelik SPSS İşlemleri	21
Ek – I	39
EK –II	43
Kaynaklar.....	48
 2. LOJİSTİK REGRESYON ANALİZİ	49
2.1. Özet	49
2.2. Tanımlama	50
2.2.1. Amaç	58
2.2.2. Sayıtlar ve Ananilizin Diğer Gerekliklikleri	68
2.2.3. Araştırma Deseni	70
2.3. İşlem Aşamaları.....	71
2.4. Örnekler	72
2.5. Raporlaştırma	89
2.6. Anahtar Sözcükler.....	99
Kaynaklar.....	101
 3. DİSKRİMİNANT ANALİZİ	105
3.1. Özet.....	105
3.2. Tanımlama	106
3.2.1. Amaç.....	107
3.2.2. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gerekliklikleri.....	110
3.2.3. Araştırma Deseni	112
3.3. İşlem Aşamaları	113
3.4. Örnekler	114
3.5. Raporlaştırma	126
3.6. Anahtar Sözcükler.....	134
Kaynaklar.....	135
 4. KÜMELEME ANALİZİ.....	137
4.1. Özet.....	137
4.2. Tanımlama	138
4.2.1. Amaç.....	140

4.2.2. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri.....	153
4.2.3. Araştırma Deseni	156
4.3. İşlem Aşamaları.....	156
4.4. Örnekler	157
4.5. Raporlaştırma	165
4.6. Anahtar Sözcükler.....	174
Kaynaklar.....	175
5. AÇIMLAYICI FAKTÖR ANALİZİ	177
5.1. Özet	177
5.2. Tanımlama.....	178
5.2.1. Giriş.....	179
5.2.2. Temel Kavramlar	190
5.2.3. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri.....	205
5.3. İşlem Aşamaları.....	211
5.4. Örnekler	216
5.4.1. Tek Faktörlü Ölçek İçin Örnek.....	216
5.4.2. Çok Faktörlü Desen İçin Örnek.....	227
5.5. Raporlaştırma	241
5.6. Anahtar Sözcükler.....	245
Kaynaklar.....	246
6. YAPISAL EŞİTLİK MODELİ	251
6.1. Özet	251
6.2. Tanımlama.....	251
6.2.1. Giriş.....	253
6.2.2. Temel Kavramlar	257
6.2.3. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri.....	274
6.2.4. Doğrulayıcı Faktör Analizi	275
6.2.4.1. Temel Kavramlar	275
6.2.4.2. Doğrulayıcı Faktör Analizinin İşlem Adımları.....	285
6.2.4.3. Örnekler	295
6.2.5. Yol Analizi.....	332
6.2.5.1. Temel Kavramlar	333
6.2.5.2. Yol Analizinin İşlem Adımları.....	344
6.2.5.3. Örnekler	354
6.3. Anahtar Sözcükler.....	400
Kaynaklar.....	402
Konu Dizini.....	407

ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKLERE GİRİŞ

Çok değişkenli istatistiksel teknikler uzun yıllardır karmaşık veri setlerinin analiz edilmesini kolaylaştıran teknikler olarak kullanılırlar. Genel olarak bu teknikler araştırmacıların, değerlendircilerin, politika yapıcıların ve diğer grupların, çok sayıda bağımsız ve bağımlı değişkenden oluşan veri setlerini analiz edebilmelerini mümkün kılar. Örneğin bir araştırmacı okuma öğretiminde dört farklı yaklaşımın etkililiğini test etmek üzere deneklerden “okuduğunu anlama”, “kelime tanıma” ve “kelime bilgisi” ölçümleri alabilir; başlangıçtaki okuma düzeylerini de kontrol değişkeni olarak belirleyebilir. Bir başka araştırmacı, motivasyonel inançlar, öğrenme stratejileri ve performans arasındaki doğrudan ve dolaylı ilişkileri kurulan modeller kapsamında test etmek isteyebilir. Bu tür verileri analiz etmenin en uygun yolu, tüm değişkenler arasındaki ilişkileri ve potansiyel etkileşimleri eşzamanlı incelemektir. Tek değişkenli istatistiksel işlemler bu tür verilerin uygun şekilde incelenmesi sağlayamazlar. Sosyal bilim araştırmalarında yer alan soruların giderek karmaşıklaştıran doğası ve bilgisayar programlarındaki (SPSS, SYSTAT, STATISTICA, LISREL vb.) gelişmelerden dolayı, akademik yayınlarda çok değişkenli analizlerin gittikçe artan sıklıkta kullanıldığına rastlanmaktadır (Mertler ve Vannatta, 2005).

Bu kitabın amacı, bazı çok değişkenli analiz tekniklerinin amaçlarını incelemek, uygulamalarına ve sonuçlarının yorumlanmasına yönelik pratik bazı bilgileri sunmaktır. Bu kitapta odak, okuyucuya karmaşık matematiksel formüller sunmak değil, çok değişkenli istatistiksel tekniklerin kullanımı ve yorumlanmasına yönelik mümkün olan en pratik yaklaşımı sunabilmektir.

1.1. Uygun İstatistiksel Testin Seçimi

Değişkenlerin sayısına ve türüne uygun istatistiksel testlerin neler olduğuna ilişkin özet bilgiler Tablo 1.1.’de sunulmaktadır. Tabloyu işlevsel olarak kullanabilmek için aşağıdaki adımların izlenmesi önerilir (Mertler ve Vannatta, 2005):

1. Adım: Araştırma sorunuzdaki değişkenleri tanımlayın (belirleyin).



2. Adım: Hangi değişken ya da değişkenlerin bağımsız, hangilerinin bağımlı değişken olduğuna ve kontrol değişkeni (kovaryant değişken) olup olmadığını belirleyin.

3. Adım: Tablonun ilgili satır ve sütunun kesişiminde yer alan istatistiksel teknik, analizlerinizde kullanmanız için uygun tekniktir.

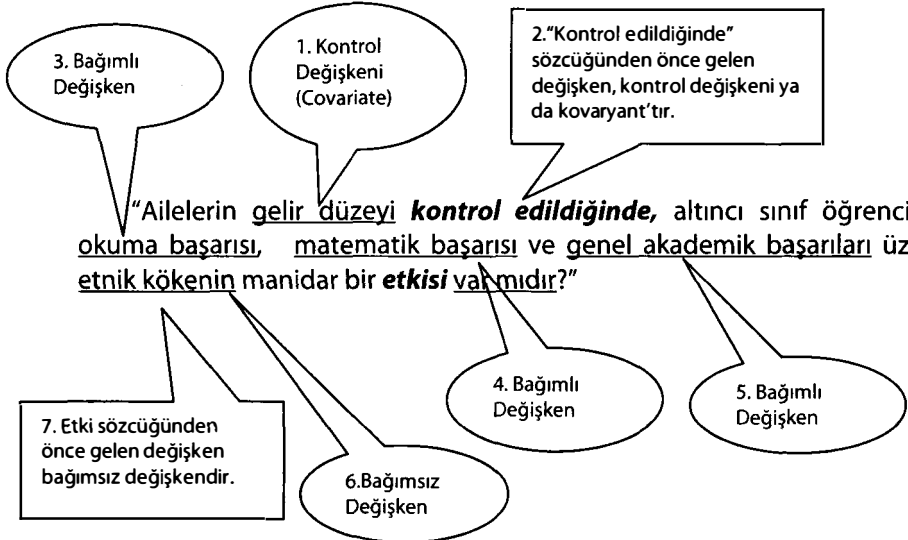
Bir araştırma sorusu üzerinde yukarıda söz edilen adımların uygulanmasını örneklendirelim. Araştırma sorumuz:

"Ailelerin gelir düzeyi kontrol edildiğinde, etnik köken altıncı sınıf öğrencilerinin okuma başarısı, matematik başarısı ve genel akademik başarıları üzerinde manidar etkisi olan bir değişken midir?"

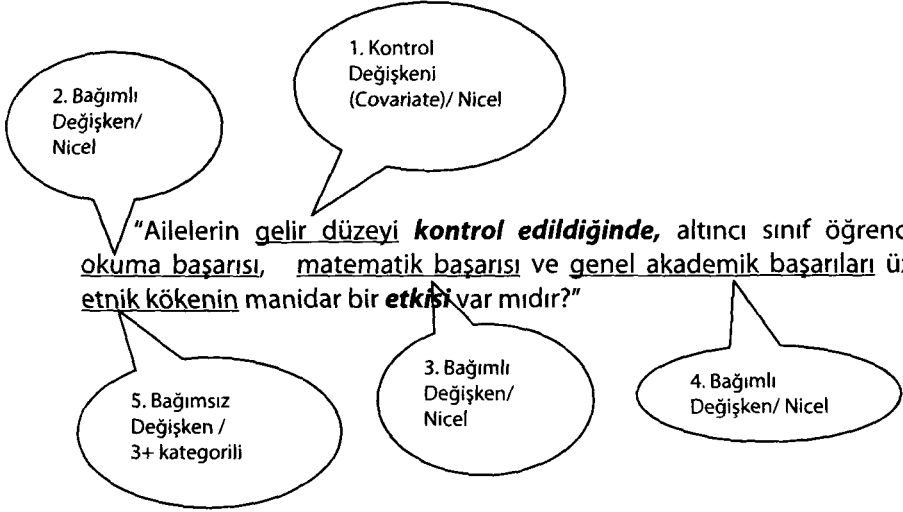
1. Adım: Araştırma sorusunda yer alan değişkenlerin altını çiziniz.

"Ailelerin gelir düzeyi kontrol edildiğinde, etnik köken altıncı sınıf öğrencilerinin okuma başarısı, matematik başarısı ve genel akademik başarıları üzerinde manidar etkisi olan bir değişken midir?"

2. Adım: Hangi değişken ya da değişkenlerin bağımsız, hangilerinin bağımlı değişken olduğuna ve kontrol değişkeni (kovaryant değişken) olup olmadığını belirleyin.



3. Adım: Araştırma sorunuzdaki tüm değişkenlerin (kategorik ya da nicel) türlerini belirleyin. Bu durum değişkenlerinizi nasıl bir işleme sokacağınıza ilişkin karar vermenize bağlıdır.



Sonuç olarak bu araştırma sorusu aşağıdaki değişkenleri içermektedir:

- a. 1 Bağımsız Değişken (3+ kategorili)
- b. 3 Bağımlı Değişken (Tümü nicel)
- c. 1 Kontrol Değişkeni (Kovaryant - nicel)

4. Adım: Tablo 1.1. kullanılarak uygun teknik belirlenir. Aşağıda tablonun kullanımı örneklendirilmeye çalışılmıştır:

- Bağımsız değişkene uygun satır belirlenir.

Örneğin: Kategorik / 1 bağımsız değişken / 1 kontrol değişkenli 2 + kategorili

- Bağımlı değişkene uygun sütun belirlenir.

Örneğin: Nicel / 1+ bağımlı değişken

• Satır ve sütunun kesiştiği hücre, uygun istatistiksel tekniği göstermektedir. Örneğin: Satır ve sütunun kesişimi, tek yönlü "MANCOVA" kullanımının uygun olduğunu göstermektedir.

Tablo 1.1. Değişkenlerin Tür ve Sayılarına Uygun İstatistiksel Testler

				Bağımlı Değişken (ler)			
				Kategorik		Nicel	
				2 kategorili	2+ kategorili	1 bağımlı değişken	1 + bağımlı değişken
Bağımsız Değişken (ler)	Kategorik	1 bağımsız değişken	2 kategorili	-	-	-t-testi	-Tek Yönlü MANOVA
			2 + kategorili	-	-	-Tek Yönlü ANOVA	
			Kovaryant değişken var	-	-	-Tek Yönlü ANCOVA	-Tek Yönlü MANCOVA
	Kategorik	1 + bağımsız değişken	Kovaryant değişken yok	-Lojistik Regresyon	-	-Faktöriyel ANOVA	-Faktöriyel MANOVA
			Kovaryant değişken var	-	-	-Tek Yönlü ANCOVA	-Faktöriyel MANCOVA
	Nicel	1 bağımsız değişken		-	-	-İki Değişkenli (Basit) Korelasyon -İki Değişkenli (Basit) Regresyon	-
		1 + bağımsız değişken		- Diskriminant Analizi -Lojistik Regresyon	- Diskriminant Analizi	-Çok Değişkenli Regresyon -Yol (Path) Analizi	-Yol (Path) Analizi

Kaynak: Mertler ve Vannatta (2005).

1.2. Karar Ağacı Yardımıyla Uygun İstatistiksel Testin Seçimi

Karar ağacı yardımıyla uygun istatistiksel testin seçimi Tablo 1.2.'de sunulmaktadır. Karar ağacı istatistiksel teknikleri araştırma sorularının amacına göre sınıflandırarak sunmaktadır. Bir kez amaç belirlendikten sonra, değişkenlerin türü ve sayısı sürece yön verir. Her ne kadar karar ağacı araştırma sorusunun amacı ile başlasa da, öncelikle değişkenlerin sayısının ve türünün belirlenmesi tavsiye edilir; çünkü bu amacın belirlenmesi sürecine rehberlik eder. Karar ağacını kullanmaya yönelik adımlar aşağıda sıralanmıştır (Mertler ve Vannatta, 2005):

1. Araştırma sorusundaki değişkenleri belirleyin.
2. Hangi değişken ya da değişkenlerin bağımsız, hangilerinin bağımlı değişken olduğuna ve kontrol değişkeni (kovaryant değişken) olup olmadığını belirleyin.
3. Araştırma sorunuzdaki tüm değişkenlerin (kategorik ya da nicel) türlerini belirleyin. Bu durum değişkenlerinizi nasıl bir işleme sokacağınıza ilişkin karar vermenize bağlıdır.
4. Araştırma sorunuzun amacını belirleyin: ilişkinin derecesi, grup farklılıkları, grup üyeliğini tahmin ya da yapı. Araştırma sorusunun amacına karar vermek için değişken bilgisini kullanmaya yönelik bazı ipuçları şunlardır:
 - Bağımsız değişkenler ve bağımlı değişkenlerin tümü nicel olduğunda, amaç "ilişkinin derecesidir."
 - Bağımsız değişkenler kategorik, bağımlı değişkenler nicel olduğunda, amaç "grup farklılıklarıdır."
 - Bağımlı değişkenler kategorik olduğunda, amaç "grup üyeliğini tahmindir".
5. Karar verme sürecini takiben (araştırma sorusu, bağımlı değişkenlerin sayısı ve türü, bağımsız değişkenlerin sayısı ve türü ve ortak değişken (kovaryant) yukarıdaki adımlarla elde edilen bilgiyi uygun tekniği seçmek için karar ağacına uygulayın.

1.2.1. Örnek

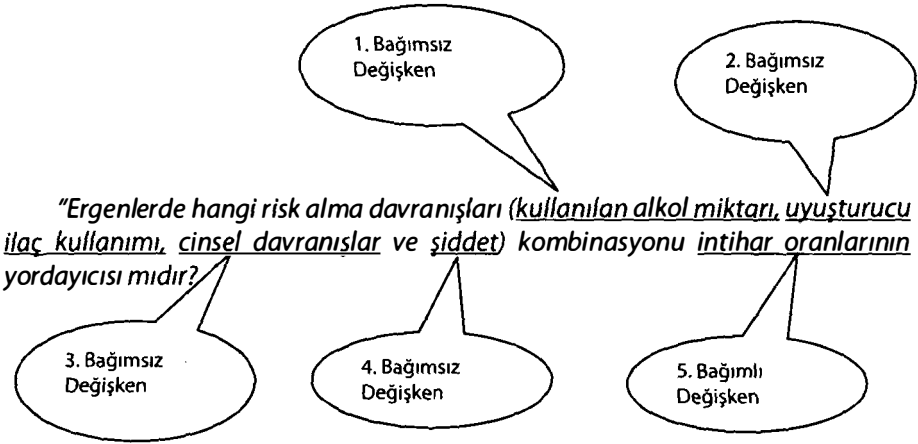
Bir araştırma sorusu üzerinde yukarıda söz edilen adımların uygulanmasını örneklendirelim. Araştırma sorumuz: "Ergenlerde hangi risk alma davranışları (kullanılan alkol miktarı, uyuşturucu ilaç kullanımı, cinsel davranışlar ve şiddet) kombinasyonu intihar oranlarının yordayıcısıdır?"



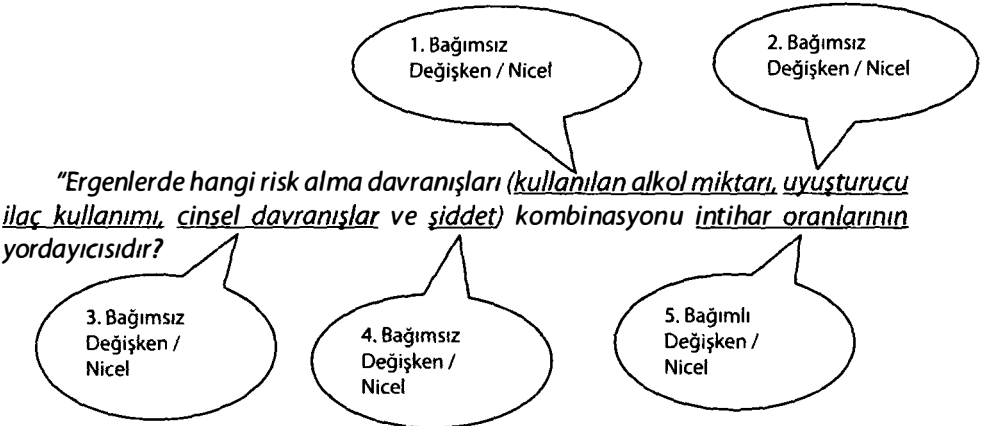
1. Adım: Araştırma sorusundaki değişkenleri belirleyin.

"Ergenlerde hangi risk alma davranışları (kullanılan alkol miktarı, uyuşturucu ilaç kullanımı, cinsel davranışlar ve şiddet) kombinasyonu intihar oranlarının yordayıcısıdır?"

2. Adım: Hangi değişken ya da değişkenlerin bağımsız, hangilerinin bağımlı değişken olduğuna ve kontrol değişkeni (kovaryant değişken) olup olmadığını belirleyin.



3. Adım: Araştırma sorunuzdaki tüm değişkenlerin (kategorik ya da nicel) türlerini belirleyin. Bu durum değişkenlerinizi nasıl bir işleme sokacağınıza ilişkin karar vermenize bağlıdır.



Sonuç olarak bu araştırma sorusu aşağıdaki değişkenleri içermektedir:

- a. 1 Bağımlı Değişken (Nicel)
- b. 4 Bağımsız Değişken (Tümü nicel)

4. Adım: Araştırma sorunuzun amacını belirleyin. Amaç; ilişkinin derecesi, grup farklılıkları, grup üyeliğini tahmin ya da yapının belirlenmesi olabilir. Bu örnekte tüm değişkenler nicel olduğu için, araştırma sorusunun amacı ilişkinin derecesidir.

5. Adım: Karar verme sürecini takiben (araştırma sorusu, bağımlı değişkenlerin sayısı ve türü, bağımsız değişkenlerin sayısı ve türü ve ortak değişken (kovaryant) yukarıdaki adımlarla elde edilen bilgiyi uygun tekniği seçmek için karar ağacına uygulayın.

Sonuç olarak bu araştırma sorusu aşağıdaki değişkenleri içermektedir:

- a. 1 Bağımlı Değişken (Nicel)
- b. 2+ Bağımsız Değişken (Tümü nicel)

Araştırma sorusunun amacı: İlişkinin derecesi

Örneğin: Karar ağacında ilgili satır ve sütunun kesişimi, "ÇOKLU REGRESYON ANALİZİ"nin kullanımının uygun olduğunu göstermektedir.



Tablo 1. 2. Uygun İstatistiksel Testin Seçimi için Karar Ağacı

Araştırma Sorusu	Bağımlı Değişkenin Türü & Sayısı	Bağımsız Değişkenin Türü & Sayısı	Ortak Değişken (Kovaryant)	Test	Analizin Amacı
İlişkinin Derecesi	1 Nicel	1 Nicel		İkili (Basit) Regresyon	İlişki ve Yordama
		2+ Nicel		Çoklu Regresyon	Bağımlı değişkeni en iyi yordayacak doğrusal kombinasyon oluşturmak.
		2+ Nicel		Yol (Path) Analizi	Hipotez modelde yer alan değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri yordamak.
Grup Farklılıkları	1 Nicel	1 kategorik (2 kategorili)		t-testi	Grup ortalamaları arasında manidar fark olup olmadığını belirlemek.
		1 kategorik (2 + kategorili)	YOK	Tek Yönlü ANOVA	
		2 + kategorik	VAR	Tek Yönlü ANCOVA	
	2+ Nicel	1 kategorik	YOK	Faktöriyel ANOVA	Grup ortalamaları arasındaki farkı maksimum kılacak bağımlı değişkenler kombinasyonu oluşturmak.
		2 + kategorik	VAR	Faktöriyel ANCOVA	
		2 + kategorik	YOK	Tek Yönlü MANOVA	
			VAR	Tek Yönlü MANCOVA	
			YOK	Faktöriyel MANOVA	
			VAR	Faktöriyel MANCOVA	

Tablo 1.2. Devamı

Araştırma Sorusu	Bağımlı Değişkenin Türü & Sayısı	Bağımsız Değişkenin Türü & Sayısı	Ortak Değişken (Kovaryant)	Test	Analizin Amacı
Grup Üyelikliğini Tahmin Etme	1 kategorik (2 kategorili)	2+ karışık (mixed)	→	Lojistik Regresyon	Bir grupta yer alma odds'unun log'undaki bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonunu oluşturmak.
	1 kategorik (2+kategorili)	2+ nicel	→	Diskriminant Analizi	Grup üyelikliğini tahminde en iyi doğrusal kombinasyonu oluşturmak.
Yapı	3+ Nicel	→		Faktör Analizi Temel Bileşenler (Ampirik)	Örtük değişkeni temsil eden gözlenen değişkenlerin doğrusal kombinasyonunu oluşturmak.

NOT: 1+, 2+, 3+ simgeleri; 1'den fazla, 2'den fazla, 3'den fazla anlamına gelmektedir.

Kaynak: Mertler ve Vannatta (2005).

1.3. Verilerin Analiz için Hazırlanması: Analiz Öncesi Veri Tarama

Verilerden geçerli sonuçların çıkartılabilmesi için, öncelikle verilerin kalitesinin incelenmesi, bir diğer deyişle nitelikli verilerle çalışılması önemlidir. Çok değişkenli analizler öncesinde verileri incelemenin dört temel amacı vardır (Mertler ve Vannatta, 2005):

Bunlardan ilki verilerin hatasızlığının (accuracy) incelenmesidir. Açıkça istatistiksel analizlerden elde edilecek sonuçlar, analize giren veriler ne kadar nitelikli ise o kadar geçerli ve güvenilir olacaktır. Bir başka deyişle analiz sonuçlarının kalitesi, veri kalitesine bağlıdır. Hatalı (uygun olmayan) verilerle yapılan analizlerden elde edilecek sonuçlar ve bu sonuçlara dayalı olarak oluşturulan yargılar ve yorumlar da geçerli olmayacaktır.

Eğer küçük veri setleri ile çalışılıyorsa SPSS'de "List (Listele)" seçeneği kullanılarak veriler hakkında kolaylıkla fikir sahibi olunabilir. Büyük veri



setlerinde ise frekanslar ve betimsel istatistikler Analyze \ Descriptive Statistics \ Frequency adımları izlenerek incelenebilir. Nicel değişkenler için araştırmacıların verilerin olası sınırlar (ranj) içerisinde olup olmadığını incelemesi gerekir. Ayrıca ortalama ve standart sapma değerlerinin de incelenmesi yararlı olur. Kategorik değişkenler için ise, tüm deneklerin değerlerinin kategori kodlarına karşılık gelip gelmediğinin incelenmesi gerekir.

İkinci nokta, kayıp değerlerin (eksik verilerin) ve bunların etkilerinin değerlendirilmesi ile ilgilidir. Kayıp değerler, ölçme aracının başarısızlığından, deneklerin tüm maddelere ya da denemelere cevap vermemesinden ya da veri girişi sırasında yapılan hatalardan kaynaklı olabilir. Kayıp değerlerin bir örüntüsünün olup olmaması, miktarının ne olduğundan çok daha önemlidir (Tabachnick & Fidell, 1996). Kayıp değerler seçkisiz olarak dağılıyorsa, bu çok ciddi bir problem değildir. Seçkisiz dağılmayan kayıp değerler sonuçların genellenebilirliği açısından sorunlara neden olurlar; çünkü seçkisiz dağılmama, kayıp değerlerin ortaya çıkmasının bir nedeni olduğu anlamına gelir. Bölüm 1.3.1.'de kayıp değerlerle baş etme yöntemlerine ilişkin daha ayrıntılı bilgilere yer verilmektedir.

Üçüncü nokta, uç değerlerin etkilerinin değerlendirilmesi ile ilgilidir. Uç değerler, bir deneğin bir değişkendeki aşırı değeri ya da değişkenler kombinasyonuna ilişkin sahip olduğu aşırı değer anlamına gelmektedir. Uç değerler çok değişkenli analizlerde sıklıkla kritik problemlere neden olurlar. Bir deneğin uç değere sahip olarak tanımlanmasının birkaç nedeni olabilir; ancak bu nedenler bir tanesi diğerlerinden çok daha ciddidir. Bunlar 1.3.2.'de tartışılacaktır.

Dördüncü nokta, tüm çok değişkenli istatistiksel teknikler bir derece kadar sayıtlılara dayalıdır. Dolayısıyla da verileri analiz öncesi incelemenin dördüncü amacı, veriler ve uygulanacak analiz tekniğinin sayıtlıları arasındaki uyumu değerlendirebilmektir. Bazı çok değişkenli analizlerin kendilerine özgü sayıtlıları olmakla birlikte, neredeyse tüm teknikler üç temel sayıtlıya dayanır:

1. Normallik
2. Doğrusallık
3. Eşvaryanslılık (Homojenlik)

Bu sayıtlıların nasıl tanımlandığı ve verilerin söz konusu sayıtlılara uygunluğunun değerlendirilmesine ilişkin yöntemlere sırasıyla Bölüm 1.3.3.; 1.3.4. ve 1.3.5.'de değinilecektir. Bu yöntemlerin SPSS'de nasıl uygulanacağına ise Bölüm 1.4.'de değinilecektir.

1.3.1. Kayıp Değerler: Geniş veri setlerinde seçkisiz bir örüntü sergileyen az sayıda kayıp değer varsa, sorun çok ciddi değildir ve kayıp değerleri ortadan kaldırmada farklı yöntemlerin kullanılması benzer sonuçlar üretecektir. Ancak küçük ya da orta büyüklükteki veri setlerinde çok sayıda kayıp değer bulunması ciddi sorunlara neden olur. Ne yazık ki, hangi örneklem büyüklüğü için ne kadar kayıp değer tolerans edilebileceğine ilişkin bir ölçüt yoktur (Tabachnick ve Fidell, 1996).

Araştırmacılar kayıp değerlerin ele alınmasına yönelik alternatif yöntemler kullanabilirler. Bunlardan ilki kayıp değer içerdiği için probleme neden olan denekleri ya da değişkenleri silmektir. Kayıp değer içeren her denek veri dosyasından çıkartılır. Eğer çok az sayıda denek kayıp değere sahipse, silme işlemi iyi bir alternatiftir. Bir diğer seçenek kayıp değerlerin az sayıda değişkende toplanmış olmasıdır. Bu durumda da eğer değişken/ler araştırma problemi açısından önemli ve temel değişkenler değilse, değişkenlerin silinmesi (veri setinden çıkartılması) düşünülebilir. Ancak eğer kayıp değerler veri seti boyunca dağılmışsa ve çok sayıda ise, deneklerin ve / veya değişkenlerin silinmesi, ciddi veri kayıplarına neden olur. Örneklem büyüklüğü ciddi oranda düşer ve eğer araştırma için gerekli temel analizler gruplar arası karşılaştırmalar içeriyorsa, bazı gruplar analizler için uygun olmayan örneklem büyüklüklerine inerek karşılaştırmaları tehlikeye sokabilir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Kayıp değerleri ele almanın bir diğer alternatifi, kayıp değerlere ilişkin kestirimler yapma / yaklaşık bir değer atama (Imputation) ve bu değerleri temel analizler sırasında kullanmaktır. Ancak kestirim ya da yaklaşık değer atama işlemi sadece nicel değişkenler için yapılabilecek bir işlemdir. Bu kestirimleri yapmanın en yaygın üç yöntemi "geçmiş bilgileri kullanmak", "ortalama değer atamak" ve "regresyondur" (Mertler ve Vannatta, 2005; Tabachnick ve Fidell, 1996).

Geçmiş bilgileri kullanmak, araştırmacıların daha önceki bilgilerinden yola çıkarak kayıp değerlere yeni değerler atamalarıdır. Bu yöntem yalnızca araştırmacı belirli bir alanda uzun süredir çalışıyorsa ve ele aldığı değişkenlere ya da evrene ilişkin oldukça fazla bilgiye sahipse kullanılmalıdır (Mertler ve Vannatta, 2005).

Kayıp değer kestirimine yönelik ikinci alternatif, elde edilen verilerden yararlanarak ortalama hesaplamak ve kayıp değer içeren değişkenlere bu ortalamaları atamaktır. Bu işlem temel analizlerin gerçekleştirilmesinden önce yapılır. Eğer araştırmacı başka bilgilere sahip değilse, ortalama değer atamak en iyi kestirim yöntemidir. Ancak bu deneklere değer atamakla genel ortalamasının değişmeyeceğini gözden kaçırmamak gerekir ve bu durumda varyansın bir miktar düşmesi söz konusudur; çünkü belki de gerçek değer ortalamaya tam olarak eşit değildir (Mertler ve Vannatta, 2005).



Kayıp verileri ele almanın ya da kestirmenin üçüncü alternatifi ise, regresyon yaklaşımını kullanmaktır. Regresyonda bir ya da birkaç bağımsız değişken, bağımlı değişkenin değerini tahmin etmede kullanılabilir. Eşitlik geliştirmek üzere işleme alınır. Kayıp değer kestirimi işleminde, kayıp değerler içeren bağımlı değişken olur. Tam ya da eksiksiz verilere sahip denekler bu yordama eşitliğini geliştirmek üzere kullanılır. Bu eşitlik elde edildikten sonra, eksik veri içeren denekler için, bağımlı değişkendeki kayıp değerleri yordamak amacıyla kullanılır. Bu yöntemin avantajı, araştırmacı tarafından yapılan tahminden daha objektif olması ve basitçe bir genel ortalama atamaktan daha fazla bilgi içermesidir (Tabachnick ve Fidell, 1996).

Kayıp değerleri kestirmek için yukarıdaki yöntemlerden biri kullanıldığında, araştırmacılar analizleri tekrar yapmayı düşünmelidir. Bir başka deyişle temel analizler, kayıp değerlerin olduğu ve olmadığı durumlar için tekrarlanmalıdır. Eğer benzer sonuçlar elde edilirse, bu sonuçların doğruluğuna güven duyulabilir. Araştırmacı, bu iki durumdan hangisinin gerçek dünyayı daha iyi temsil ettiğine karar vermeli ve her iki sonucu da raporlamalıdır (Mertler ve Vannatta, 2005).

1.3.2. Uç Değerler: Alışlageldik değerlerin dışında değerlere ya da aşırı değerlere sahip olan (dağılımın uçlarında yer alan) denekler uç değerler olarak adlandırılır. Uç değerlerin üç temel nedeni vardır:

1. Araştırmacılarca veri girişinde yapılan hatalar
2. Deneğin örneklemin alındığı evrenin bir üyesi olmaması
3. Deneğin örneklemin geri kalan kısmından farklı olması (Tabachnick ve Fidell, 1996).

Uç değerler istatistiksel testlerin sonuçlarını bozabilirler. Pek çok istatistiksel işlem, ortalamadan olan sapmaların karesine dayalıdır. Eğer bir gözlem dağılımın geri kalanından çok uzakta ise (dolayısıyla da ortalamadan uzakta ise), sapma değeri büyüyecektir; bu değer karesinin alınması da daha da büyümesine neden olacaktır. Genellikle istatistiksel testlerin uç değerlere çok duyarlı oldukları dile getirilir. Bir uç değer istatistiksel test sonuçları üzerinde önemli etkisi olabilir. Tek bir uç değer (eğer aşırı bir değerse) bir istatistiksel test sonucunun manidar olmasına neden olabileceği gibi, tersi de söz konusu olabilir. İşte bu ve benzeri bazı nedenler uç değerlerin incelenmesini gerektirir (Mertler ve Vannatta, 2005):

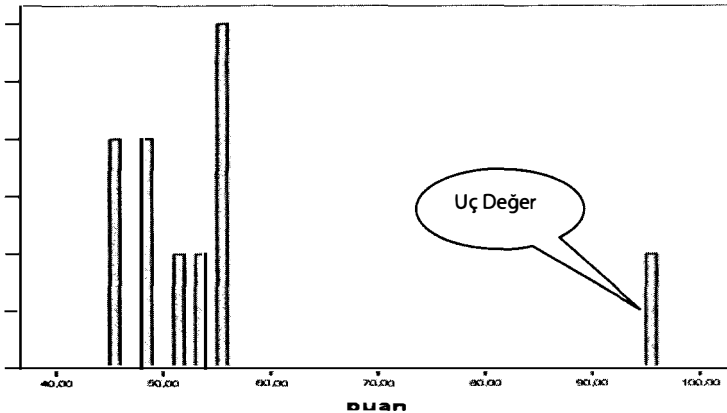
Uç değerler; tek yönlü (tek değişkenli), çok yönlü (çok değişkenli) durumlarda söz konusu olabilir; ikilemlerde ya da sürekli değişkenlerde, bağımlı ya da bağımsız değişkenlerde olabilir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Tek yönlü uç değer denekler bir tek değişkene ilişkin aşırı değerlere sahip olmaları anlamına gelirken, çok yönlü uç değer, iki ya da daha fazla değişkene ilişkin puanların olağan dışı kombinasyonları anlamına gelir. Az sayıda değişkenden

oluşan veri setlerinde tek değişkenli uç değerlerin belirlenmesi kolay olabilir. Bu belirleme verilerin frekans dağılımlarının ya da histogramların elde edilmesi gibi yollarla olabilir. Burada bazı verilerin diğer verilerden çok uzağa düşüp düşmediği incelenir.

Örneğin 10 denneğin bir kaygı ölçeğinden elde ettikleri puanlar Tablo 1.3'de görüldüğü gibi olsun. Bu verilerde 3 nolu denek diğer puanlardan oldukça farklı bir puana sahiptir ve bu uç değerdir. Söz konusu verilere ilişkin Şekil 1.1'de sunulan histogramda bu deneye ait değer, diğer deneklerin değerlerinden oldukça uzakta yer aldığı açıkça görülmektedir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Tablo 1. 3. Bir Grup Deneğin Kaygı Ölçeği'nden Almış Oldukları Puanlar

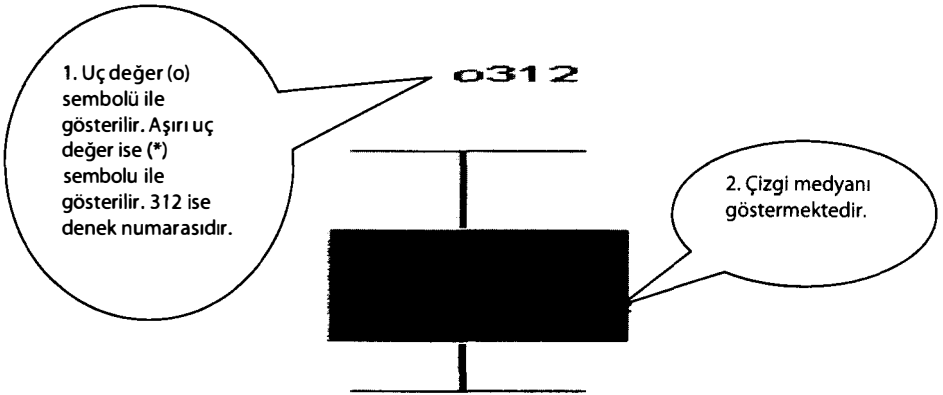
Denek	Kaygı Puanı
1	55
2	48
3	95
4	48
5	51
6	55
7	45
8	53
9	55
10	45



Şekil 1.1. Bir Grup Deneğin Kaygı Ölçeği'nden Almış Oldukları Puanlara İlişkin Histogram

Tek yönlü uç değerler dağılımdaki tüm puanların standart puanlara dönüştürülmesi gibi bazı istatistiksel yöntemler yardımıyla da belirlenebilir. Bu amaçla ham puanlar standart Z puanlarına dönüştürülebilir. Normal dağılım düşünüldüğünde, verilerin %99'u ortalamadan ± 3 standart sapma uzaklıkta yer alacaktır. Dolayısıyla da +3'den büyük ya da -3'den küçük Z değerine sahip denekler uç değer olarak düşünülür. Ancak, geniş örneklemelerde ($n > 100$) birkaç deneğin bu sınırların dışında yer alması mümkündür. Bu durumda Z puanları aralığı ± 4 olarak genişletilebilir. Küçük örneklemelerde ($n < 10$) ise bu kural ± 2.5 olarak kabul edilebilir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Tek yönlü uç değerler kutu grafiği (box plots) yardımıyla da incelenebilir. Kutu grafiğinde kutu içerisinde yer almayan denek değerleri uç değer olarak nitelendirilir. Grafiğin alt çizgisi 25.yüzdeliği, üst çizgisi 75.yüzdeliği gösterir ve ortancayı (50.yüzdelik) tanımlayan yatay bir çizgi ile ikiye bölünen bir şekil sunar. Kutunun üst orta noktasından çıkılan dikey çizgi en yüksek, alt orta noktasından aşağıya doğru çıkan dikey çizgi ise en düşük puana kadar uzanır (Büyükoztürk, 2009).



Şekil 1.2. Tek bir Uç Değer Bulunduğunu Gösteren Kutu Grafiği

Çok yönlü uç değerler, daha önce de değinildiği üzere, iki ya da daha fazla değişkene ilişkin puanların olağan dışı kombinasyonları anlamına gelir. Bireysel Z puanları, bir deneğin tek değişkenli bir uç değere sahip olmadığını gösterebilir, ancak değişkenlerin kombinasyonu açıkça bir deneğin dağılımın geri kalanından ayırabilir. Çok yönlü uç değerlerin çözümü daha zordur ve daha önce söz edilen teknikler kullanılarak belirlenmesi çok güçtür. Ancak Mahalanobis uzaklığı olarak bilinen bir istatistiksel işlemle belirlenebilir (Mertler ve Vannatta, 2005). Mahalanobis uzaklığı, bir deneğin diğer

deneklerin merkezinden (centroid) olan uzaklığını gösterir. Bu merkez nokta, tüm değişkenlerin ortalamalarından oluşturulan bir noktadır (Tabachnick ve Fidell, 1996). Bir diğer deyişle Mahalanobis uzaklığı, bağımsız değişkenin uzayındaki merkezden veya örneklem ortalamasından tek bir veri uzaklığını ölçen bir istatistiktir.

Çok yönlü uç değerler için kabul edilen ölçüt, $p < .001$ düzeyinde manidar Mahalanobis uzaklığı değeridir. Her bir denek için hesaplanan Mahalanobis değeri, kritik ki-kare değeri ile karşılaştırılarak karar verilir. Serbestlik derecesi, analizdeki değişkenin sayısının (K) bir eksiği alınarak hesaplanır (Tabachnick ve Fidell, 1996). Kritik ki-kare değeri, $\alpha = .001$ ve "K-1" serbestlik derecesi için tablodan okunur.

Uç değerler belirlendikten sonra bunların veri girişinde yapılan hatalardan mı, deneğin örneklemin alındığı evrenin bir üyesi olmamasından mı, yoksa deneğin gerçekten örneklemin geri kalan kısmından farklı olmasından mı kaynaklandığı değerlendirilir. Hatalı veri girişinden kaynaklanan uç değerler gerekli kontrollerin yapılması ile kolaylıkla düzeltilebilir; ancak uç değerler diğer nedenlerden kaynaklı ise, nedenin ne olduğunu belirlemek bu kadar kolay olmayacaktır. Bu durumda Stevens (1996) uç değerlerin verilerde yer aldığı ve veri setinden çıkartıldığı durumlar için analizlerin tekrarlanması ve her ikisinin de raporlanmasını önermektedir (Akt. Mertler ve Vannatta, 2005).

1.3.3. Normallik: Tek değişkenli normallik, örnekleme bir değişkene ilişkin gözlemlerin normal dağılım şekli gösterdiği anlamına gelir. Tek değişkenli normalliği değerlendirmenin gerek grafiksel, gerek istatistiksel çeşitli yolları vardır. Basit grafiksel yöntemlerden biri her bir değişken için histogramları, normal eğri de çizdirerek incelemektir. Bu her ne kadar çok basit bir yöntem gibi gözükse de, yine de normallik sayıltısının zorlanıp zorlanmadığı hakkında bir göstergedir. Bir başka popüler grafik türü normal Q-Q grafiğidir. Bu grafikte gözlemler büyüklüklerine göre artan şekilde sıralanır ve beklenen normal dağılım değerlerine karşılık gelecek şekilde grafikleştirilir. Bu grafikte gözlenen değerler (değişkene ilişkin veriler) X ekseninde, beklenen değerler ise Y ekseninde yer alır. Eğer normal dağılım korunuyorsa grafik, köşegenler odağında bir doğru çizgisi şeklinde olur. Değişkenlere ait değerler, noktalar bu doğrudan uzaklaştıkça normalden sapmalar artar. Noktalar doğruya yaklaştıkça, onun hemen üstünde ve altında, yani yakınında toplandıkça normalden sapmaların aşırı olmadığı yorumu yapılır (Mertler ve Vannatta, 2005). Özellikle büyük gruplarda, örneğin 100 ve daha geniş örneklemelerde, grafik yöntemi örneklemden görece bağımsız olduğu için daha sık kullanıldığı görülmektedir.



Tek değişkenli normalliği istatistiksel bazı seçenekleri kullanarak da değerlendirmek mümkündür. Bunlardan biri basıklık ve çarpıklık katsayılarının incelenmesidir. Standart normal dağılımda basıklık ve çarpıklık katsayıları sıfırdır. Bu değerlerin ∓ 1.0 arasında kalması, dağılımın normalden aşırı sapma göstermediğinin bir kanıtı olarak değerlendirilebilir. Bir diğer yöntem ise Kolmogorov-Smirnov gibi çeşitli hipotez testlerini kullanmaktır. Test sonucunun manidar çıkması, dağılımın normal dağılımdan manidar şekilde farklı olduğu anlamına gelir. Bir başka deyişle, söz konusu "dağılımın normal dağılıma eşit" olduğu şeklindeki H_0 hipotezi reddedilir (Mertler ve Vannatta, 2005). Burada araştırmacıların örneklem büyüklüğü arttıkça küçük farkların manidar çıkma olasılığının artma eğilimini unutmamaları gerekir.

Çok değişkenli normallik, örnekleme yer alan gözlemlerin, değişkenlerin tüm kombinasyonları açısından normal dağılım göstermesi anlamına gelmektedir. Tek değişkenli normallikte olduğu gibi, Çok değişkenli normalliği de değerlendirmenin gerek grafiksel, gerek istatistiksel çeşitli yolları vardır. Ayrıca çok değişkenli normallik için, her bir değişkenin tek değişkenli normallik sayıltısını karşılaması gereklidir. Ancak tek değişkenli normallik sayıltısının karşılanması, çok değişkenli normallik sayıltısının karşılanacağını bir garantisi değildir. Çok değişkenli normallik aşağıdaki özellikleri içerir (Mertler ve Vannatta, 2005):

1. Her bir değişken tek başına normal dağılıma sahip olmalıdır (tek değişkenli normallik).
2. Değişkenlerin doğrusal kombinasyonları normal dağılmalıdır.
3. Değişken setlerinin tüm alt setleri (her türlü ikili kombinasyon) çok değişkenli normalliğe sahip olmalıdır (iki değişkenli normallik –bivariate normality).

İki değişkenli normallik, her bir değişken çiftinin saçılma diyagramlarının elips şeklinde olması anlamına gelir. Çok değişkenli normallik incelemelerine öncelikle tüm ikili değişken kombinasyonlarının saçılma diyagramlarının elips şeklinde olup olmadığının değerlendirilmesi ile başlanmalıdır (Mertler ve Vannatta, 2005).

Eğer dağılım normalden saçıyorsa, araştırmacılar dağılımları normale daha yakın hale getirmek için veri dönüştürme (transformasyon) yapmayı düşünmelidir. Veriler dönüştürüldüğünde, diğer tüm sayıltıların karşılandığı görülebilir ve istatistiksel analiz sonuçları daha doğru hale gelir. Araştırmacılar veri dönüştürmenin etik olmayan bir işlem olduğu gibi yanlış düşüncelere kapılmamalıdır. Veri dönüştürme işlemleri, verileri farklı birimlerle yeniden ifade etmekten başka bir şey değildir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Farklı dönüştürme yöntemleri mevcuttur ve bunlar ham verilerin oluşturduğu dağılımların şekline bağlı olarak belirlenir. Örneğin dağılım normalden orta düzeyde sapmışsa öncelikle karekök dönüştürme yöntemi denenmelidir. Dönüştürme işlemleri birçok paket programda kolaylıkla yapılabilmektedir. Tablo 1.4.'de dağılımları normale yaklaştırmak için kullanılabilecek dönüştürme yöntemleri ve SPSS komutları yer almaktadır. Değişkenlere dönüştürme işlemleri uygulandıktan sonra dağılımları normalliği tekrar incelenmelidir ve mutlaka dönüştürme işlemine ilişkin bilgiye araştırma raporlarında yer verilmelidir.

Tablo 1.4. Normal Dağılım Elde Etmek için Yaygın Olarak Kullanılan Veri Dönüştürme (Transformasyon) İşlemleri

Orjinal Dağılımın Şekli	Dönüştürme Türü	SPSS Compute Komutları
Orta düzeyde (Moderate) pozitif çarpık	Karekök	$NEWX = \sqrt{X}$
Yüksek düzeyde pozitif çarpık	Logaritma	$NEWX = \lg_{10}(X)$
Değer < 0	Logaritma	$NEWX = \lg_{10}(X+a)^a$
Aşırı pozitif çarpık	Ters Çevirme (Inverse)	$NEWX = 1/X$
Değer < 0	Ters Çevirme (Inverse)	$NEWX = 1/(X+a)$
Orta düzeyde (Moderate) negatif çarpık	Yansıtma (Reflect) & Karekök	$NEWX = \sqrt{b-X}^b$
Yüksek düzeyde negatif çarpık	Yansıtma (Reflect) & Logaritma	$NEWX = \lg_{10}(b-X)^b$
Aşırı negatif çarpık	Yansıtma (Reflect) & Ters Çevirme (Inverse)	$NEWX = 1/(b-X)^b$

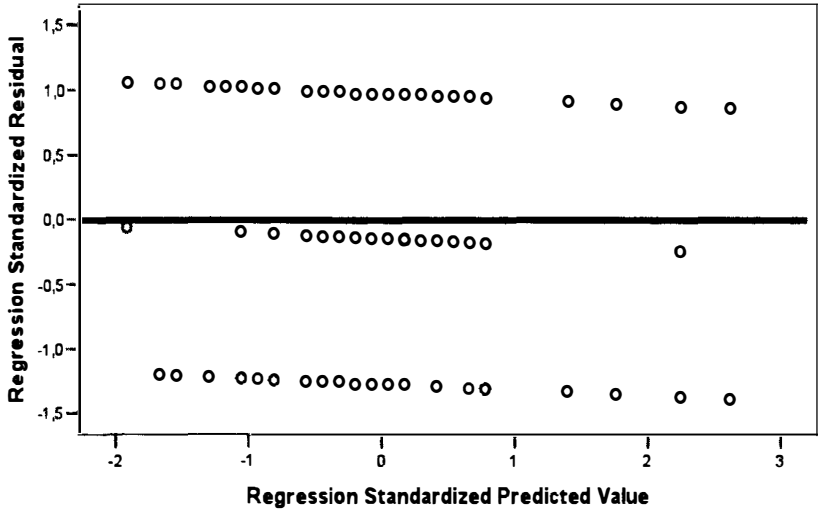
^aa= En küçük değeri en az 1 yapmak için, her puana bir sabit eklenir.

^bb= En küçük değer 1'e eşit olması için her puandan bir sabit çıkartılır.

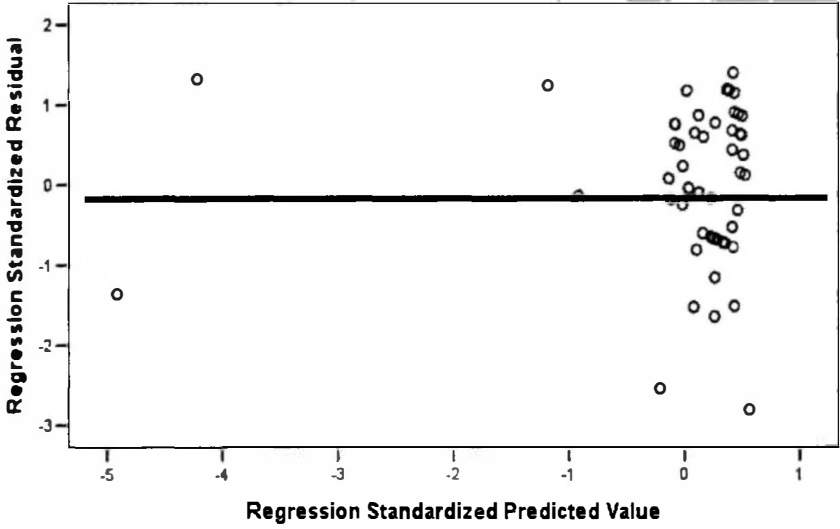
Kaynak: Mertler ve Vannatta (2005).

1.3.4. Doğrusallık: Doğrusallık, iki değişken arasında bir doğru ile özetlenebilen bir ilişki olduğu anlamına gelir. Doğrusallık sayıltısı çok değişkenli analizler açısından önemli bir sayıltıdır; çünkü çok değişkenli analiz teknikleri değişkenlerin doğrusal kombinasyonları temeline dayanır. Pearson korelasyon gibi bazı yöntemler sadece değişkenler arasındaki doğrusal ilişkileri yakalayabilir; değişkenler arasındaki güçlü doğrusal olmayan ilişkilerin gözden kaçmasına neden olurlar (Tabachnick ve Fidell, 1996).

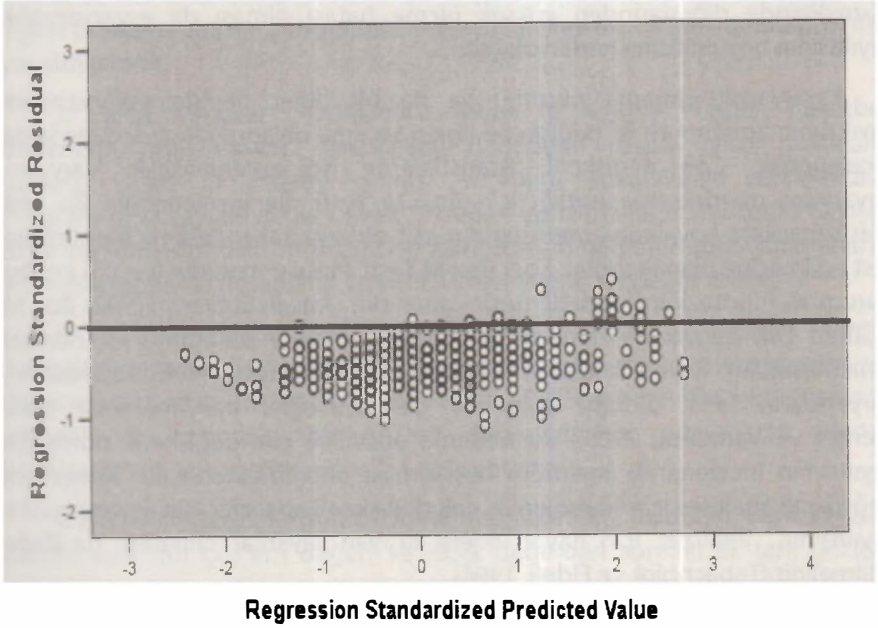
Doğrusallık sayıltısı iki yöntemle incelenebilir. Bunlardan biri regresyon analizidir. Regresyon analizindeki artık grafiği (residuals plots) doğrusal olmayan ilişkileri de gözlemeye olanak sağlar. Artıklar, çok değişkenli analizlerce açıklanamayan puan oranlarıdır. Bir başka deyişle, artıklar yordama hatalarıdır; bir değişkene ilişkin elde edilen değerler ile yordanan değerler arasındaki farktır. Standardize edilmiş artık değerlerin yordanan değerlere karşı oluşturulan grafiğinde doğrusallığın bozulması, noktaların eğrisel bir örüntü oluşturması ile görülebilir. Bir başka deyişle, grafikte artıklar bazı yordanan değerler için çizginin altında, diğer bazı yordanan değerler için ise çizginin üstünde yer alıyorsa doğrusallığın bozulması (eğrisellik) düşünülmelidir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Eğer doğrusallık sayıltısı karşılanıyorsa, noktalar sıfır çizgisi etrafında kümelenenecektir. Şekil 1.3.a. ve 1.3.b.'de doğrusal olmayan ilişki görülmektedir.



Şekil 1.3.a. Doğrusal Olmayan İlişki: Standardize Edilmiş Artık Değerler



Şekil 1.3.b. Doğrusal Olmayan İlişki: Standardize Edilmiş Artık Değerler



Şekil 1.4. Doğrusal İlişki: Standardize Edilmiş Artık Değerler



1.3.5. Eşvaryanslılık (Homojenlik): Eşvaryanslılık, bir sürekli değişkendeki puanlarda gözlenen değişimin, diğer değişkene ilişkin puanlarda da benzer şekilde gözlenmesidir. Bu sayıltı tek değişkenli analizlerde varyansların homojenliği olarak anılmaktadır. Tek değişkenli durumlarda homojenlik Levene Testi ile değerlendirilir. Bu istatistik, örneklemin aynı varyansa sahip bir evrenden geldiğini ifade eder. Eğer Levene Testi sonucu manidar ($p < .05$) ise, bu varyansların eşit olduğu şeklindeki H_0 hipotezinin reddedilmesi anlamına gelir. Bu durumda varyanslar arasındaki fark manidar; bir diğer deyişle eşit değildir. Eşvaryanslılık sayıltısının, Levene testi ile hesaplanan F değerinin manidar çıkmaması ($p > .05$) ile karşılanacağı açıktır.

Eşvaryanslılık normallik sayıltısı ile ilişkilidir; çünkü eğer çok değişkenli normallik sayıltısı karşılanırsa, bu durum iki değişkenin eş varyanslı olmasını gerektirir (Tabachnick ve Fidell, 1996). İki değişken arasında eşvaryanslılığın sağlanamıyor olması ya değişkenlerden birinin normallik sayıltısını karşılamakla ilgili bir sorunu olduğunu ya da değişkenlerden birinin diğer değişkenin dönüştürülmüş şekli ile bir dereceye kadar ilişkili olduğu anlamına gelebilir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Ayrıca bağımsız değişkenin bazı düzeylerinde diğerlerinden yüksek ölçme hatası olması da eşvaryanslılık sayıltısının bozulmasına neden olabilir.

Eşvaryanslı olmama durumu ya da bir diğer deyişle eşvaryanslılık sayıltısının zorlanması iki değişkene ilişkin saçılma diyagramları yardımıyla da incelenebilir. Çok değişkenli istatistiklerde ise eşvaryanslılık "varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği için Box M Testi" ile incelenebilir. Bu test araştırmacılara kovaryans matrislerinin eşit olduğu şeklindeki H_0 hipotezinin test edilmesine olanak sağlar. Eğer Box M Testi sonucu manidar ($p < .05$) ise, bu durum H_0 hipotezinin reddedilmesini gerektirir. Ancak Stevens (1992) Box M testinin çok değişkenli normalliğe fazlasıyla duyarlı olduğunu ve normal olmamasından kaynaklı olarak eşvaryanslılık sayıltısının reddedilmesinin, varyansların farklı olduğu anlamına gelmeyeceğini belirtmektedir (Akt. Mertler ve Vannatta, 2005). Bu nedenle öncelikle çok değişkenli normallik sayıltısının incelenerek analizlere başlanması önerilmektedir. Ek olarak tek değişkenli analizler için homojenlik, çok değişkenli analizler için eşvaryanslılık sayıltısının analizler için hayati önem taşıyan sayıltılar olmadığı da ifade edilmelidir (Tabachnick ve Fidell, 1996).



1.4. Verilerin Çok Değişkenli Analizler için Hazırlanması ve Sayıtların İncelenmesine Yönelik SPSS İşlemleri

Tablo 1.5. ve 1.6.'da verilerin analize hazırlanması ve sayıtlı testleri için yapılacak işlemler, verilerin gruplanmış ve gruplanmamış olmasına göre ayrı ayrı özetlenmektedir. Ancak kitabın amacı gereği, burada gruplanmış veriler için çok değişkenli analizlere verilerin hazırlanması ve sayıtların test edilmesine yönelik işlemlere daha ayrıntılı yer verilecektir.

1.4.1. Kayıp Değerler: Her bir değişken için öncelikle kayıp değerlerin incelenmesi gerekir. Ek-I ve II'de yer alan Tablo 1.5. ve 1.6.'da kayıp değerlere ilişkin sunulan bilgiler ve SPSS adımları incelenebilir. Burada yalnızca yaklaşık değer atama (imputation) işlemlerin nasıl yapılacağı örneklendirilmeye çalışılmıştır.

SPSS paket programında kayıp değerler için yaklaşık değer atamanın beş farklı seçeneği bulunmaktadır ve bu çalışma kapsamında da ele alınan yaklaşık değer atama yöntemleri bu beş seçenek ile sınırlandırılmıştır. Bu yöntemler kısaca şöyle özetlenebilir (Mertler ve Vannatta, 2005):

1. Seriler Ortalaması (Series Mean): Tüm deneklerin belirli bir değişkene ilişkin ortalamasıdır ve programda varsayılan / kurulu değer (default) olarak yer almaktadır.

2. Yakın Noktaların Ortalaması (Mean of Nearby Points): Yakındaki değerlerin ortalamasıdır. Çevreleyen değerlerin sayısı, yakın noktaların uzaklığı (span of nearby points) seçeneği kullanılarak belirlenebilir. Programda varsayılan değer olarak "2 değer" yer almaktadır. Bir başka deyişle, eksik verilerin altındaki ve üstündeki tam gözlem değerlerinden yararlanarak aritmetik ortalama hesaplanır ve eksik veriler yerine bu değer atanır.

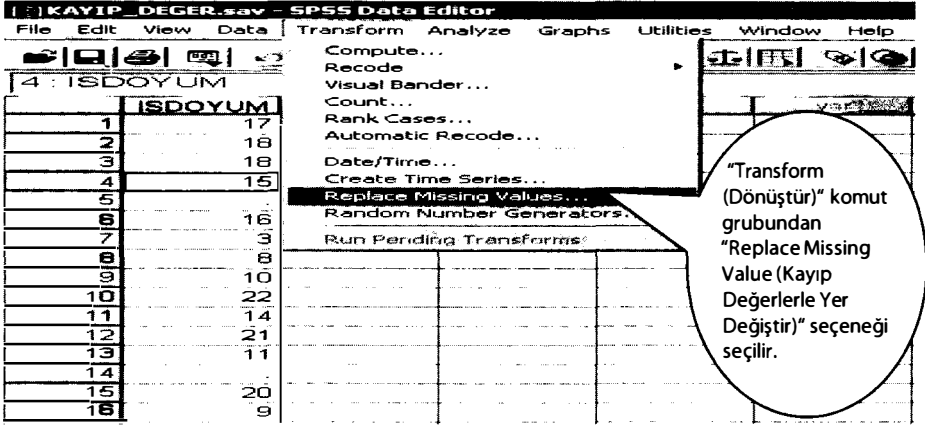
3. Yakın Noktaların Medyanı / Ortancası (Median of Nearby Points): Yakındaki değerlerin ortancasıdır. Çevreleyen değerlerin sayısının kaç olacağı da yine araştırmacı tarafından belirlenebilir. Bir başka deyişle, eksik verilerin altındaki ve üstündeki tam gözlem değerlerinden yararlanarak ortanca hesaplanır ve eksik veriler yerine bu değer atanır.

4. Doğrusal Değer Kestirimi (Linear Interpolation): Bu değer, eksik veriden önceki son tam gözlem değeri ve eksik değerden sonraki ilk tam gözlem değerinin, eksik verilerin yerine atanmasıdır. Eğer serideki ilk gözlem ve son gözlem eksik ise, kayıp değerin yerine herhangi bir değer atanamaz.

5. Noktanın Doğrusal Eğimi (Linear Trend of Point): Değer, mevcut yapının (örneğin değerler ilk denekten, son deneğe doğru yükselme eğilimi gösteriyorsa) sergilediği eğilim (trend) ile uyumlu ya da tutarlı olarak

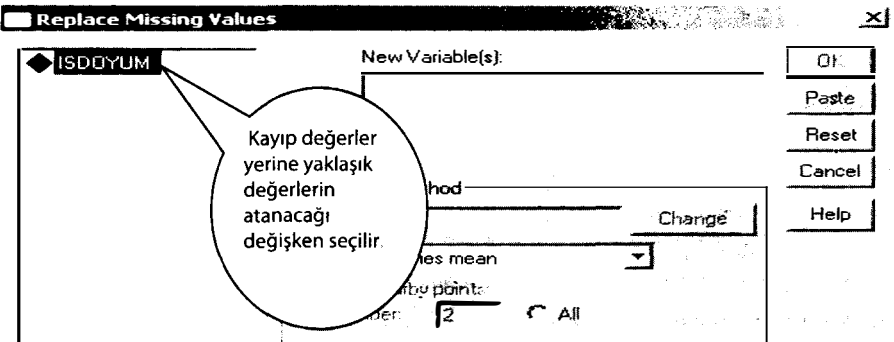
belirlenir. Mevcut serilerin 1'den n'e kadar ölçeklendirildiği bir indeks değişkeninde eksik veriler öngörülen değerlerine yerleştirilir.

Öncelikle "Transform" komut grubu içerisinde "Replace Missing Value (Kayıp Değerlerle Yer Değiştir)" penceresi Şekil 1.5.'de gösterildiği gibi açılır.



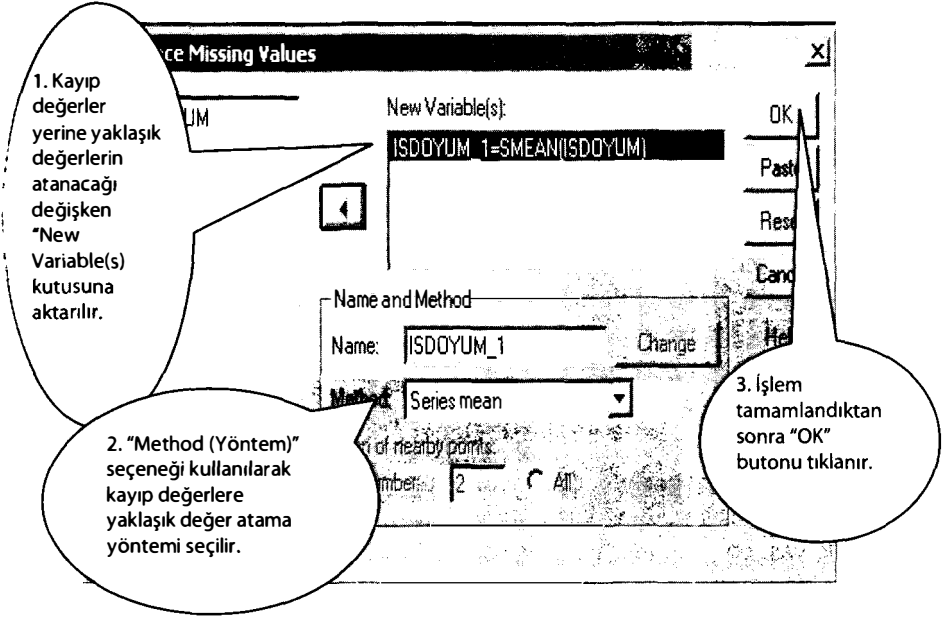
Şekil 1.5. Kayıp Değerlere Yaklaşık Değer Atama Penceresinin Açılması

Şekil 1.5.'deki işlemin gerçekleştirilmesinin ardından, açılan pencerede kayıp değerlere yeni değerlerin atanacağı değişken Şekil 1.6.'da görüldüğü gibi değişken/ler seçilir.



Şekil 1.6. Kayıp Değerlere Yaklaşık Değer Atanacak Değişkenin Seçilmesi

Kayıp değerlere yeni değerlerin atanacağı değişken Şekil 1.7.'de görüldüğü gibi "New Variable (Yeni Değişken/ler)" kutusuna aktarılır.



Şekil 1.7. Kayıp Değerlere Yaklaşık Değer Atanacak Değişkenin Yeni Değişken Kutusuna Aktarımı

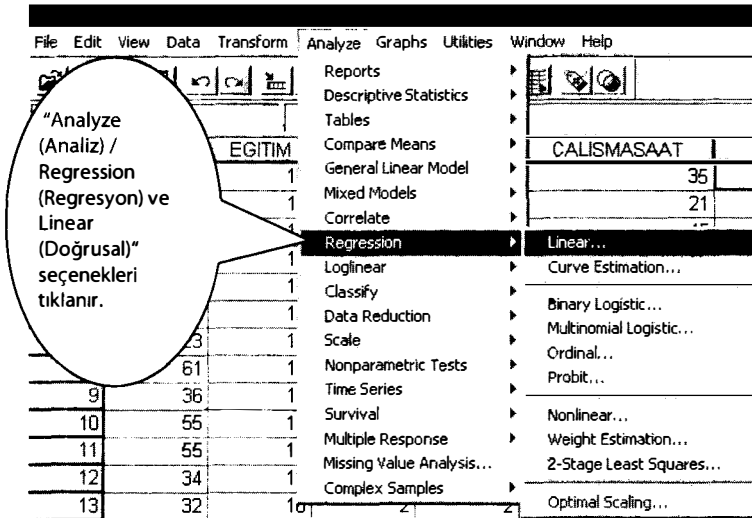
İşlem tamamlandıktan sonra, Şekil 1.8.'de görüldüğü gibi yeni bir değişken üretilir ve bu değişken veri dosyasının sonunda yer alır. Kayıp değerlerin olduğu değişken ISDOYUM isimli değişkendir. Yeni üretilen değişken ise, aynı isimle ancak sonuna 1 eklenerek ISDOYUM_1 şeklinde isimlendirilmiştir. Bu yeni üretilen değişkende görüldüğü üzere kayıp değer bulunmamaktadır.

	ISDOYUM	ISDOYUM_1
1	17	17,0
2	18	18,0
3	18	18,0
4	15	15,0
5	.	14,7
6	16	16,0
7	3	3,0
8	8	8,0
9	10	10,0
10	22	22,0
11	14	14,0
12	21	21,0
13	11	11,0
14	.	14,7
15	20	20,0
16	9	9,0
17	19	19,0
18	16	16,0

Şekil 1.8. Kayıp Değerlere Yaklaşık Değer Atanarak Üretilmiş Yeni Değişken

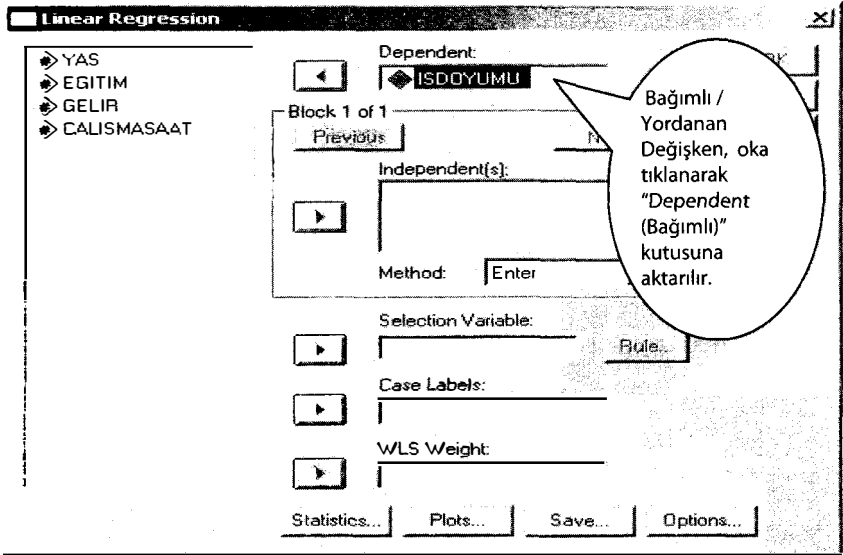
1.4.2. Uç Değerler: Çok yönlü uç değerler Regresyon içerisindeki Mahalanobis Uzaklıkları kullanılarak incelenir. İş doyumu değişkeninin bağımlı, yaş, eğitim, gelir ve çalışma saati değişkenlerinin bağımsız değişken olduğu bir örnek için uç değerleri inceleyelim.

Mahalanobis uzaklıklarının hesaplanması için regresyon analizi penceresi Şekil 1.9.'da görüldüğü gibi açılır.



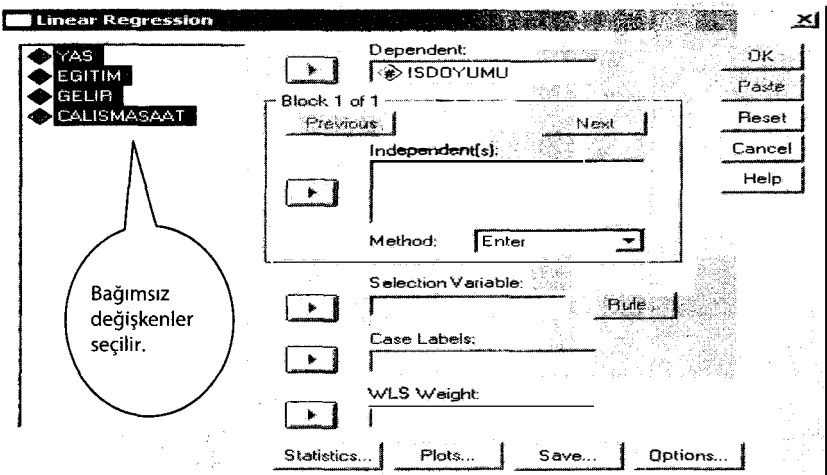
Şekil 1.9. Mahalanobis Uzaklıklarının Hesaplanması için Regresyon Analizi Penceresinin Açılması

Regresyon analizi penceresinin açılmasının ardından iş doyumu bağımlı değişkeni "Dependent (Bağımlı)" kutusuna aktarılır.



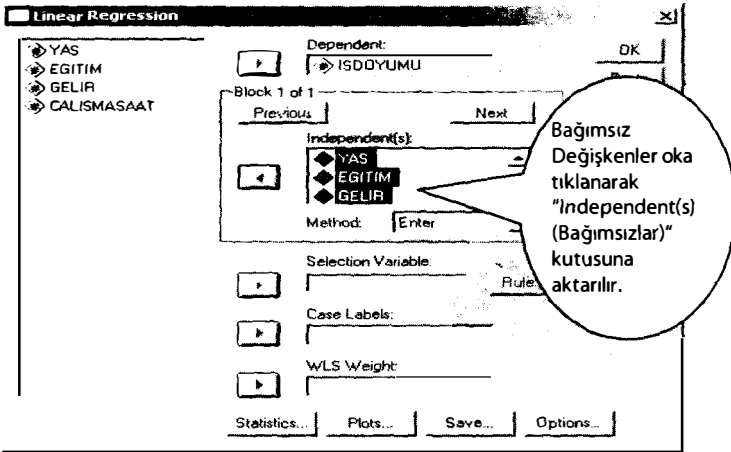
Şekil 1.10. Bağımlı Değişkenin Seçilmesi ve Aktarılması

Bağımlı değişkenin "Dependent (Bağımlı)" kutusuna aktarılmasından sonra bağımsız değişkenler Şekil 1.11.'de görüldüğü gibi seçilir.



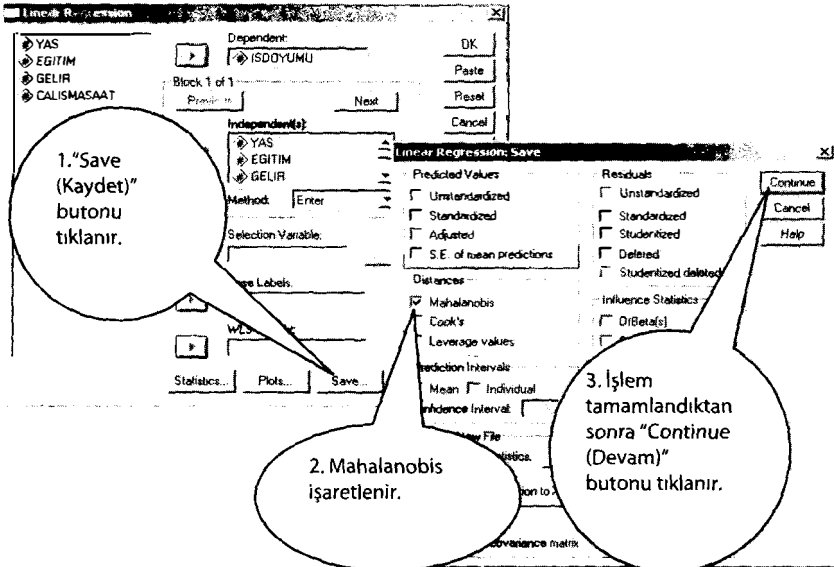
Şekil 1.11. Bağımsız Değişkenlerin Seçilmesi

Bağımsız değişkenler Şekil 1.12.'de görüldüğü gibi "Independent(s) (Bağımsızlar)" kutusuna aktarılır.



Şekil 1.12. Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması

Şekil 1.12.'de görüldüğü gibi, bağımsız değişkenlerin aktarılmasının ardından Şekil 1.13.'de görüldüğü gibi, "Save (Kaydet)" butonu tıklanarak "Distances (Uzaklıklar)" komut grubu altında yer alan "Mahalanobis" seçeneği işaretlenir.



Şekil 1.13. Save Butonu İçerisinden Mahalanobis Uzaklıklarının İşaretlenmesi

Save botuna içerisinde yapılan işaretleme sonrasında yeni bir değişken üretildiği ve MAH_1 adı ile veri dosyasının sonunda yer aldığı görülür. Bu yeni değişken Mahalanobis uzaklıklarından oluşur.

Analyze Graphs Utilities Window Help

File Edit View Options Database Window Help

IDDOYUMU	GELIR	CALISMASAAT	MAH 1
2	3	35	2,73182
2	3	21	6,41922
1	3		,66186
1	3		3,27712
1	4		3,88166
2	2		5,04448
2	3		4,24907
2	1		6,71072
2	1	37	2,54181
2	4	40	3,25606
2	4	38	3,84468
2	4	55	2,67206
2	2	32	3,17891
2	2	80	11,21263
2	4	50	1,73731
2	2	40	3,64932
2	3	50	1,72864

Mahalanobis Uzaklıkları

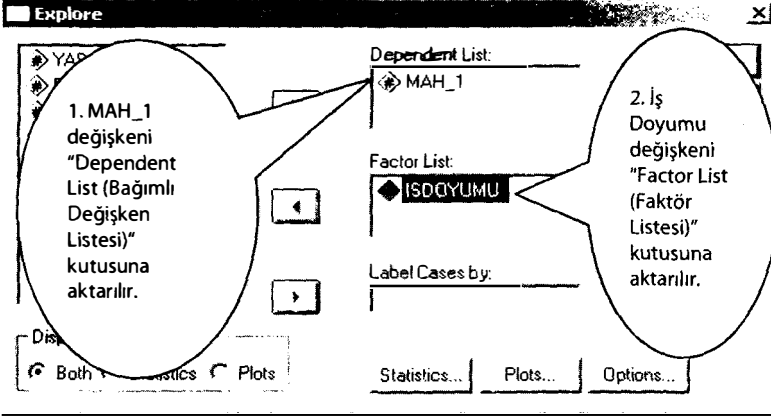
Şekil 1.14. Veri Dosyasında Hesaplanan Mahalanobis Uzaklıklarının Görünümü

Mahalanobis uzaklıklarının elde edilmesinin ardından uç değerlerin saptanması için "Analyze (Analiz)" komut grubu içerisinde "Descriptive Statistics (Betimsel İstatistikler)" ve "Explore (İnceleme)" komutu seçilir.

[illegible]

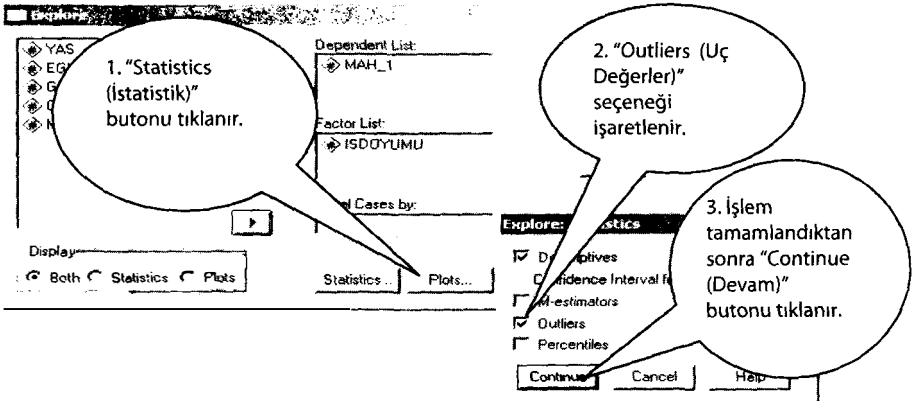
Şekil 1.15. Explore Penceresinin Açılması

Explore penceresinin açılmasının ardından Şekil 1.16.'da görüldüğü gibi, MAH_1 değişkeni "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)", İş doyumu değişkeni ise "Factor List (Faktör Listesi)" kutusuna aktarılır.



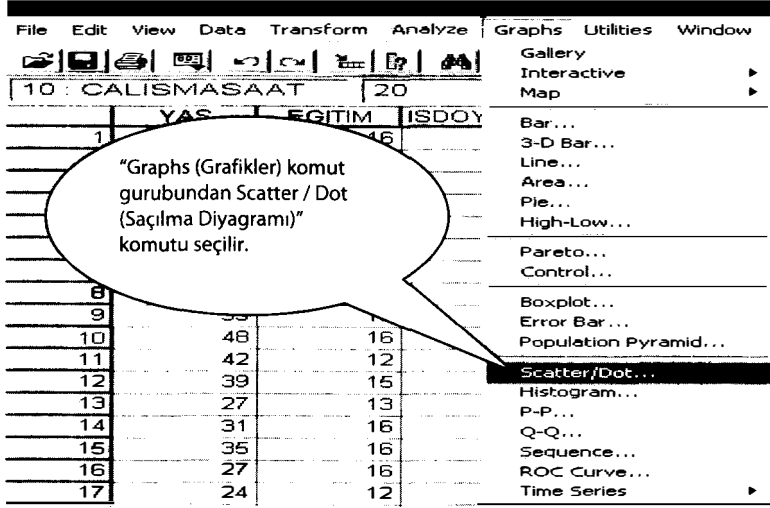
Şekil 1.16. Bağımlı ve Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması

Ardından Şekil 1.17.'de görüldüğü gibi, "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır ve Outliers (Uç Değerler) işaretlenir.



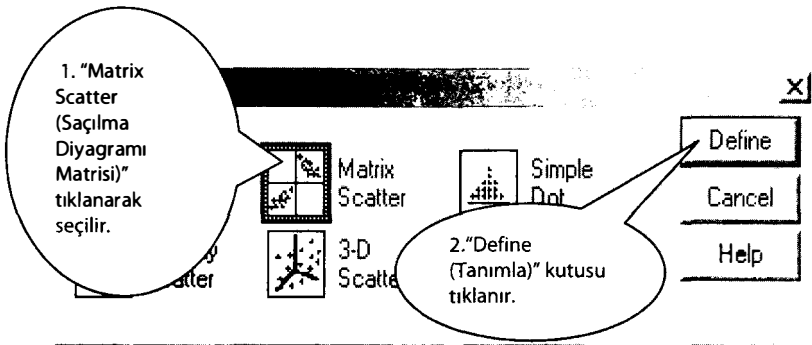
Şekil 1.17. İstatistik Butonu İçerisinden Uç Değerler Seçeneğinin İşaretlenmesi

File (Verileri Böl)" seçeneğini kullanarak ikiye bölelim ve iş doyumu yüksek olan grupta ve düşük olan grupta ayrı ayrı inceleyelim. Saçılma Diyagramı penceresi Şekil 1.19.'da görüldüğü gibi açılır.



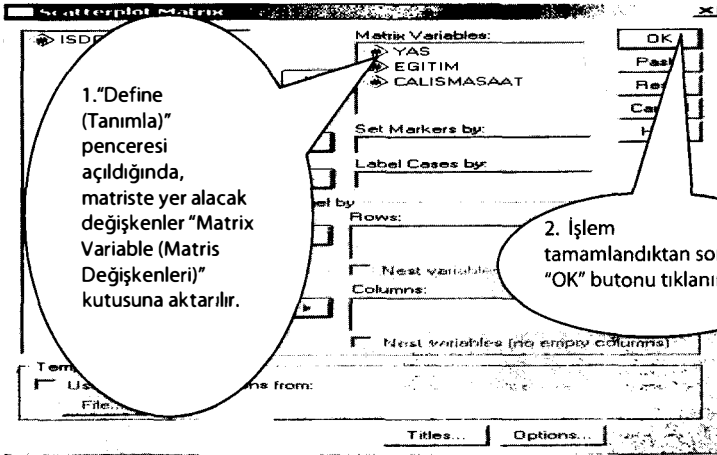
Şekil 1.19. Saçılma Diyagramı Penceresinin Açılması

Saçılma Diyagramı penceresinin açılmasından sonra, Şekil 1.20.'de "Matrix Scatter (Saçılma Diyagramı Matrisi)" seçilir. Burada daha önce de değinildiği gibi basit bir saçılma diyagramı değil, diyagramlardan oluşan matris oluşturulması istenmektedir. Ardından diyagramda yer alacak değişkenlerin tanımlanması için "Define (Tanımla)" butonu tıklanır.



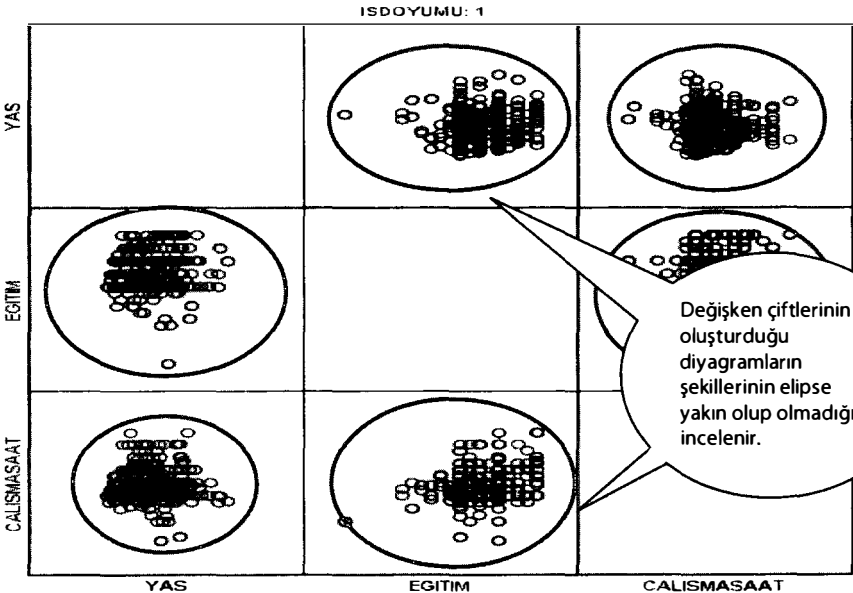
Şekil 1.20. Saçılma Diyagramı Matrisinin Seçilmesi

"Define (Tanımla)" butonu tıklandıktan sonra diyagramda yer alacak değişkenler "Matrix Variables (Matris Değişkenleri)" kutusuna aktarılır.

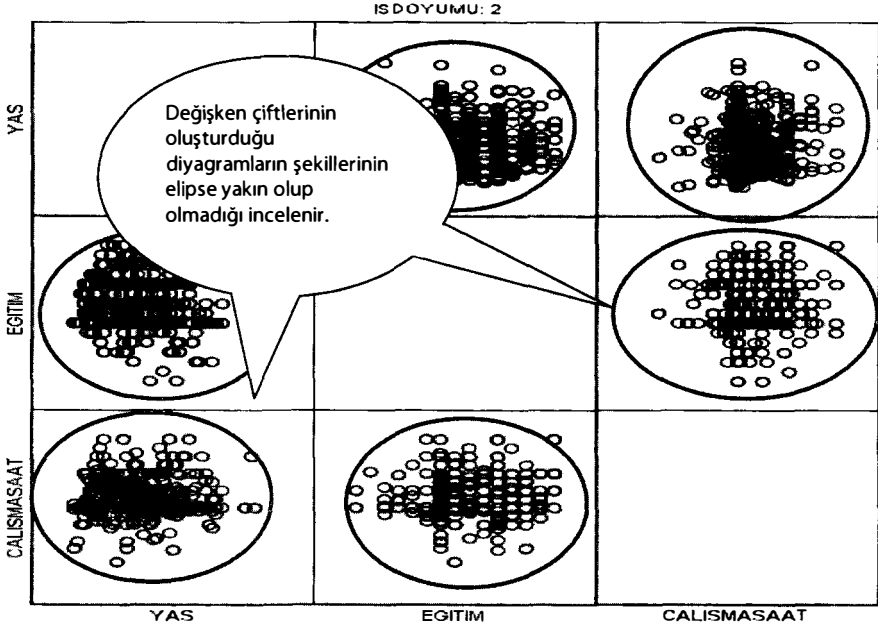


Şekil 1.21. Matriste Yer Alacak Değişkenlerin Aktarımı

İşlemlerin tamamlanmasının ardından Şekil 1.22.a. ve 1.22.b.'de görülen SPSS çıktısı elde edilir. Bu çıktıda matriste yer alan diyagramların şekilleri incelenerek karara varılır.

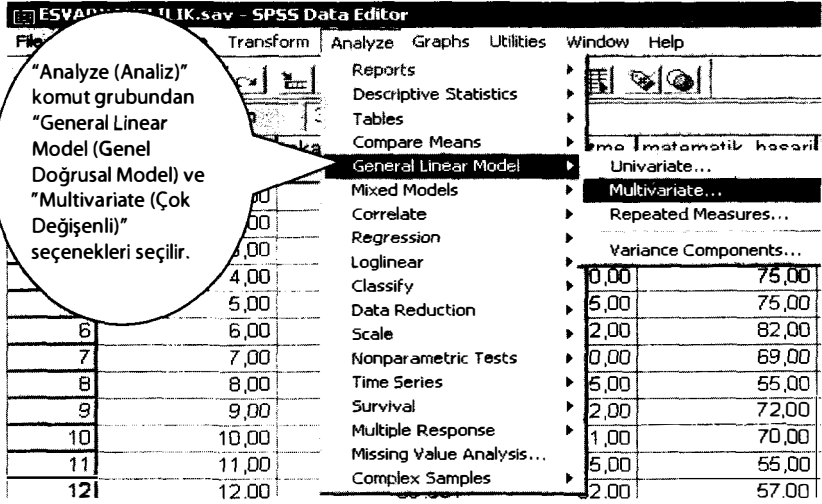


Şekil 1.22.a. İş Doyumu Yüksek Olan Grup İçin Saçılma Diyagramı Matrisi



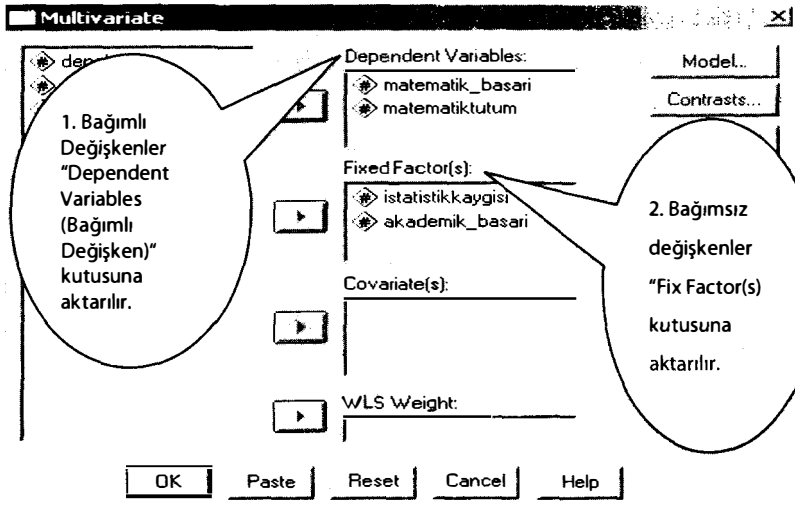
Şekil 1.22.b. İş Doymu Düşük Olan Grup İçin Saçılma Diyagramı Matrisi

1.4.3.2. Eşvaryanslılık (Homojenlik Testi): Varyans-kovaryans matrislerinin homojenlik testi oldukça muhafazakâr bir test olduğundan, .05'ten çok .025 ya da .01 gibi daha katı manidarlık düzeyleri kullanılır (Mertler ve Vannatta, 2005). Box M Testi sonucu değerlendirilirken benimsenen manidarlık düzeyini aşan değerler, varyans-kovaryans matrislerinin homojen olduğunu ifade eder. Matematik başarısı ve matematik tutumu değişkenlerinin bağımlı, istatistik kaygısı ve akademik başarı değişkenlerinin bağımsız değişkenler olduğu bir örnek için eşvaryanslılık sayıltısını inceleyelim. Öncelikle Şekil 1.23.'de görüldüğü gibi Çok Değişkenli ANOVA penceresi açılır.



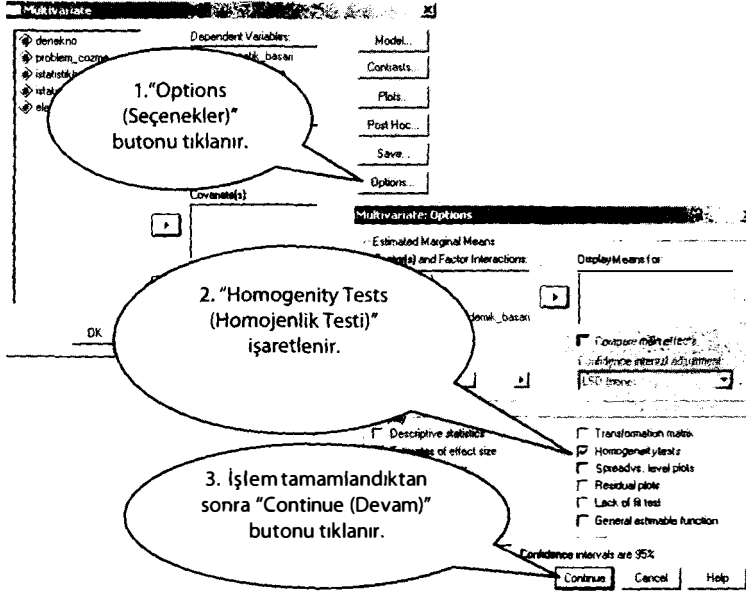
Şekil 1.23. Eşvaryanslılık Sayılıştısının İncelenmesi İçin Çok Değişkenli ANOVA Penceresinin Açılması

Ardından Şekil 1.24.'de görüldüğü gibi bağımlı değişkenler "Dependent Variable (bağımlı Değişken)", bağımsız değişkenler ise Fix Factor(s) kutusuna aktarılır.



Şekil 1.24. Bağımlı ve Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması

Bağımlı ve bağımsız değişkenlerin aktarımının ardından, Şekil 1.25.'de görüldüğü gibi "Options (Seçenekler)" butonu tıklanır ve "Homogeneity Tests (Homojenlik Testleri)" işaretlenir.



Şekil 1.25. Options (Seçenekler) İçerisinden Homojenlik Testinin Seçilmesi

İşlemlerin tamamlanmasının ardından Şekil 1.26.'da görülen SPSS çıktısı elde edilir. Box M Testi sonucunun manidar olup olmamasına göre varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği hakkında karara varılır.

Box's Test of Equality of Covariance Matrices^a

Box's M	53,348
F	1,901
df1	18
df2	758,569
Sig.	,013

Tests the null hypothesis that the observed covariance matrices of the dependent variables are equal across groups.

a. Design: Intercept+istatistikkaygisi+akademik_basari+istatistikkaygisi * akademik_basari

Şekil 1.26. Box M Testi Sonucuna İlişkin SPSS Çıktısı

Box M Testi sonucunun manidar olması, ($p < .025$) varyans-kovaryans matrislerinin homojen olmadığını göstermektedir.

1.4.4. Çoklu Bağlantı Problemi

Bağımsız değişkenler arasında güçlü ilişkilerin olmasına bağlantı (collinearity) veya çoklu bağlantı (multicollinearity) adı verilmektedir. Çoklu doğrusal bağlantı, değişkenler arasındaki korelasyonların ($r > .90$ ve üzeri gibi) yüksek olması durumunda ortaya çıkmaktadır. Eğer analize giren değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi varsa, bu soruna kaynaklık eden değişkenlerden bir ya da daha fazla değişkenin modelden çıkartılması önerilen yollardan biridir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Bu tür durumlarda veri deseninden hangi değişken ya da değişkenlerin çıkartılacağına karar vermede bağlantı durumuna işaret eden ve ileride açıklanacak olan VIF, CI ve durum indeksleri dikkate alınır. Çoklu doğrusal bağlantı, değişkenlerin özgün katkılarının ya da etkilerinin ayırt edilmesini güçleştirir; potansiyel bir problem kaynağı olarak yanlış yorumlamalara ve sonuç çıkartmalara yol açabilir. Çoklu doğrusal bağlantının saptanması için kullanılan bazı yöntemler şunlardır:

1. Değişkenler arasındaki basit (ikili) korelasyonların incelenmesi: Yaygın bir anlayışla, .00 ile .30 arasındaki korelasyonlar "düşük"; .31 ile .70 arasındaki korelasyonların "orta"; .71 ve üzeri korelasyon katsayıları "yüksek" ilişkinin göstergesi olarak yorumlanabilmektedir (Büyüköztürk, 2009). Bu nedenle yüksek ilişkinin olduğu durumlarda dikkatli olunmalıdır. Daha önce de ifade edildiği üzere özellikle $r > .90$ düzeyinde çoklu bağlantı probleminin işaretidir.

2. Çoklu regresyon modeline yeni bağımsız değişkenler ilave edildiğinde, R^2 'deki değişimlerin incelenmesi: R^2 'de önemli bir gelişme sağlanamazsa, çoklu doğrusal bağlantı problemi ortaya çıkmış olabilir (Albayrak, 2005).

3. Kısmi korelasyon katsayılarının incelenmesi: İki değişken arasındaki basit korelasyon katsayısı manidar, buna karşılık kısmi korelasyon katsayısı manidar değilse, bu durum çoklu doğrusal bağlantı problemi için bir işaret olabilir. Ancak, kısmi korelasyon yaklaşımı her zaman etkili olmamaktadır. Bir başka deyişle, kısmi korelasyon katsayılarının yüksek olması durumunda bile çoklu doğrusal bağlantı problemi olabilmektedir (Albayrak, 2005).

4. Varyans artış faktörlerinin ($VIF = \text{Variance Inflation Factor}$) incelenmesi: Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında ilişki yoksa $R^2 = 0$ olacağından, $VIF = 1$ olur [$VIF = 1/(1 - R^2) = 1/(1 - 0) = 1$]. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında mükemmel bir ilişki varsa, $R^2 = 1$ olacağından, $VIF = \infty$ olur [$VIF = 1/(1 - R^2) = 1/(1 - 1) = \infty$]. $R^2 = .90$ ise, $VIF = 10$ olur [$VIF = 1/(1 - 0.9) = 10$]. Webster (1992: 683-684) genel bir kural olarak VIF 'in 10'a eşit veya daha

büyük ($VIF \geq 10$) olması durumunda, çoklu doğrusal bağlantı probleminin söz konusu olacağını vurgulamaktadır (Akt. Albayrak, 2005).

5. *Bağımsız değişkenler için tolerans değerlerinin (TV=Tolerance Value) hesaplanması:* Tolerans değeri = $1 - R^2$ 'dir. Böylece daha küçük tolerans, daha büyük VIF değeri demektir. Alanyazında tolerans değerlerinin .10'dan büyük olması durumunda, değişkenler arası çoklu bağlantı probleminin olmadığına işaret edilmektedir (Field, 2005; Mertler ve Vannatta, 2005).

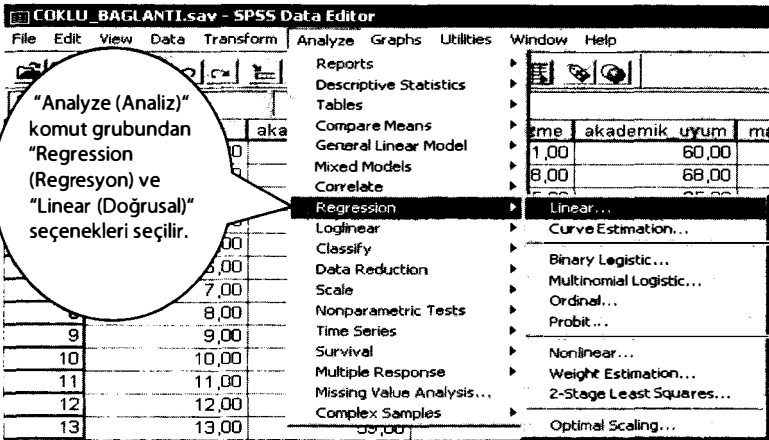
6. *Koşul Sayısı (CN = Condition Number) veya durum (koşul) indeksinin (CI = Condition Index) hesaplanması:*

$$CN = [\text{Maksimum Özdeğer} / \text{Minimum Özdeğer}]$$

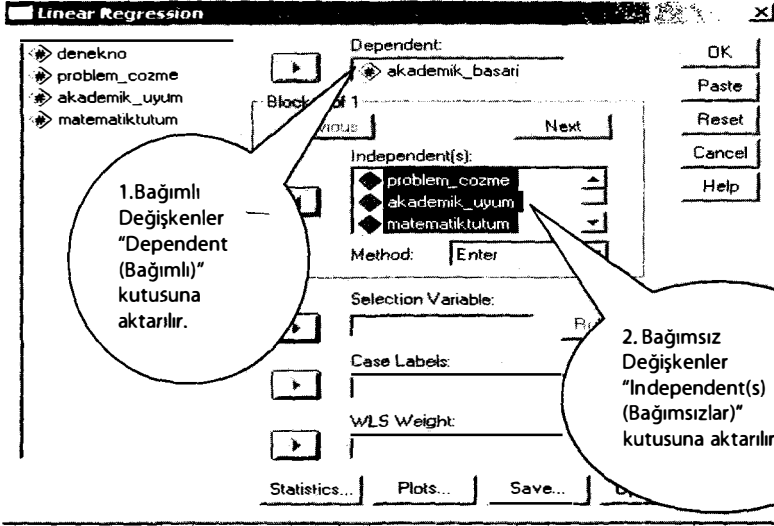
$CI = [\text{Maksimum Özdeğer} / \text{Minimum Özdeğer}]^{1/2}$ formülleri kullanılarak hesaplanır.

Gujarati (1995), CI değerinin 10 ile 30 (CN değeri 100 ile 1000) arasında olmasının "orta düzeyde", 30'dan (veya 1000'den) büyük olmasının ise "yüksek düzeyde" çoklu doğrusal bağlantı probleminin göstergesi olduğunu belirtmektedir (Akt.Albayrak, 2005).

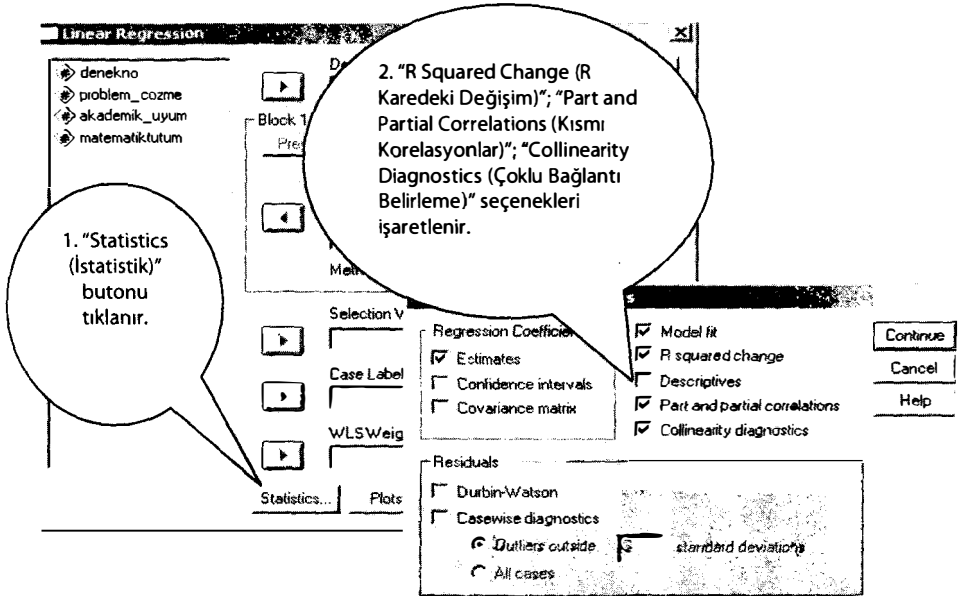
Akademik başarının yordanan (bağımlı), problem çözme, akademik uyum ve matematik başarısı değişkenlerinin yordayıcı (bağımsız) değişken olduğu bir örnek için çoklu bağlantı sorununu inceleyelim. Öncelikle Şekil 1.27.'de görüldüğü gibi, regresyon analizi penceresinin açılması gerekir.



Şekil 1.27. Çoklu Bağlantı Sorununun İncelenmesi için Regresyon Analizi Penceresinin Açılması



Şekil 1.28. Bağımlı ve Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması



Şekil 1.29. İstatistik Butonu İçerisinden Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1	(Constant)	27,874	8,131		4,513	,000					
	problem_cozme	,190	,089	,257	2,781	,007	,377	,271	,239	,883	1,159
	akademik_uyum	,145	,078	,170	1,857	,086	,252	,186	,161	,893	1,120
	matematik_kutlumu	,514	,128	,351	3,979	,000	,388	,378	,345	,962	1,040

a. Dependent Variable: akademik_basari

Collinearity Diagnostics^a

Model	Dimension	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions			
				(Constant)	problem_cozme	akademik_uyum	matematik_kutlumu
1	1	3,938	1,000	,00	,00	,00	,00
	2	,036	10,488	,01	,06	,10	,83
	3	,017	15,083	,05	,92	,28	,00
	4	,009	21,208	,94	,02	,62	,17

a. Dependent Variable: akademik_basari

Analiz çıktıları incelendiğinde, VIF değerlerinin 10'dan oldukça küçük, CI değerlerinin 30'dan küçük ve tolerans değerlerinin de oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Bu durumda bağımsız değişkenler arasında bağlantı sorunu olmadığı ifade edilebilir.

Sonuç olarak çeşitli amaçlarla toplanan verileri kayıp değer, uç değer gibi gereklilikler ve normallik, doğrusallık, homojenlik gibi sayıltılar açısından incelemek, istatistiksel analizlerden önce yapılması gereken önemli işlemlerdir. Eğer bu işlemler gerçekleştirilmeden istatistiksel analizler uygulanırsa, hatalı sonuçlar elde edilme olasılığı yüksektir.

Bu kitapta yer alan analiz tekniklerinin tanıtımında, her bölümde ilgili tekniğin sayıltılarının ve diğer gerekliliklerinin neler olduğuna değinilmektedir. Dolayısıyla, söz konusu bölümlerde ilgili başlıklar altında yer alan bilgiler dikkatle incelenmeli ve bu gereklerin nasıl sağlanacağına ilişkin adımlar için de bu bölümden yararlanılmalıdır.

EK – I

Tablo 1.5. Analizler için Gruplanmış Verilerin Hazırlanmasına Yönelik İşlemler (Analiz Öncesi İşlemler)

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
KAYIP DEĞER Her bir değişken için kayıp değerler incelenir.	*Kategorik değişkenler için "Frequency (Frekans)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Frequency 2. Bağımsız değişkenler "Variables (Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. OK *Nicel Değişkenler için "Descriptives (Betimseller)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Descriptives 2. Bağımsız değişkenler "Variables (Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. "Options (Seçenekler)" butonu tıklanır. 4. "Mean (Ortalama)", "Standart Deviation (Standart Sapma)", "Kurtosis (Basıklık)" ve "Skewness (Çarpıklık)" işaretlenir. 5. "Continue (Devam)" 6. OK	*%5'ten az kayıp değer varsa "Listwise Deletion (Listeye göre silme)" seçeneği ile silinir. Bu SPSS'te kurulu (varsayılan) değerdir. *%5-15 arasında kayıp değer varsa, "Replace Missing Value (Kayıp Değerleri Değiştir)" seçeneği ile boş değerler yerine değer atanır. 1. Transform \ Replace missing values 2. Kayıp değerlerin olduğu / değer atanacak değişkenler "New Variable(s) (Yeni Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. "Method (Yöntem)" seçeneği tıklanarak kayıp değer atama yöntemi (örneğin ortalama, ortanca vb) seçilir. 4. OK *Eğer %15'ten fazla kayıp değer varsa, bu durumda da değişken analizden çıkartılır.



Tablo 1.5. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
TEK YÖNLÜ UÇDEĞER Nicel değişkenler için her grup içerisindeki uç değerler incelenir.	*"Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Bağımlı değişkenler "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. Bağımsız değişkenler "Factor List (Faktör Listesi)" kutusuna aktarılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Descriptives (Betimseller)" ve "Outliers (Uç Değerler)" seçenekleri işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. "Plots (Grafik)" butonu tıklanır. 8. "Boxplots (Kutu Grafiği)" ve "Stem-and-leaf (gövde-yaprak diyagramı)" işaretlenir. 9. "Continue (Devam)" 10. OK	*Kategoriler arasında 90-10 kuralının (pareto prensibi) aşılması durumunda, değişken analizden çıkartılır. *Az sayıda uçdeğer varsa, bu uç değerler veri setinden çıkartılır. *Eğer az-orta aralığında uç değer varsa, "Recode (Yeniden Kodlama)" komutu kullanılarak kabul edilen "minimum (en küçük)" ya da "maksimum (en büyük)" değerlerle yer değiştirilir. 1. Transform \ Recode \ Into different variables 2. Yeniden kodlanacak değişkenler seçilir ve "Input Variable -> Output Variable" kutusuna aktarılır. 3. Output Variable "Name" kutusuna yeni değişkenin adı yazılır (tanımlanır). 4. "Change (Değiştir)" seçeneği tıklanır. 5. "Old and New Values (Eski ve Yeni Değerler)" butonu tıklanır. 6. "Old Value (Eski Değer)" altına değiştirilecek değer tanımlanır (yazılır). 7. "New Value (Yeni Değer)" altına yeni değer ne olacağı tanımlanır (yazılır). 8. "Add (Ekle)" tıklanır. 9. Gerekli tüm değerlerin yeniden kodlanmasının ardından, "Old Value (Eski Değer)" sütunun en altında yer alan "All Other Values (Tüm Diğer Değerler)" seçeneği işaretlenir. 10. "New Value (Yeni Değer)" altında yer alan "Copy Old Value(s) (Eski Değerleri Kopyala)" 11. "Add (Ekle)" 12. "Continue (Devam)" 13. OK

Tablo 1.5. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
TEK DEĞİŞKENLİ NORMALLİK Nicel değişkenler için her grubun normalliği incelenir.	* "Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Bağımlı değişkenler "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. Bağımsız değişkenler "Factor List (Faktör Listesi)" kutusuna aktarılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Descriptives (Betimseller)" seçeneği işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. "Plots (Grafik)" butonu tıklanır. 8. "Histogram" ve "Normality Plots with Tests" seçenekleri işaretlenir. 9. "Continue (Devam)" 10. OK	*Compute (Hesaplama)" seçeneği kullanılarak değişken dönüştürülür. Bknz. Tablo 1.4. Normal Dağılım Elde Etmek için Yaygın Olarak Kullanılan Veri Dönüştürme (Transformasyon) İşlemleri 1. Transform \ Compute 2. "Target variable (Hedef Değişken)" kutusuna yeni değişkenin adı tanımlanır. 3. Uygun fonksiyon tanımlanır ve "Numeric Expression(s) (Nümeric İfadeler)" kutusuna taşınır. 4. Dönüştürülecek değişken seçilir ve seçilen fonksiyon içerisinde "?" (soru işareti)" yerine aktarılır (yazılır). 5. OK
TEK DEĞİŞKENLİ HOMOJENLİK / EŞVARYANSLILIK Grupların varyanslarının eşit olup olmadığı incelenir.	*Levene Testi ile sınanır. 1. Analyze \ Compare Means \ Independent Samples t-test" ya da "Analyze \ Compare Means \ One-Way ANOVA \ Options \ Homogeneity of Variance Test" yolları kullanılarak homojenlik testi yapılır.	*p değeri manidar ($p < .05$) ise, tek değişkenli normalliği tekrar değerlendirin ve dönüştürme (transformasyon) işlemlerini göz önünde bulundurun.



Tablo 1.5. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
ÇOK YÖNLÜ UÇDEĞER Uç değerler grubu kullanılarak nicel değişkenler incelenir.	*Mahalanobis uzaklığını test etmek için regresyon yapılır. 1. Analyze \ Regression \ Linear 2. "Case Number (Denek No)" diye tanımlanan değişken "Dependent Variable (Bağımlı Değişken)" kutusuna aktarılır. 3. Tüm uygun nicel değişkenler seçilir ve "Independent(s) (Bağımsız(lar))" kutusuna aktarılır. 4. "Save (Kaydet)" 5. "Distances (Uzaklıklar)" seçeneği altından "Mahalanobis" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK 8. $p < .05$ düzeyinde ki-kare kritik değeri kararlaştırılır. *Mahalanobis ki-karedeki uç değerleri test etmek için "Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Önceki adımlarda oluşturulmuş olan "mah_1" değişkeni "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. "Factor List (Faktör Listesi)" kutusu boş bırakılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Outliers (Uç Değerler)" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK	* $p < .001$ düzeyinde ki-kare değeri, kritik ki-kare değerini aştığında, söz konusu denekler için uç değerler silinir.
ÇOK DEĞİŞKENLİ NORMALLİK / DOĞRUSALLIK Gruplar için normallik ve doğrusallık kombinasyonları incelenir.	*Scatter Plot Matrix (Saçılma Diyagramı Matrisi)" oluşturulur. 1. Graphs → Scatter 2. "Matrix (Matris)" 3. "Define (Tanımla)" 4. Uygun nicel değişkenler seçilir ve "Matrix Variables (Matris Değişkenleri)" kutusuna aktarılır. 5. OK	*Scatter Plot (Saçılma Diyagramı)" şekli elips şeklinde değilse, tek değişkenli normalliği tekrar değerlendirin ve dönüştürme (transformasyon) işlemlerini göz önünde bulundurun.
ÇOK DEĞİŞKENLİ HOMOJENLİK Gruplar arasında varyans-kovaryans homojenliği incelenir.	*Homojenlik testlerini yapmak üzere "General Linear Model \ Multivariate" komutları çalıştırılarak MANOVA yapılır.	*p değeri .025 ya da .01 düzeyinde manidarsa, tek değişkenli normalliği tekrar değerlendirin ve dönüştürme (transformasyon) işlemlerini göz önünde bulundurun.

EK –II

Tablo 1.6. Analizler için Gruplanmamış Verilerin Hazırlanmasına Yönelik İşlemler (Analiz Öncesi İşlemler)

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
KAYIP DEĞER Her bir değişken için kayıp değerler incelenir.	*Nicel değişkenler için "Explore (İnceleme)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Descriptives 2. Nicel değişkenler "Variables (Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. "Options (Seçenekler)" butonu tıklanır. 4. "Mean (Ortalama)", "Standart Deviation (Standart Sapma)", "Kurtosis (Basıklık)" ve "Skewness (Çarpıklık)" işaretlenir. 5. "Continue (Devam)" 6. OK	*%5'ten az kayıp değer varsa "Listwise Deletion (Listeye göre silme)" seçeneği ile silinir. Bu SPSS'te kurulu (varsayılan) değerdir. *%5-15 arasında kayıp değer varsa, "Replace Missing Value (Kayıp Değerleri Değiştir)" seçeneği ile boş değerler yerine değer atanır. 1. Transform \ Replace missing values 2. Kayıp değer in olduğu / değer atanacak değişkenler "New Variable(s) (Yeni Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. "Method (Yöntem)" seçeneği tıklanarak kayıp değer atama yöntemi (örneğin ortalama, ortanca vb) seçilir. 4. OK *Eğer %15'ten fazla kayıp değer varsa, bu durumda da değişken analizden çıkartılır.
UÇ DEĞERLER Nicel değişkenler için her grup içerisindeki uç değerler işaretlenir.	*Mahalanobis uzaklığını test etmek için regresyon yapılır. 1. Analyze \ Regression \ Linear 2. "Case Number (Denek No)" diye tanımlanan değişken "Dependent Variable (Bağımlı Değişken)" kutusuna aktarılır.	*Az sayıda uçdeğer varsa, bu uç *Eğer az-orta aralığında uç değer varsa, "Recode (Yeniden Kodlama)" komutu kullanılarak kabul edilen "minimum (en küçük)" ya da "maksimum (en büyük)" değerlerle yer değiştirilir. 1. Transform \ Recode \ Into different variables



Tablo 1.6. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
UÇ DEĞERLER Nicel değişkenler için her grup içerisindeki uç değerler işaretlenir.	3. Tüm uygun nicel değişkenler seçilir ve "Independent(s) (Bağımsız/ lar) kutusuna aktarılır. 4. "Save (Kaydet)" 5. "Distances (Uzaklıklar)" seçeneği altından "Mahalanobis" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK 8. $p < .05$ düzeyinde ki-kare kritik değeri kararlaştırılır. *Mahalanobis ki-karedeki uç değerleri test etmek için "Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Önceki adımlarda oluşturulmuş olan "mah_1" değişkeni "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. "Factor List (Faktör Listesi)" kutusu boş bırakılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Outliers (Uç Değerler)" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK	2. Yeniden kodlanacak değişkenler seçilir ve "Input Variable Output Variable" kutusuna aktarılır. 3. Output Variable "Name" kutusuna yeni değişkenin adı yazılır (tanımlanır). 4. "Change (Değiştir)" seçeneği tıklanır. 5. "Old and New Values (Eski ve Yeni Değerler)" butonu tıklanır. 6. "Old Value (Eski Değer)" altına değiştirilecek değer tanımlanır (yazılır). 7. "New Value (Yeni Değer)" altına yeni değer ne olacağı tanımlanır (yazılır). 8. "Add (Ekle)" tıklanır. 9. Gerekli tüm değerlerin yeniden kodlanmasının ardından, "Old Value (Eski Değer)" sütunun en altında yer alan "All Other Values (Tüm Diğer Değerler)" seçeneği işaretlenir. 10. "New Value (Yeni Değer)" altında yer alan "Copy Old Value(s) (Eski Değerleri Kopyala)" 11. "Add (Ekle)" 12. "Continue (Devam)" 13. OK

Tablo 1. 6. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
TEK DEĞİŞKENLİ NORMALLİK Nicel değişkenler için her grubun normalliği incelenir.	* "Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Bağımlı değişkenler "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. Bağımsız değişkenler "Factor List (Faktör Listesi)" kutusuna aktarılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Descriptives (Betimseller)" seçeneği işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. "Plots (Grafik)" butonu tıklanır. 8. "Histogram" ve "Normality Plots with Tests" seçenekleri işaretlenir. 9. "Continue (Devam)" 10. OK	*Compute (Hesaplama)" seçeneği kullanılarak değişken dönüştürülür. <i>Bknz. Tablo 1.4. Normal Dağılım Elde Etmek için Yaygın Olarak Kullanılan Veri Dönüştürme (Transformasyon) İşlemleri</i> 1. Transform \ Compute 2. "Target variable (Hedef Değişken)" kutusuna yeni değişkenin adı tanımlanır. 3. Uygun fonksiyon tanımlanır ve "Numeric Expression(s) (Numerik İfadeler)" kutusuna taşınır. 4. Dönüştürülecek değişken seçilir ve seçilen fonksiyon içerisinde "?" (soru işareti)" yerine aktarılır (yazılır). 5. OK



Tablo 1. 6. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
ÇOKYÖNLÜ UÇDEĞER Uç değerler grubu kullanılarak nicel değişkenler incelenir.	*Mahalanobis uzaklığını test etmek için regresyon yapılır. 1. Analyze \ Regression \ Linear 2. " Case Number (Denek No)" diye tanımlanan değişken "Dependent Variable (Bağımlı Değişken)" kutusuna aktarılır. 3. Tüm uygun nicel değişkenler seçilir ve "Independent(s) (Bağımsız/ lar) kutusuna aktarılır. 4. "Save (Kaydet)" 5. "Distances (Uzaklıklar)" seçeneği altından "Mahalanobis" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK 8. $p < .05$ düzeyinde ki-kare kritik değeri karşılaştırılır. *Mahalanobis ki-karedeki uç değerleri test etmek için "Explore (İncele)" komutu çalıştırılır. 1. Analyze \ Descriptive Statistics \ Explore 2. Önceki adımlarda oluşturulmuş olan "mah_1" değişkeni "Dependent List (Bağımlı Değişken Listesi)" kutusuna aktarılır. 3. "Factor List (Faktör Listesi)" kutusu boş bırakılır. 4. "Statistics (İstatistik)" butonu tıklanır. 5. "Outliers (Uç Değerler)" işaretlenir. 6. "Continue (Devam)" 7. OK	*$P < .001$ düzeyinde ki-kare değeri, kritik ki-kare değerini aştığında, söz konusu denekler için uç değerler silinir.
ÇOK DEĞİŞKENLİ NORMALLİK / DOĞRUSALLIK Değişken kombinasyonlarının normalliği ve doğrusallığı incelenir.	*Scatter Plot Matrix (Saçılma Diyagramı Matrisi)" oluşturulur. 1. Graphs → Scatter 2. "Matrix (Matris)" 3. "Define (Tanımla)" 4. Uygun nicel değişkenler seçilir ve "Matrix Variables (Matris Değişkenleri)" kutusuna aktarılır. 5. OK	*Scatter Plot (Saçılma Diyagramı)" şekli elips şeklinde değilse, tek değişkenli normalliği tekrar değerlendirin ve dönüştürme (transformasyon) işlemlerini göz önünde bulundurun.

Tablo 1. 6. Devam

İNCELEME / İŞLEM	SPSS İŞLEMLERİ	TEKNİK
ÇOK DEĞİŞKENLİ HOMOJENLİK Yordanan değişkenler için standardize edilmiş artıklar incelenir.	*Regresyon kullanılarak "Residual Plot (Artık Grafiği)" oluşturulur. 1. Analyze \ Regression \ Linear 2. Bağımlı değişkenler "Dependent Variable(s) (Bağımlı Değişkenler)" kutusuna aktarılır. 3. Bağımsız değişkenler "Independent Variable(s) (Bağımsız Değişken)" kutusuna aktarılır. 4. "Plots (Grafikler)" butonu tıklanır. 5. Y Eksenini için ZRESID seçilir. 6. X eksenini için ZPRED seçilir. 7. "Continue (Devam)" 8. OK	*Grafikte artıklar altta, üstte, sağ ve solda kümelenirse, tek değişkenli normalliği tekrar değerlendirin ve dönüştürme (transformasyon) işlemlerini göz önünde bulundurun.

Kaynak: Mertler ve Vannatta (2005).



Kaynaklar

- Albayrak, A. S. (2005). Çoklu doğrusal bağlantı halinde en küçük kareler tekniğinin alternatifi yanlı tahmin teknikleri ve bir uygulama. *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 1(1), 105-126.
- Büyüköztürk, Ş. (2009). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı* (11. Basım). PegemA Yayıncılık: Ankara.
- Field, A. (2005). *Discovering statistics using SPSS (Second Ed.)*. London: Sage Publication.
- Mertler, C.A. & Vannatta, R.A. (2005). *Advanced and multivariate statistical methods: Practical application and interpretation (Third Ed.)*. Glendale, CA: Pyczak Publishing.
- Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. (1996). *Using multivariate statistics (Third Ed.)*. New York, USA: HarperCollins College Publishers.

LOJİSTİK REGRESYON ANALİZİ

2.1. Özet

Bilimsel araştırmalar, mevcut bir durumu betimlemenin yanı sıra, olaylar arasındaki neden-sonuç ilişkilerini de kararlı bir şekilde ortaya koymayı amaçlarlar. Bu bakış açısından hareketle, bilimsel araştırmaların neden-sonuç ilişkilerini bir model içerisinde sunmaya çalıştıkları ve verilerin yapısına göre de bu modelleri farklı yöntemlerle yaptıkları ifade edilebilir. Neden-sonuç temelli araştırmalarda; sonuç(lar), yordanan değişkenler; sonucu etkileyen nedenler kümesi ise yordayıcı değişkenler olarak ele alınır. Yordanan ve yordayıcı değişkenlerin veri yapısına göre modeller de farklılık gösterir (Kayri ve Çokluk, 2010). Doğrusal regresyon modelleri (basit doğrusal, çoklu doğrusal ve çok değişkenli doğrusal modeller), sosyal bilimlerde yaygın olarak kullanılmakta olan modeller olup, bu modeller bağımlı ve bağımsız değişkenlerin sürekli değişken olmasını gerektirmektedir. Ayrıca, bağımlı ve bağımsız değişken setlerine ait dağılımların normalliği, gözlem değerlerine ait hata dağılımlarının normalliği gibi sayıtların da karşılanmasını gerektirirler. Buna karşılık, sosyal bilim araştırmalarında elde edilen sonuçlar genellikle kategoriktir ve dolayısıyla da doğrusal regresyon modelleri kapsamında incelenmesi mümkün olamamaktadır. İşte bu durumda kullanılabilecek regresyon modellerinden biri lojistik regresyondur. Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin (yordanan değişken) sürekli ya da nicel bir değişken olmadığı, bir diğer deyişle kategorik ya da sınıflamalı olduğu durumlar için uygun bir analiz türüdür (Long, 1997; Mertler ve Vannatta, 2005). Bunun bir sonucu olarak da lojistik regresyon, doğrusal regresyon modellerindeki temel sayıtların karşılanmasını gerektirmez. Aslında kategorik verilerin çok değişkenli istatistiksel analizi, hemen hemen tüm alanları ilgilendirmektedir. Lojistik regresyon analizi, regresyon tipi mantığıyla ve diğer analizlere göre daha kullanışlı olmasının sağladığı avantajla, kategorik veri analizinde önemli bir yere sahiptir (Kılıç, 2000).



Lojistik regresyon analizinin temel odağı, bireylerin hangi grubun üyesi olduğunu kestirmede kullanılacak bir regresyon denklemi oluşturmaktır. Lojistik regresyon analizinde amaç, kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek olduğundan, aslında burada yapılmaya çalışılan, iki ya da daha fazla gruba ilişkin “üyelik” tahminidir. Bir başka deyişle, bireylerin farklı gruplara ayrılarak sınıflandırılmasıdır. Buna göre analizin amaçlarından birinin sınıflandırma, değerinin ise bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri araştırmak olduğu ifade edilebilir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Bu bölümde, iki kategorili (ikilem / dichotomous / binary) bağımlı değişken olarak ifade edilen belirli gruplara üye olma durumunu en iyi açıklayan bağımsız değişkenler kombinasyonunu belirlemeye yönelik ikili lojistik regresyon analizinin (binary logistic regression analysis) temel kavram ve süreçlerini açıklamak amaçlanmaktadır.

Lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi ve çoklu regresyon analizinden farklı olarak, bağımsız değişkenlerin dağılımına ilişkin araştırmacılarca karşılanması gereken sayıltılar gerektirmez (Tabachnick ve Fidell, 1996). Dolayısıyla da lojistik regresyonun diğer iki teknikten çok daha esnek olduğu ifade edilebilir. Lojistik regresyon analizinin normal dağılım, ortak kovaryansa sahip olma gibi sayıltıların karşılanamaması durumunda, diskriminant analizi ve kontingensi tablo analizine bir alternatif oluşturduğu, bağımlı değişkenin 0 ve 1 gibi ikili (binary) değer aldığı ya da ikiden çok düzey içeren kesikli değişken (polychotomous) olduğu durumlarda, normallik sayıltısının bozulması nedeniyle doğrusal regresyon analizine alternatif oluşturduğu belirtilebilir.

2.2. Tanımlama

Bu bölümde öncelikle korelasyon ve regresyon kavramlarından söz edilecek, ardından lojistik regresyon ile ilgili tanımlamaya geçilecektir.

Korelasyon ve Regresyon

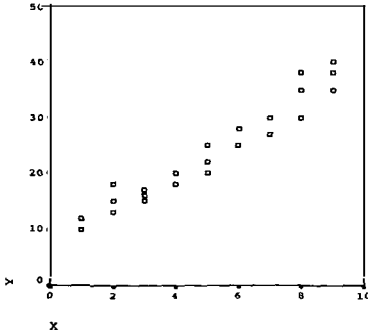
Korelasyon: Değişkenler arasındaki ilişkinin yapısının ve miktarının irdelenmesi araştırmacıların ilgisini çeken temel konulardan biridir. Öğretmenlerin okulların sunduğu hizmetlere ilişkin memnuniyetleri ile örgütsel bağlılıkları; lise öğrencilerinin motivasyonel inançları ve öğrenme stratejileri ile akademik başarıları; ilköğretim öğrencilerinin matematik özyeterlikleri ile başarıları; 4-5 yaş çocuklarının problem çözme becerileri ile sosyal becerileri arasındaki ilişkinin araştırılması bu tür çalışmalara örnektir. Değişkenler arasındaki karşılıklı ilişkiler, değişkenlerin ölçme düzeyine, süreklilik durumuna ve dağılım özelliklerine; ilişkinin doğrusal olup olmamasına göre farklı korelasyon

teknikleri kullanılarak incelenir. Örneğin X ve Y gibi iki değişken arasındaki ilişki, değişkenler en az eşit aralıklı ölçme düzeyinde ölçülmüş, puanlar sürekli ve dağılımları normal, ilişki doğrusal ise "Pearson korelasyon katsayısı" kullanılarak incelenir. Buna karşılık sınıflamalı ölçme düzeyinde ölçülen iki değişken arasındaki ilişki için "Kontincensi katsayısı"; sıralamalı ölçme düzeyindeki iki değişken arasındaki ilişki için "Spearman sıra farkları korelasyon katsayısı"; biri kategorik değişken (öğrenim görülen alan gibi sınıflamalı), diğeri performans gibi eşit aralıklı ölçme düzeyinde olan iki değişken arasındaki ilişki için "Eta korelasyon katsayısı" kullanılır.

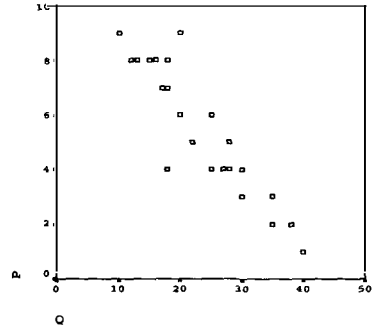
Değişkenler arasında doğrusal ve doğrusal olmayan olmak üzere iki türlü ilişki söz konusudur. Doğrusal ilişki, değişkenlere ait noktaların, saçılma diyagramında regresyon doğrusu olarak isimlendirilen bir doğru çizgisinin etrafında toplanmasını ya da kısaca ilişkinin bir doğru ile özetlenebilir olmasını tanımlar. Doğrusal ilişkide X puanları artarken Y puanları da tek bir yönde değişme eğilimindedir. Öğrencilerin çalışma saatleri artarken, başarı puanlarının artma eğiliminde olması ya da sınav kaygısı düştükçe, sınav başarısında artma eğiliminin gözlenmesi böyledir. Birinci örnek, X değişkenine ait puanlar artarken Y değişkenine ait puanların artma eğiliminde olması, pozitif doğrusal bir ilişkiyi gösterir (Şekil 2.1.a.). İkinci örnek, X değişkenine ait puanlar artarken, Y değişkenine ait puanların azalma eğiliminde olması ya da tersine X değerleri azalırken Y değerlerinin artma eğiliminde olması, negatif doğrusal ilişkiyi gösterir (Şekil 2.1.b.). Buna göre, "daha fazla X, daha fazla Y" ifadesi pozitif doğrusal ilişkiyi, "daha fazla X, daha az Y" ifadesi negatif doğrusal ilişkiyi tanımlar (Ferguson ve Takane, 1989; Heiman, 1996).

Bir ilişki doğrusal değilse, doğrusal olmayan ilişki adını alır. İlişkinin doğrusal olmaması (non-linear), kişi ya da objelerin değişkenlere ait değerlerini gösteren noktaların, bir doğru ile özetlenemeyeceğini gösterir. Bu tür ilişkide X puanları değişirken, Y puanları sadece artma ya da sadece azalma eğiliminde değildir. Doğrusal olmayan ilişkiler değişik şekillerde olabilir. Yaş ile ağırlık kaldırma arasındaki ilişki böyledir. Küçük yaşlarda kaldırılan ağırlık azdır ve belli bir yaşa kadar, yaş arttıkça kaldırılan ağırlık miktarı da artar. Ancak belli bir yaştan sonra kaldırılan ağırlık miktarında değişme olmaz ya da en aza iner, daha sonra da azalma başlar. Yaşlılık dönemlerinde kaldırılan ağırlık miktarı düşmeye devam eder. Bu tür iki değişken için saçılma diyagramının şekli, ters U-şekilindedir.

İlişki, sadece Y ve X gibi iki değişken arasındaki ilişki irdeleniyorsa basit ya da ikili korelasyon (r_{YX} , simple / bivariate correlation); X_1 ve X_2 gibi en az iki değişkenin Y gibi bir değişkenle ilişkisi analiz ediliyorsa "çoklu korelasyon ($R_{Y.X_1X_2}$, multiple correlation)"; X ve Y gibi iki değişken arasındaki ilişki, Z gibi en az bir değişkenin bu değişkenler üzerindeki etkisi sabitlenerek irdeleniyorsa "kısmi korelasyon ($r_{YX.Z}$, partial correlation)" olarak tanımlanır.



Şekil 2.1.a. Pozitif doğrusal ilişki

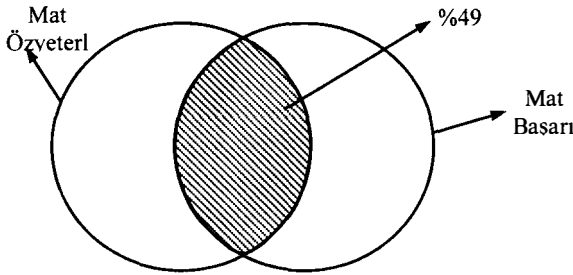


Şekil 2.1.b. Negatif doğrusal ilişki

Bir ilişkinin gücü, iki değişken arasındaki ilişkinin miktarı ile tanımlanır ve bu değer korelasyon katsayısı olarak isimlendirilir. Korelasyon katsayısının sıfır olması ilişkinin olmadığını gösterir. Güçlü bir ilişki, bir X değerine bağlı olarak daha tutarlı bir Y değeri ya da birbirine yakın Y değerleri olmasını gerektirir. Belli bir X değerine karşılık bir Y değeri ya da yakın bir Y değerinin olmaması, ilişkinin zayıflığını gösterir. Her bir X'deki Y puanlarının değişkenliği arttıkça, korelasyon katsayısı 0.00'a yaklaşır (Elifson, Runyon ve Haber, 1990; Heiman, 1996). Sürekli değişkenler arasında hesaplanan bir korelasyon katsayısı genelde büyüklüğüne, yönüne (işaretine), istatistiksel manidarlığına ve açıklanan varyansa (determinasyon katsayısına) göre dört boyutta yorumlanabilir (Büyüköztürk, Çokluk ve Köklü, 2010).

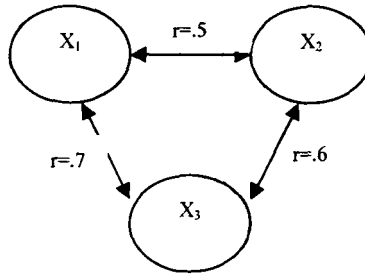
Korelasyon katsayısının değeri ise +1.00 ile -1.00 arasında değişir. Korelasyon katsayısının ± 1.00 olması, mükemmel pozitif/negatif doğrusal ilişkiyi gösterir. Katsayının 0.00 olması, ilişkinin olmadığını gösterir. İşaretine bakılmaksızın genel olarak 0.30'dan küçük değerler düşük, 0.30-0.69 arasında kalan değerler orta, 0.70. ve daha büyük değerler ise yüksek düzeyde ilişki olarak yorumlanabilir. Korelasyon katsayısının negatif olması, değişkenlerden birine ait ölçümler artarken, diğer değişkene ait ölçümlerin azaldığını; pozitif çıkması ise, iki değişkene ait ölçümlerin her iki değişkende de birlikte arttığını ya da azaldığını anlatır. Korelasyonun istatistiksel olarak manidarlığı, hipotez testini gerektirir. Analiz ile hesaplanan manidarlık düzeyinin (p), başlangıçta kabul edilen ve birinci tür hata yapma durumunu gösteren α düzeyinden küçük olması, hesaplanan korelasyon değerinin manidar olduğunu, büyük olması ise manidar olmadığını gösterir. Açıklanan varyans, değişkenlerden

birindeki değişimin ne kadarının diğer değişken tarafından açıklandığının yüzde olarak ifade edilmesini sağlar. Değişkenlerin birbirlerinde açıkladıkları varyans miktarı korelasyon katsayısının karesine (r^2) eşit olup, bu değer "determinasyon katsayısı" olarak isimlendirilir. Örneğin, öğrencilerin matematik özyeterliği ile matematik başarıları arasında korelasyon katsayısı 0.70 ($p=.002$) hesaplanmış olsun. Buna göre, matematik başarıları ile matematik özyeterliği arasında pozitif, yüksek ve $\alpha=.01$ düzeyinde manidar bir ilişki olduğu ifade edilebilir ve matematik özyeterliği yükseldikçe, matematik başarılarının yükseldiği yorumu yapılabilir. Yine öğrencilerin matematik başarılarındaki toplam varyansın (değişkenliğin) %49'unun ($r^2=.49$) matematik özyeterliğinden kaynaklandığı ifade edilebilir. Karşılıklı ilişkiden söz edildiğinden, bunun tersi olarak öğrencilerin matematik özyeterlik algılarındaki toplam varyansın %49'unun matematik başarılarından kaynaklandığı ifade edilebilir.



Şekil 2.2. $r=.70$ için Açıklanan Varyans Miktarı

İki değişken arasındaki ilişki sadece bu iki değişkenden kaynaklanabileceği gibi, bu iki değişkenle ilişkili olan bir ya da daha çok değişkenden de kaynaklanabilir. Bir ya da daha çok değişkenin yol açtığı varyansların kontrol edilmesiyle hesaplanan iki değişken arasındaki doğrusal ilişkiye "kısmi korelasyon" denir. X_1 ve X_2 değişkenleri ile ilişkili olan bir X_3 değişkenin olduğu bir örneği düşünelim (Şekil 2.3.). Örnekte X_3 değişkeni kontrol edilerek X_1 ve X_2 değişkenleri arasındaki ilişkinin hesaplanması böyledir. Burada hem X_1 , hem de X_2 'deki varyansın içinde X_3 'ün payı vardır. X_3 'ün X_1 ve X_2 değişkenlerinde yol açtığı varyanslar kontrol edilmeden hesaplanacak ikili korelasyonun sadece bu iki değişkenden kaynaklanmayacağı açıktır. Kısmi korelasyon analizi, değişkenlerin sürekliliğini ve normal dağılım göstermelerini gerektirir.



Şekil 2.3. X_1 , X_2 ve X_3 Değişkenleri Arasındaki İlişki

Çoklu korelasyon (R): Sosyal bilimlerin temel amacı insan davranışlarını önce anlamak, sonra açıklamaktır. İnsanların davranışlarını (başarıları, tutumları, memnuniyetleri vb.) tek bir değişkenle açıklamak mümkün görünmemektedir. Önceki örnekte matematik başarısı ile matematik özyeterliği arasında hesaplanan korelasyon katsayısı, matematik başarısının %49'unun özyeterlik ile açıklanabileceğini, ancak tek bir değişken ile açıklanamayan geriye kalan %51'lik kısmın, çalışmaya dahil edilmeyen diğer pek çok değişkene bağlı olabileceğini ifade etmektedir. Burada açıklanan varyansı arttırmanın ya da açıklanamayan varyansı azaltmanın temel yollarından biri, matematik başarısını etkileyebileceği kuramsal ya da ampirik olarak öne sürülebilen psikolojik, bilişsel, sosyal değişkenlerden bazılarının analize dahil edilmesidir. Başka bir anlatımla akademik başarıyı, çok sayıda değişkenin bir fonksiyonu olarak açıklamaktır. Ancak uygulamada bağımlı değişken olarak ele alınan bir değişken ile sınırlı sayıda değişken arasındaki ilişkinin incelenmesi mümkündür. Burada esas olan bağımlı değişkendeki varyansın dikkate değer bir kısmını açıklayabilen sayıda bağımsız değişkenin analize dâhil edilmesidir (Büyüköztürk, Çokluk ve Köklü, 2010). Çoklu korelasyon, k tane bağımsız değişkenin doğrusal bir kombinasyonu ile bir bağımlı değişken arasındaki ilişkinin incelenmesinde kullanılan bir teknik olup, "R" sembolü ile gösterilir.

Regresyon: Regresyon analizi, aralarında ilişki olan iki ya da daha fazla değişkenden birinin bağımlı değişken, diğerlerinin bağımsız değişkenler olarak ayrımı ile söz konusu değişkenler arasındaki ilişkiyi matematiksel bir eşitlik yardımıyla açıklamayı amaçlayan güçlü bir istatistiktir. Bu matematiksel eşitlik, "regresyon eşitliği" olarak isimlendirilir ve araştırmacının kurguladığı bir modeli test eder. Model, "regresyon modeli" olarak bilinir. Buna göre regresyon analizini, bağımlı değişkeni bağımsız değişken(ler)in fonksiyonu

olarak tanımlayan bir modelin test edilmesi süreci olarak ifade etmek yanlış olmayacaktır (Büyüköztürk, 2010).

Analize, modele dâhil edilen bağımlı ve bağımsız değişken sayısının bir olması durumunda, "basit regresyon analizi"; bağımlı değişken bir, bağımsız değişkenin iki ya da daha fazla olması durumunda "çoklu regresyon analizi"; bağımlı değişkenin iki ya da daha fazla olması durumunda ise "çok değişkenli regresyon analizi" adı verilir. Değişkenler arasındaki ilişki doğrusal ise, "doğrusal regresyon analizi", değilse "doğrusal-olmayan regresyon analizi" söz konusudur. Regresyon analizi, a) bağımlı değişken ile bağımsız değişken(ler) arasındaki ilişkiyi regresyon eşitliği ile açıklamak, b) regresyon modelinin bilinmeyen parametreleri (regresyon katsayısı, sabit) tahmin edildiğinde, bağımsız değişken(ler)in bilinen değerleri için bağımlı değişkenin alacağı değeri tahmin etmek, c) bağımsız değişkenin ya da değişkenlerin bağımlı değişkende gözlenen değişkenliğinin ne kadarını açıkladıklarını belirlemek, d) bağımsız değişken(ler)in bağımlı değişkeni manidar bir şekilde açıklayıp açıklamadıklarını (yordayıp yordamadıklarını) saptamak, e) birden fazla bağımsız değişken varsa, bu değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki görece önem sıralamasını belirlemek amacıyla kullanılır (Cohen ve Cohen, 1983; Howell, 1987; Lewis ve Michael, 1980).

Bir regresyon analizinde, regresyon modelinin sunduğu tahminin ne kadar güçlü olduğu bilinmek istenir. Bu sorunun cevabı determinasyon katsayısı ile bulunur. Bağımsız değişken sayısının birden fazla olduğu durumlarda determinasyon katsayısı R^2 , bağımsız değişkenlerin Y 'de açıkladığı değişkenlik oranını (miktarını) verir. Açıklanan varyans, sadece kurulan model bağlamında bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene olan etkilerine ilişkin istatistiksel bir açıklama sunar; değişkenler arasında gerçek neden-sonuç ilişkisini açıklamaz.

Basit doğrusal regresyon eşitliği genel olarak, $\hat{Y} = bX + a + e$ şeklinde oluşturulur. Ancak regresyon eşitliğini oluşturmada izlenen yöntem, en küçük kareler, hata terimini (e) minimize etmeyi amaçladığından, eşitlikte yer alan hata terimi çıkartılır ve eşitlik uygulamada $\hat{Y} = bX + a$ şeklinde yazılır. Bu eşitlikte yer alan a, $X=0$ iken Y 'nin alacağı ortalama değeri açıklayan sabit terimi; b, X 'deki bir birim değişiminin Y 'de yol açtığı ortalama değişim miktarını açıklayan regresyon katsayısını (regresyon doğrusunun eğimini) gösterir. Çoklu doğrusal regresyon analizi için matematiksel model benzer yaklaşım ile şu şekilde yazılabilir:

$$\hat{Y} = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n$$

Çoklu regresyon analizinde eğimler (b_i), diğer değişkenler sabit tutulduğunda X_i 'deki birim artışa karşılık, bağımlı değişkendeki ortalama değişim miktarını



gösterir ve "kısmi eğim" ya da "kısmi regresyon katsayısı" olarak da isimlendirilir (Tabachnick ve Fidell, 1989; Tanis, 1987).

Regresyon analizi, modelde yer alan tüm değişkenlerin en az eşit aralıklı ölçme düzeyinde sürekli değişkenler olmalarını ve normal dağılım göstermelerini (basit regresyon analizinde iki değişkenli normal dağılım, çoklu regresyon analizinde çok değişkenli normal dağılım) ve ilişkilerin doğrusal olmasını gerektirir. İstisna olarak sınıflama ölçeği düzeyinde bağımsız değişkenler modele, "dummy (yapay / göstermelik / kukla)" değişken olarak kodlandıktan sonra alınabilmektedir. Analiz için sınıflamalı değişkenin düzeylerinden biri dışta tutularak, düzey sayısının bir eksiği ($G-1$) kadar dummy değişken üretilir. Böyle bir bağımsız değişkene ait sonuçlar, dışta tutulan düzeye (kategoriye) göre yorumlanır. Bir sınıflamalı değişken için üretilen dummy değişkenlerden birinin etkisinin manidar çıkması, o bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini gösterir (Büyüköztürk, 2010; Lewis ve Michael, 1980; Pedhazur, 1982). Çoklu regresyon analizinde, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene ilişkin göreceli önem sıralarını yorumlamada standardize edilmiş regresyon katsayılarına (β -beta değerlerine), işaretlerine dikkat etmeksizin bakılır. En yüksek beta değerine sahip olan değişken göreceli olarak en önemli yordayıcıdır. β^2 değerleri ise, bağımlı değişkenin kestirilmesinde her bir kestirici değişkenin tek başına yaptığı katkı olarak yorumlanır. Bir X_i değişkeni Y 'de diğer değişkenler tarafından paylaşılamayan bir varyansa sahiptir ve bu varyans miktarı β^2 'dir (Howell, 1987).

Çoklu regresyon analizinde sıklıkla kullanılan üç yöntem standart, aşamalı ve hiyerarşik yöntemlerdir. Standart (direkt) yaklaşımda eşitliğe, bağımlı değişkendeki açıklanan varyansa anlamlı bir katkısı olup olmamasına bakılmaksızın tüm değişkenler alınır. Burada tüm yordayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki ortak etkileri incelenir. Aşamalı regresyon analizinde, regresyon eşitliğine bağımlı değişkendeki varyansa istatistiksel olarak manidar katkı sağlayan bağımsız değişkenler alınır; diğerleri eşitlik dışında bırakılır. Aşamalı çoklu regresyon analizinde, öncelikle bağımlı değişken Y ile en yüksek korelasyonu veren, yani bir anlamda bağımlı değişkenin varyansına en büyük katkısı sağlayacak olan bağımsız değişken (X_1) seçilerek işleme başlanır. Daha sonra Y 'nin varyansına ikinci en büyük katkısı sağlayan ve manidar etkisi olan X_2 bağımsız değişkeni analize alınır ve işlem bu şekilde sürdürülür. Hiyerarşik yöntemde, yordayıcı değişkenler araştırmacının daha önce belirlediği bir sıraya göre analize alınır ve her bir değişken, bağımlı değişkene ilişkin varyansa katkıları bakımından değerlendirilir. Bu yöntemde bağımsız değişkenler blok blok analize alınır ve her blok bir ya da daha fazla bağımsız değişken içerir. Hiyerarşik regresyon analizinde daha önce analize alınan yordayıcı değişkenler, daha sonra analize

alınacak yordayıcı değişkenler için kontrol değişkeni durumundadır (Green ve Salkind, 1997). Çoklu regresyon analizinde bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantılılık (multi-colinearity) olarak tanımlanan bir sorunla (bağımsız değişkenler arasında yüksek düzeyde ilişkilerin olması) karşılaşılabilir. Bu durumda, tahmin edilecek parametrelerin güvenilirliği düşük olacaktır. Veri deseninde çoklu bağlantı sorununun olup olmadığını belirlemek için "Bölüm I. Çok Değişkenli İstatistiklere Giriş" bölümünde sunulan yöntemler kullanılabilir.

Lojistik regresyon analizinin temel odağı, bireylerin hangi grubun üyesi olduğunu kestirmede kullanılabilecek bir regresyon denklemi oluşturmaktır. Lojistik modelin kullanımı 1845'li yıllara kadar dayanmaktadır. Daha çok sosyo-ekonomik ağırlıklı konuların incelenmesinde kullanılan lojistik analiz, ilk önceleri toplumdaki nüfus artışının, matematiksel bir ifadeyle açıklanmasına yönelik çalışmalarda ortaya çıkmıştır (Gürcan, 1998). Lojistik regresyon alanındaki ilk çalışmalar 1944, 1953 ve 1955 yıllarında Berkson tarafından yapılmış olup, 1972 yılında Finney lojistik regresyonu probit analizine bir alternatif olarak önermiştir. Truett ve arkadaşları 1967, Halperin ve arkadaşları 1971 yılında lojistik regresyonun, ortalamanın 0 ve varyansın 1 olduğu normal dağılım sayıltıları ihlal edildiğinde, diskriminant analizine alternatif olarak önermişlerdir. 1975 yılında Koch, eklemeli olasılık modellerindeki etkileşimi yok etmek için lojistik regresyonu önermiştir (Akt. Önder, 2001). Aynı dönemlerde Walker, bağımsız değişkenlerin bileşik dağılımının, hem deney, hem de kontrol grubu için aynı varyans-kovaryans matrisi ile çok değişkenli normal dağılıma uyduğunda risk kestirici olarak kullanılabileceğini belirtmiştir. Lojistik regresyon analizinin özellikle son 20 yıldır askeri konularda, meteorolojide, iç göç hareketlerinde ve eğitim alanında kullanımının arttığı görülmektedir. Bu artışın en önemli nedenlerinden biri, istatistik paket programlarının kullanımının yaygınlaşmasıdır. Ancak yine de en yaygın kullanıldığı alanlardan birinin tıp olduğu gözlenmektedir (Seven, 1997). Örneğin bir tümörün kanser olup olmadığını ayırt etmeyi sağlayan bir model oluşturmak, bir hastalığın tedaviye cevap verip vermediğini belirlemek gibi farklı amaçlarla sıkça kullanılmaktadır (Field, 2005).

Bu bölümde, iki kategorili (ikilem / dichotomous / binary) bağımlı değişken olarak ifade edilen belirli gruplara üye olma durumunu en iyi açıklayan bağımsız değişkenler kombinasyonunu belirlemeye yönelik ikili lojistik regresyon analizinin (binary logistic regression analysis) temel kavram ve süreçlerini açıklamak amaçlanmaktadır.



2.2.1. Amaç

Hemen hemen her bilim dalında araştırmacılar eldeki verilere bağlı olarak sistemlerin çalışma kurallarını saptamak istemiş ve bu nedenle de sistemi açıklamaya yarayacak soyut yapılara yönelmişlerdir. Bu soyutlamaları "model" sözcüğü ile tanımlamak mümkündür. Model, bir olayla ilgili bilgi ya da düşüncelerin belli kurallara bağlı olarak şekillenmesidir (Tatlıdil, 1996). Lojistik regresyon analizinin kullanım amacı, istatistikte kullanılan diğer model yapılandırma teknikleriyle aynıdır. Bu tür analizlerde temel amaç, bağımlı (yordanan) ve bağımsız (yordayıcı) değişkenler arasındaki ilişkiyi, en az değişken ile en iyi uyuma sahip olacak biçimde tanımlayabilen, kabul edilebilir bir model kurmaktır (Atasoy, 2001).

Uygulamalı sosyal bilimlerde karşılaşılan ve araştırılan olaylara ilişkin elde edilen veriler, çoğunlukla kesikli (süreksiz) değer alan kategorik (sınıflamalı) veriler ya da sıralamalı ölçekle elde edilmiş verilerdir. Örneğin bu bilgiler, bir kişi çalışıyordur ya da işsizdir; bir gruba üyedir ya da değildir; iktidarda sağ kanattan ya da sol kanattan bir parti vardır; kişi bir akademik programı tamamlamıştır ya da tamamlamamıştır şeklinde olabilir (Arabacı, 2002; Kılıç, 2000; Mertler ve Vannatta, 2005). Eğitim araştırmalarında da pek çok problem kategorik sonuçların kestirimi ile ilgilidir. Örneğin; bir öğrenci okulda başarılı olur ya da olmaz; bir çocukta öğrenme gücüğü vardır ya da yoktur; ergenlerin riskli davranışlara eğilimleri vardır ya da yoktur (Peng, Lee ve Ingersoll, 2002). Kategorik verilerin çok değişkenli istatistiksel analizi, hemen hemen tüm alanları ilgilendirmektedir. Lojistik regresyon analizi, regresyon tipi mantığıyla ve diğer analizlere göre daha kullanışlı olmasının sağladığı avantajla kategorik veri analizinde önemli bir yere sahiptir (Kılıç, 2000).

Lojistik regresyon hem çoklu regresyona, hem de diskriminant analizine oldukça benzer. Özellikle, lojistik regresyon ile diskriminant analizi, bağımlı değişkenin kategorik olması açısından da benzerlik gösterirler (Büyüköztürk ve Çokluk-Bökeoğlu, 2008). Bununla birlikte lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi ve çoklu regresyon analizinden bazı noktalarda farklılıklar gösterir.

Basit ve çoklu doğrusal regresyon analizleri, bağımlı değişken (yordanan / ölçüt değişken) ile bağımsız değişken (yordayıcı / açıklayıcı değişken) ya da değişkenler arasındaki matematiksel bağıntıyı analiz etmede kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin uygulanabileceği veri setlerinde bağımlı değişkenin normal dağılım göstermesi, bağımsız değişkenlerin normal dağılım gösteren değişken ya da değişkenlerden oluşması ve hata terimlerinin varyansının normal dağılım göstermesi gerekir. Bu ve benzeri koşulların yerine getirilmemesi durumunda ise, basit ya da çoklu doğrusal regresyon analizi kullanılamaz (Kılıç, 2000).

Lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi ve çoklu regresyon analizinden farklı olarak, bağımsız değişkenlerin dağılımına ilişkin araştırmacılarca karşılanması gereken sayıltılar gerektirmez (Tabachnick ve Fidell, 1996). Bir başka deyişle bağımsız değişkenlerin normal dağılımı, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği gibi sayıltıların karşılanması gerekmez. Dolayısıyla da lojistik regresyonun diğer iki teknikten çok daha esnek olduğu ifade edilebilir. Bununla birlikte, lojistik regresyonun yansız ve sapmasız istatistikler ortaya koyması için, büyük örneklem gerektirdiği bildirilmektedir. Özellikle bağımlı değişkenin ikiden fazla kategorisinin olduğu durumlarda, geçerli bir hipotez testi için, her bağımsız değişkende en az 50 kişilik bir grup büyüklüğüne ihtiyaç vardır. Bazı kaynaklarda bu sayının her bağımsız değişken için minimum 20, toplamda minimum 60 olması gerektiği vurgulanmaktadır. Diğer yandan örneklem büyüklüklerinin aynı olması durumunda, bağımlı değişkenin her bir kategorisinde bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normalliğe sahip olması, her bir kategori için varyans ve kovaryansların eşitliği sayıltılarının karşılanması durumunda, daha önce de değinildiği gibi diskriminant analizi, lojistik regresyon analizine tercih edilmelidir. Bununla birlikte, lojistik regresyon analizi ile yapılan çözümlemeden elde edilen matematiksel modelin yorumlanmasının daha kolay olduğunu belirtmekte yarar vardır (Akkuş ve Çelik, 2004; Grimm ve Yarnold, 1995; Kalaycı, 2005; Leech, Barrett ve Morgan, 2005; Poulsen ve French, 2008; Tabachnick ve Fidell, 1996; Tatlıdil, 1996).

Kümeleme analizi, log-linear analiz ve probit analizi de lojistik regresyon analizine yakınlığı bulunan tekniklerdir. Ancak lojistik regresyon ile bu teknikler arasında da temel bazı farklılıklar bulunmaktadır. Kümeleme analizinde, lojistik regresyon analizinden farklı olarak grup sayısı ve grup üyelikleri bilinmemektedir. Gözlemler, uzaklık ya da benzerlik ölçütlerine göre kümelendirilmektedir. Log-linear analizde ise, tüm değişkenlerin kategorik olması gerekir ve kategorik değişkenlerin beklenen dağılımları Poisson'dır. Bağlantı (link) fonksiyonu, logaritmik bağlantı fonksiyonudur ve tahminler lojistik regresyondaki gibi logit $\hat{Y}$ değeri için değil, kontingensi (contingency) tablosu gözenekleri için yapılır. Probit analizi de lojistik regresyona oldukça benzerdir ve her iki yöntem ile elde edilen olasılık tahminleri birbirine yakın değerlerdir. Lojistik regresyon analizinde log odds oranları kullanılırken, probit analizinde kümülatif normal dağılım kullanılır (Kalaycı, 2005).

Lojistik regresyon analizinde amaç, kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek olduğundan, aslında burada yapılmaya çalışılan iki ya da daha fazla gruba ilişkin "üyelik" tahminidir. Buna göre analizin amaçlarından birinin sınıflandırma, diğerinin ise bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri araştırmak olduğu ifade edilebilir. (Mertler ve Vannatta, 2005).



Sonuç olarak lojistik regresyon analizinin normal dağılım, ortak kovaryansa sahip olma gibi sayıltıların ihlal edilmesi durumunda, diskriminant analizi ve kontingensi tablo analizine bir alternatif oluşturduğu, bağımlı değişkenin 0 ve 1 gibi ikili (binary) değer aldığı ya da ikiden çok düzey içeren kesikli değişken (polychotomous) olduğu durumlarda normallik sayıltısının bozulması nedeniyle doğrusal regresyon analizine alternatif oluşturduğu ifade edilebilir.

Lojistik regresyon analizi adını, bağımlı değişkene uygulanan logit dönüştürmeden (logit transformation) almaktadır. Bu durum aynı zamanda hem kestirim, hem de yorumlama sürecinde bazı farklılıklara neden olur (Hair ve ark., 2006). Lojistik regresyon analizi, bağımlı değişkenin ölçüldüğü ölçek türüne ve bağımlı değişkenin seçenek sayısına göre üçe ayrılmaktadır. Eğer bağımlı değişken iki seçeneekli bir kategorik değişken ise "İkili Lojistik Regresyon Analizi (Binary Logistic Regression Analysis)" adını alır. Örneğin bir akademik programı bitirme durumuna göre öğrencilerin başarılı ve başarısız olarak nitelendirilmesi durumunda ikili lojistik regresyon uygulanır. Eğer bağımlı değişken ikiden çok kategorili (düzeyli) sınıflamalı bir değişken ise "Çok Kategorili / Düzeyli İsimsel Lojistik Regresyon Analizi (Multinomial Logistic Regression Analysis)" adını alır. Örneğin üç farklı akademik programda öğrenim görmekte olan öğrencilerden oluşan bir bağımlı değişkenin olması durumunda, çok düzeyli isimsel lojistik regresyon uygulanır. Eğer bağımlı değişken sıralama ölçeğiyle elde edilmiş ise, bu durumda da "Sıralı Lojistik Regresyon Analizi (Ordinal Logistic Regression Analysis)" kullanılır. Örneğin öğrencilerin öğrenim gördükleri akademik programdaki başarılarının "düşük", "orta" ve "yüksek" olarak gruplandığı durumda, sıralı lojistik regresyon uygulanır. Lojistik regresyon, "tek değişkenli lojistik regresyon (bağımsız değişkenin tek olduğu durum)" ve "çok değişkenli lojistik regresyon (bağımsız değişkenin iki veya daha fazla olduğu durum)" olarak da sınıflandırılmaktadır (Stephenson, 2008).

Son yıllarda lojistik regresyon analizinin giderek daha yaygın kullanılmasının nedenleri kısaca şöyle açıklanmaktadır (Cook, 2008; Garson, 2008; Mertler ve Vannatta, 2005; Seven, 1997; Tabachnick ve Fidell, 1996):

- Bağımlı değişken kategorik (kesikli, süreksiz) olmakla birlikte, bağımsız değişkenler sürekli, kategorik ya da ikilem olabilir. Lojistik regresyon bağımsız değişkenlerin sürekli ya da süreksiz olmasına yönelik hiçbir kısıtlama getirmemektedir.

- Lojistik modelin parametreleri kolaylıkla yorumlanabilmekte ve matematiksel olarak kullanımı kolay olan fonksiyonlar üretilmektedir.

- Lojistik modele dayalı analizleri yapabilmeyi sağlayan çok sayıda bilgisayar paket programı (SPSS, SAS vb.) mevcuttur.

- Bağımsız değişkenlerin olasılık fonksiyonlarının dağılımı üzerinde kısıt olmaması (yarı parametrik) nedeni ile çeşitli testler uygulanabilmektedir.
- Lojistik regresyon negatif yordama olasılıkları üretmez; tüm olasılık değerleri pozitifdir ve ranji 0 ile 1 arasında değişir.

Lojistik regresyon analizi, bağımsız ve bağımlı değişken arasındaki ilişkinin doğrusal olmasını gerektirmez; üstel veya polinom ilişkisi de olabilir. Lojistik regresyon bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında logit bir ilişki olduğunu varsayar; dolayısıyla lojistik regresyon doğrusal olmayan modeller üretebilir. Bir diğer deyişle lojistik regresyon, doğrusal olmayan ilişkiyi koruyarak, ilişkinin formunu doğrusal hale getiren logaritmik dönüştürmeler yapar. Lojistik regresyon bağımlı değişkene ilişkin verilerin dağılımının bir ya da daha fazla bağımsız değişkenle doğrusal olmayan ilişki gösterdiğinin bilinmesi ya da beklenmesi durumunda özellikle yararlıdır.

2.2.1.1. Çoklu Doğrusal Regresyon ve Lojistik Regresyon Analizinin

Karşılaştırılması: Her ne kadar sonuçta ortaya çıkan regresyon eşitliği oldukça farklı olsa da, çoklu doğrusal regresyon analizinin temel kavramları lojistik regresyon analizi ile aynıdır (George ve Mallery, 2000). Standart bir regresyon eşitliği, bağımlı değişkenin değerini yordamak üzere, birkaç bağımsız değişkenin gerçek değerleri ile üretilmiş ağırlıkları toplamından oluşur. Buna karşılık lojistik regresyonda tahmin edilen değer, 0 ile 1 arasında değişen bir olasılıktır. Daha net bir ifadeyle lojistik regresyon, her bir denek için belli sonuçların (örneğin "geçti" ya da kaldı") gerçekleşme olasılığını ortaya koyar. Analiz bir bireyin kategorilerden birine ("geçti") ya da diğerine ("kaldı") girme olasılığını doğru yordamayı sağlayan bir regresyon eşitliği üretir (Tate, 1992). Sonuç olarak iki teknik arasındaki en temel fark, çoklu doğrusal regresyon analizinde bağımlı değişkenin değeri tahmin edilirken, lojistik regresyon analizinde bağımlı değişkenin alabileceği değerlerden birinin gerçekleşme olasılığının tahmin edilmesidir (Bircan, 2004).

Tablo 2.1. çoklu regresyon ve lojistik regresyonda model uyumuna ilişkin kavramların benzerliklerini, bir başka deyişle çoklu regresyondaki temel bazı kavramların lojistik regresyonda hangi kavramlara karşılık geldiğini göstermektedir (Hair ve ark., 2006).



Tablo 2.1. Çoklu Regresyon ve Lojistik Regresyonda Model Uyumuna İlişkin Temel Kavramlar

Çoklu Regresyon	Lojistik Regresyon
Genel Kareler Toplamı	Başlangıç Modeli / Temel Model (Base model) için -2LL
Hata Kareler Toplamı	Amaçlanan Model (Proposed model) için -2LL
Regresyon Kareler Toplamı	Başlangıç modeli ile Amaçlanan model arasındaki -2LL farkı
Model Uyumuna için F Testi	-2LL farkı için χ^2 testi
Determinasyon Katsayısı (R^2)	Pseudo R^2 ölçümleri

Ayrıca lojistik regresyonda bağımlı değişken 0 ve 1 olmak üzere sadece iki değer alıyorsa da, lojistik regresyon katsayılarının kestirilmesi çoklu regresyona oldukça benzerdir. Lojistik regresyonda model kestiriminde en küçük kareler (ordinary least square) yöntemi yerine, en çok olabilirlik (maximum likelihood) yöntemi kullanılır. Çoklu regresyon analizi, bağımlı değişkene ilişkin gerçek değerler ile kestirilen değerler arasındaki farkın kareler toplamını en az (minimum) yapmak için, en küçük kareler yöntemini kullanır. Lojistik regresyon ise, lojistik dönüştürme gerektiren doğrusal olmayan (nonlinear) doğasından dolayı, en çok olabilirlik yöntemini kullanır. Bu yöntem katsayıların en çok olabilirlik kestirimini bulmak amacıyla kullanılır. Lojistik regresyon sapmaların karesini (en küçük kareler) "en az" yapmak yerine, bir olayın olma (gerçekleşme) olasılığını "en çok (maximum)" yapmakla ilgilenir (Hair ve ark., 2006).

Matematiksel olarak lojistik regresyon olasılık, odds ve odds'un logaritmasına dayanır. Olasılıklar basitçe, belirli bir tipteki sonuç sayısının toplam olası sonuçlar içerisindeki oranıdır. Örneğin, bir zar atıldığında 3 gelme olasılığı 1/6'dır. Çünkü zarda sadece bir tane 3 vardır ve 6 olası sonuç vardır. Bu oran .167 ya da %16.70 olarak ifade edilebilir. Lojistik regresyonda odds, bir olayın olma olasılığının, o olayın olmama olasılığına bölümü olarak tanımlanır. Yani bir başka deyişle odds (Mertler ve Vannatta, 2005):

$$\text{Odds} = \frac{p(X)}{1 - p(X)}$$

Burada $p(X)$, bir X olayının gerçekleşme olasılığını, $1-p(X)$ ise gerçekleşmeme olasılığını gösterir. Dolayısıyla bir zar atıldığında 3 gelme olasılığına ilişkin odds, aşağıdaki basit formül yardımıyla bulunur:

$$\text{Odds} = \frac{p("3")}{1 - p("3")} = \frac{.167}{.833} = .200$$

Burada dikkat edilmesi gereken nokta, olasılıkların her zaman 0-1 ranjında değişeceğidir. Ancak odds oranı 1'den büyük olabilir. İkilem olan sonuçlar üzerinde bağımsız değişkenin etkisi odds oranı ile temsil edilir. Odds oranı - ψ ya da $\text{Exp}(\beta)$ (Exponentiated logistic coefficients) ile sembolize edilir (Mertler ve Vannatta, 2005).

Lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen sonuç modeli (amaçlanan model) doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Lojistik regresyondaki anahtar kavram, "logit" kavramıdır. Logit, odds oranının doğal logaritmasıdır. Tekrar basit örneğimize dönecek olursak, bir zarın 3 gelmesine ilişkin odds için logit (Mertler ve Vannatta, 2005):

$$\ln(.200) = -1.609 \text{ dur.}$$

Özellikle lojistik regresyonda $\hat{Y}$, yordayıcı değişkenlerin mümkün olan en iyi doğrusal kombinasyonu ile sonuçlanan doğrusal olmayan modele dayalı olarak, bir sonucun ya da diğerinin $\hat{Y}$ ortaya çıkma olasılığıdır. Olasılık, odds ve logit kavramlarını tek bir eşitlikte bir araya getirdiğimizde (Mertler ve Vannatta, 2005):

$$\hat{Y} = \frac{e}{1 + e}$$



Burada $\hat{Y}_i$, i'nci deneğin bağımlı değişkenin kategorilerinin birisinde yer almasına ilişkin kestirilen olasılıktır. e ise 2.718'e eşit bir sabittir. Burada u ise klasik regresyon eşitliğidir:

$$u = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_k X_k$$

Doğrusal regresyon eşitliği (u) bir grupta bulunma olasılığının, diğer grupta bulunma olasılığına bölünmesinin doğal logaritmasıdır (Tabachnick ve Fidell, 1996). Doğrusal regresyon eşitliği odds oranının log'unu ya da logitini yaratır:

$$\ln \left(\frac{\hat{Y}}{1 - \hat{Y}} \right) = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_k X_k$$

Burada araştırmacılar genel olarak üretilen modelin uyumunu değerlendirmekle birlikte, aynı zamanda bir bütün olarak yordama doğruluğunu da değerlendirmek üzerine odaklanmalıdırlar (Mertler ve Vannatta, 2005).

2.2.1.2. Bir Olasılığın Odds'a ve Logit Değerlerine Dönüştürülmesi:

Lojistik regresyonda olasılık değerleri ranji 0-1 ile sınırlıdır. Ancak kestirilen değerlerin bu ranjin dışına düşmemesi nasıl sağlanabilir ya da bir başka deyişle bu aralığa düşmesi nasıl garantilenebilir? Lojistik dönüştürme bu işlemi iki adımda gerçekleştirir (Hair ve ark., 2006):

a. Olasılığın odds olarak yeniden ifadelendirilmesi: Orijinal formunda olasılık 0-1 ranji ile sınırlıdır. Ancak, odds oranı 0-1 ranji ile sınırlı değildir. Dolayısıyla da yeni bir değişkenin her zaman 0-1 arasında olasılığa sahip olması, olasılığın odds olarak yeniden ifadelendirilmesi ile sağlanır. Odds iki sonuçtan ya da olaydan birinin ortaya çıkma olasılığının oranıdır. Yani $P/1-P$ 'dir. Bu şekilde ifade edildiğinde, herhangi bir olasılık değeri, doğrudan kestirilebilen metrik bir değişkene dönüştürülmüş olarak tekrar ifade edilmiş olur. Herhangi bir odds değeri de her zaman 0-1 arası bir olasılığa geri çevrilebilir. Dolayısıyla da yordanan değerlerin 0-1 arasına düşmesine ilişkin sınırlandırma problemi bu şekilde çözülmüş olur.

Bir sınavda "başarılı" ya da "başarısız" olmaya ilişkin bir örnek üzerinde odds oranının nasıl hesaplanacağını göstereyim. Bu sınavda başarılı olma

olasılığı .80 olsun. Bu durumda başarısız olma olasılığı, bir başka deyişle alternatif sonucun ortaya çıkma olasılığı .20 olacaktır ($.20=1-.80$). Bu olasılığın anlamı, başarılı olmaya ilişkin odds'un 4.00 olması ($.80/.20$) ya da başarılı olmanın, başarısız olmaya göre 4 kat daha olası olmasıdır. Tersine başarısız olmaya ilişkin odds oranı da .25'tir ($.20/.80$). Bir başka deyişle başarısızlık, başarılı olma oranının $\frac{1}{4}$ 'ü kadardır. Dolayısıyla da değerlendirilen sonuç ne olursa olsun (başarılı ya da başarısız olma), olasılığı odds olarak ifade etmek mümkündür (Hair ve ark., 2006).

Bu bilgilerden yola çıkılarak .50'lik bir olasılık (yani bir olayın olma ya da olmama / ortaya çıkma ya da çıkmama şansının eşit olması durumu) odds'un 1.00 olması ile sonuçlanır. Odds'un 1.00'den küçük olması, ilgilenilen olasılığın .50'den az; 1.0'den büyük olması ise .50'den fazla olduğu anlamına gelir. Böylece her zaman 0-1 arasında bir olasılığa dönüştürülebilen metrik bir değişken elde edilmiş olur (Hair ve ark., 2006).

b. Logit değerinin hesaplanması: Odds, olasılık kestiriminin 0-1 arasında olmasına ilişkin problemi ortadan kaldırmakla birlikte, hala çözülmesi gereken bir problem daha bulunmaktadır ki, o da odds'un sıfırın altında bir değer almamasının nasıl sağlanacağına ilişkindir. Odds'un üst limiti olmamakla birlikte alt limiti 0'dır. Bu sorunun çözümü de logit değerinin hesaplanması ile mümkündür. Logit, odds'un logaritmasıdır. Odds 1.0'den küçükse logit değeri negatif, büyükse pozitif olur. Odds oranının 1.0 olması durumunda ise (bu .50 olasılığa karşılık gelir), logit 0 olur. Ek olarak negatif değer ne kadar küçük olursa olsun, odds değerinin antilogu alınarak 0'dan büyük bir değere dönüşmesi sağlanabilir. Logit değerinin hesaplanması ile de yine her zaman 0-1 arasında bir olasılığa geri çevrilebilen, pozitif ve negatif değerler alabilen metrik bir değişken elde edilmiş olur. Tablo 1.2'de, bazı olasılıklar ile onlara karşılık gelen odds ve log odds (logit) değerleri sunulmaktadır (Hair ve ark., 2006).

**Tablo 2.2.** Bazı Olasılık Değerlerine Karşılık Gelen Odds ve Log Odds Oranları

Olasılık	Odds	Log Odds (logit)
.00	.00	Hesaplanamaz
.10	.111	-2.197
.30	.428	-.847
.50	1.000	.000
.70	2.333	.847
.90	9.000	2.197
1.00	Hesaplanamaz	Hesaplanamaz

2.2.1.3. Lojistik Regresyonda Yöntem Seçimi: Lojistik regresyon analizi uygulamasında öncelikle kullanılacak modele karar verilmelidir. Lojistik regresyon standart (direkt, tam, enter) ve adımsal (aşamalı, stepwise) olmak üzere iki temel yöntemle yapılabilmektedir. Adımsal yöntemler de kendi içerisinde ileriye doğru (forward) ve geriye doğru (backward) yöntemler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

Standart (Enter) Yöntem: Bu yöntemde tüm ortak değişkenler (covariates) bir blok olarak regresyon modelinde yer alır ve her bir blok için parametre kestirimleri hesaplanır. Bazı araştırmacılar bu yöntemin sadece teori test etmede uygun olduğuna inanmaktadırlar. Bunun nedeni, adımsal (stepwise) yöntemlerin verilerdeki tesadüfi (random) değişimlerden etkilenmesi ve modelin aynı örneklerle tekrar edilmesi durumunda bile, nadiren aynı sonuçların elde edilebilmesidir (Field, 2005).

Adımsal (Stepwise) Yöntemler: Adımsal yöntemler ileriye doğru (forward) ve geriye doğru (backward) olmak üzere ikiye ayrılır. İleriye doğru yöntemlerde analize önce sadece sabit terim dâhil edilerek başlanır. Sonra belirli bir ölçüte göre, modele değişkenler tek tek eklenir. Burada söz edilen ölçüt, puan istatistikleridir (score statistics). Bir başka deyişle, en önemli puan istatistiğine sahip olan değişken ilk önce modele girer. İşlem, anlamlı puan istatistiği olan değişken kalmayınca kadar devam eder. Burada kesme noktası $\alpha=0.05$ 'tir. Her bir adımda analiz dışı bırakılması gereken değişken olup olmadığı incelenir. Bu üç yolla gerçekleşir (Field, 2005):

İlk yol olabilirlik oran istatistiğini (likelihood ratio statistics) kullanmaktır. Bu yönetime "Olabilirlik Oranı ile İleriye Doğru (Forward Likelihood Ratio-

Forward:LR) Yöntemi" adı verilir. Burada mevcut model, bağımsız değişkenin dışarıda bırakıldığı model ile karşılaştırılır. Eğer bağımsız değişkenin dışarıda bırakılması (çıkarılması ya da elenmesi), gözlenen verilerin model uyumunda anlamlı farka neden oluyorsa, bu bağımsız değişken modelde tutulur. Çünkü bu değişken modele dâhil edildiğinde, modelin uyumu iyileşmektedir. Ancak, bağımsız değişkenin çıkarılması modelde çok küçük farklara yol açıyorsa, o takdirde bu değişken elenir (Field, 2005).

Olabilirlik oran istatistiği yerine, değişkenlerin modelden çıkartılması ya da elenmesinde kullanılan bir diğer ölçüt durum indeksinin (Condition Index) kullanımıdır. Bu yöneme "Durum İndeksi ile İleriye Doğru Yöntem" de denir. Bu istatistik aritmetik olarak olabilirlik oran istatistiğinin daha az duyarlı şeklidir. Bu nedenle de olabilirlik oran istatistiğine göre kullanımı çok fazla önerilmez (Field, 2005).

Üçüncü ve son ölçüt ise Wald istatistiğidir. Bu yöneme "Wald İstatistiği ile İleriye Doğru (Forward: Wald) Yöntemi" adı verilir. Wald istatistiği, her bir bağımsız (yordayıcı) değişken için lojistik regresyon katsayısının anlamlılığını test etmede yaygın olarak kullanılan bir testtir. Bir başka deyişle bu test, herhangi bir logit katsayısının sıfıra eşit olduğu şeklindeki null hipotezini test eder. Wald istatistiği, standardize olmayan bir lojistik katsayının, kendi standart hatasına oranının karesidir. Wald istatistiği, lojistik regresyonda β katsayısının anlamlılık testine karşılık gelir. Wald istatistiği en çok olabilirlik kestirimlerinin (maximum likelihood estimations) asimptotik olarak normal dağılım gösterdiği varsayımına dayanır ve 1 serbestlik dereceli ki-kare dağılımı gösterir.

Araştırmacılar yordayıcı değişkenleri, Wald istatistiği tarafından belirlenen etkilerinin anlamlı olup olmamasına göre modelden çıkartabilirler. Wald testi, örnek hacminin büyük olması durumunda anlam kazanır. Bu nedenle de bazı araştırmacıların, Wald istatistiğinin kullanımı ile ilgili bazı uyarılarda bulundukları görülmektedir. Menard (1995), büyük katsayılarda standart hatanın büyümesi nedeniyle Wald istatistiği değerinin küçüldüğünü belirtirken; Agresti (1996) de, küçük örneklem genişliklerinden Wald istatistiği yerine olabilirlik oran istatistiğinin kullanımının daha uygun olduğunu belirtmiştir. Ayrıca Field (2005) da söz konusu yöntemler içerisinde olabilirlik oran istatistiğinin en iyi değişken eleme ölçütü olduğunu, çünkü Wald istatistiğinin zaman zaman güvenilir olmayan sonuçlar üretebildiğini vurgulamaktadır.

İleriye doğru yöntemlerin tersi, geriye doğru yöntemlerdir. Bu yöntemler de aynı değişken eleme ölçütlerini kullanırlar; ancak ileriye doğru yöntemlerde olduğu gibi modele önce sadece sabit terimi alarak başlamak yerine, tüm yordayıcı değişkenleri alarak başlarlar. Sonra modelin gelişmesine

ya da iyileşmesine katkılarına göre yordayıcı değişkenlerin modelde tutulmasına ya da elenmesine karar verilir. Modelin iyileşmesine en az katkıyı sağlayan yordayıcı değişken ilk önce uzaklaştırılır ve işlem bu şekilde devam eder (Field, 2005).

Doğrusal regresyonda olduğu gibi, lojistik regresyonda da model seçiminde dikkate alınması gereken birkaç nokta vardır. Öncelikle karar verilmesi gereken temel nokta, yapılan çalışmanın teori test etmek amaçlı mı, yoksa açıklamlayıcı / keşfedici nitelikte bir çalışma mı olduğudur. Daha önce de değinildiği üzere, bazı yazarlar adimsal yöntemlerin teori test etmede değer taşımadığına inanmaktadırlar. Ancak adimsal yöntemler, test edilecek hipotezlere temel oluşturacak daha önceden yapılmış çalışmaların olmadığı ve nedenselliğin temel ilgi konusu olmadığı, sadece verilere uygun bir model bulmak arzusunda olduğu durumlarda savunulabilir. Aynı zamanda adimsal bir yöntem kullanımına karar verildiğinde, geriye doğru yöntemler, ileriye doğru yöntemlere tercih edilmelidir. Bunun nedeni baskılama (suppressor) etkisidir. Baskılama etkisi, bir yordayıcı değişkenin etkisi sabit tutulduğunda, bir diğer yordayıcının anlamlı bir etkiye sahip olması durumudur. Buna bağlı olarak da şunu belirtmekte yarar vardır ki, ileriye doğru yöntemlerin, geriye doğru eleme yöntemlerine kıyasla baskılama etkisi altında olan yordayıcı değişkenleri dışarıda bırakma, yani eleme olasılığının daha yüksek olmasıdır. Dolayısıyla da ileriye doğru yöntemlerin II. Tip hata riski (aslında sonucu anlamlı bir şekilde yordayan değişkeni dışarıda bırakma ya da eleme) daha yüksektir. Dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta ise, adimsal yöntemlerde kullanılacak test istatistiğinin seçimine ilişkindir. Daha önce de değinildiği gibi, olabilirlik oran istatistiği en iyi yöntemdir. Wald istatistiği, bazı durumlarda hatalı sonuçlar verme eğilimindedir (Field, 2005).

2.2.2. Sayıltılar ve Analizin Diğer Gereklilikleri

Lojistik regresyon analizinin sayıltıları ve diğer gerekliliklerine ilişkin bilgiler aşağıda kısaca sunulmaktadır. Daha önce de söz edildiği gibi, lojistik regresyon analizi bağımsız değişkenlerin dağılımına ilişkin herhangi bir sayıltının karşılanması gerektirmez (Tabachnick ve Fidell, 1996). Ancak, lojistik regresyonun kullanımı ile ilgili önemli bazı gereklilikler de bulunmaktadır.

2.2.2.1.Kategoriklerde yer alan birey sayısı / oranı: Birinci nokta, analize giren değişkenlerdeki birey oranları ile ilgilidir. Eğer ele alınan grupta yordayıcı değişkenlerin sayısına göre çok az sayıda birey varsa, bazı problemler ortaya çıkabilir. Lojistik regresyon, özellikle de kategorik değişkenlerin kombinasyonu sonucu oluşan hücreler (gözenekler) düşünülürse, hiçbir bireyin olmadığı hücre sayısının çok olduğu durumlarda

oldukça geniş parametre kestirimleri ve standart hata üretebilir. Böyle bir durum ortaya çıkarsa araştırmacılara, kategorik değişkenlerde kategori birleştirmelerine gitmeleri, eğer uygunsa sorunlu kategoriyi dışarıda bırakmaları ya da analiz açısından çok önemli değil ise, bu değişkeni tamamen çıkartmaları önerilir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Araştırmacılar için diğer bir seçenek de, birey sayısının artırılarak boş kalan hücrelerin doldurulmasını sağlamaya yönelik girişimdir.

Lojistik regresyon model-veri uyumunu değerlendirmenin bir aracı olarak uyum iyiliği testlerine dayalıdır. Uyum iyiliği testleri kategorik değişkenlerin kombinasyonu ile oluşan veri matrisinde, her bir hücre için beklenen frekansların değerlerini içerir. Eğer hücrelerin herhangi birinde beklenen frekans çok küçük ise (tipik olarak $fb < 5$) analizin gücü çok düşük olur. Tüm kategorik değişken çiftleri, tüm hücrelerde beklenen frekansın 1'den büyük olduğundan ve beklenen frekansın 5'ten küçük olduğu gözenek sayısının %20'yi geçmediğinden emin olmak adına, dikkatle değerlendirilmelidir. Bu koşullardan herhangi birinin karşılanmasında sorun olduğu takdirde, araştırmacı yapacağı analizin gücünün düşük düzeyde olacağını kabul etmeli veya ikiden fazla kategorisi bulunan değişkenlerde birleştirmelere gitmeli ya da toplam hücre sayısını azaltmak için bu kategorik değişkeni dışarıda bırakmalıdır (Tabachnick ve Fidell, 1996).

Lojistik regresyon analizinde katsayıların elde edilmesinde en küçük kareler yönteminden farklı olarak en yüksek olabilirlik yöntemi kullanıldığından, az sayıda gözlemle çalışılmaması gerekmektedir. Çünkü az sayıda gözlemle yapılan tahminlerde modelin güvenilirliği azalmaktadır. Dolayısıyla da bu açıdan bakıldığında, lojistik regresyon modelinin güvenilirliğinin büyük örneklemelerle çalışılması durumunda arttığı belirtilebilir (Cook, 2008). Kararlı ve anlamlı sonuçların elde edilmesi, daha fazla veri gerektirir. Standart bir regresyon analizi ya da diskriminant analizinde tipik olarak her bağımsız (yordayıcı) değişken için 20 kişilik bir grup alt sınırı olarak kabul edilebilir. Ancak lojistik regresyonda kararlı sonuçlara ulaşmak için, her bağımsız değişkende en az 50 kişilik grupların olmasına ihtiyaç vardır. Bir diğer önemli nokta da, kategorilerin birbirini dışı tutması ve bağımsız olmasıdır. Bir değişkenin bir kategorisinde yer alan bir birey, değişkenin diğer kategori ya da kategorilerinde yer almamalıdır.

2.2.2.2. Çoklu doğrusal bağlantı (Multicollinearity): Çoklu regresyonun tüm türlerinde olduğu gibi, lojistik regresyonun da bağımsız değişkenler arasındaki yüksek korelasyona oldukça duyarlı olmasıdır. Bu durum bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı (multicollinearity) sorunu ile sonuçlanır. Eğer analize giren değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi varsa, bu sorunu devre dışı bırakabilmek için bir ya da daha fazla değişkenin modelden çıkartılması tavsiye edilir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Aksi takdirde



çoklu bağlantı sorunu potansiyel bir problem kaynağı olarak yanlış yorumlamalara ve sonuç çıkartmalara yol açabilir.

2.2.2.3. Uç Değerler: Yordayıcı değişkene ilişkin uç değerlerin dikkatle incelenmesi gereklidir. Lojistik regresyon sonucu ortaya çıkan lojistik model, uç değerlere de son derece duyarlıdır. Bu durum, gerçekte bir kategoride yer alan bir denegin, değişkenin bir diğer kategorisinde görünmesine neden olabilir. Standardize edilmiş hatalar (standardized residuals) uç değerleri belirlemek üzere dikkatle incelenmelidir. Belirlenen herhangi bir uç değer ($> |3|$) standart yöntemler (veri girişini kontrol etme, örneklemden çıkarma gibi) kullanılarak elenmelidir (Mertler ve Vannatta, 2005). Yani, standart artıkların (residual) -3'ten küçük ve +3'den büyük olmaması gerekmektedir.

Sayıtların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler ve SPSS adımlar için **“Bölüm 1.Çok Değişkenli İstatistiklere Giriş”** bölümünden yararlanılmalıdır.

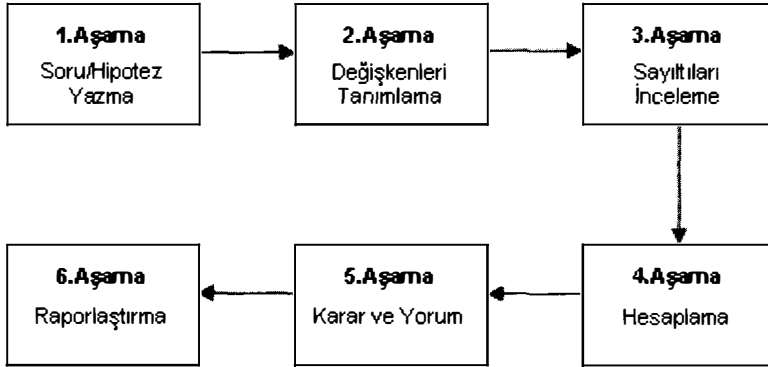
2.2.3. Araştırma Deseni

Daha önce de değinildiği üzere lojistik regresyon analizinin temel odağı, bireylerin hangi grubun üyesi olduğunu kestirmede kullanılacak bir regresyon denklemi oluşturmaktır. Amaç kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek olduğundan, analizin amaçlarından biri sınıflandırma, diğeri bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri araştırmaktır (Mertler ve Vannatta, 2005).

Lojistik regresyon analizi, daha çok korelasyonel araştırma desenlerinde kullanılan bir istatistiktir. Bu tür korelasyonel desenler, kategorik bir bağımlı değişkenin odağında bireyleri en az hata ile ait oldukları kitlelere/evrenlere ayırmak için yapılan işlemler olarak tanımlanabilir (Tatlıdil, 1992). Kategorik bağımlı değişkenin düzeyleri olarak tanımlanan gruplar, deneysel araştırma desenlerinde araştırmacılar tarafından oluşturulmuş farklı işlem grupları (deney grubu, kontrol grubu vb.) olabileceği gibi, doğal olarak varolan gruplar da (kadınlar ve erkekler vb.) olabilir (Diekhoff, 1992). Lojistik regresyon analizinde yapılmaya çalışılan, iki ya da daha fazla grubu oluşturan bireyleri söz konusu gruplara ayırmada kullanılacak regresyon eşitliğini elde etmektir.

2.3. İşlem Aşamaları

Lojistik regresyon analizine ilişkin işlem aşamaları Şekil 2.4.'de görüldüğü gibi özetlemek mümkündür.



Şekil 2.4. Lojistik regresyon analizi akış şeması

Şekil 2.4. incelendiğinde, birinci aşamanın, araştırma sorularının ya da hipotezlerinin yazılması olduğu görülmektedir. Lojistik regresyon analizinin kullanımını gerektiren bir araştırma sorusu ve bir hipotez örneği aşağıdaki gibi oluşturulabilir:

A, B, C ölçeklerinden aldıkları puanlarla üretilecek regresyon modeli, matematik öğretmenliği ve sosyal bilgiler öğretmenliği lisans programlarında öğrenim görmekte olan öğrencileri, öğrenim gördükleri programlara göre doğru sınıflandırmayı sağlayacak mıdır?

A, B, C ölçeklerinden elde edilen puanlar, matematik öğretmenliği ve sosyal bilgiler öğretmenliği lisans programlarında öğrenim görmekte olan öğrencilerin, öğrenim gördükleri bölümlere göre doğru sınıflandırılmasını sağlayan modelde yer alan önemli yordayıcılardır.

İkinci aşama değişkenlerin tanımlanmasıdır. Daha önce de değinildiği üzere, lojistik regresyon analizinde her bireyin, bir ya da daha fazla nitel ya da nicel değişkene ilişkin değerlere ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı (kategorik) değişkene ilişkin bir değere sahip olması gerekir.



Üçüncü aşama analize ilişkin sayıtların test edilmesidir. Bölüm 2.2.2. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri başlığı altında bu sayıtların neler olduğuna ayrıntılı olarak değinilmiştir.

Dördüncü aşama ilgili işlem adımlarının izlenmesi ile analizin gerçekleştirilmesidir. Bu işlem adımlarının neler olduğu da “2.4.Örnekler” başlığı altında ayrıntılı olarak gösterilmektedir.

Beşinci aşamada araştırma sorusunun cevaplanmasına ya da hipotezin desteklenip desteklenmemeye durumuna ilişkin bir karara varılır.

Altıncı ve son aşamada ise, analiz sonuçlarının raporlanarak sunulmasıdır.

2.4. Örnekler

Bu bölümde lojistik regresyon analizinin SPSS’teki işlem basamakları gösterilerek analizin gerçekleştirilmesi ve analiz sonucunda elde edilen çıktı (output) dosyalarının yorumlanması hakkında bilgiler verilmiştir. Söz konusu analiz, verilerin lojistik regresyon analizine ilişkin sayıtları karşıladığı kabulünden yola çıkılarak yapılmıştır. Daha önce de değinildiği gibi, bu bölümde sadece iki kategorisi olan bir yordanan değişkenin olduğu durumla ilgilenilmektedir.

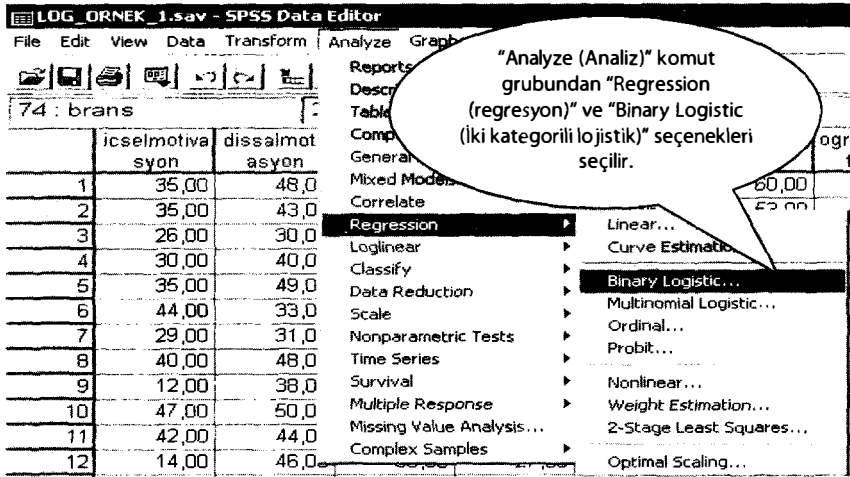
Uygulama örneklerinden birincisinde kategorik değişken gerçek süreksiz bir değişken iken (sınıf), ikincisinde sürekli bir değişken yapay olarak süreksizleştirilmiş ve lojistik regresyon analizi için uygun bir bağımlı değişkene (yordanan değişkene) dönüştürülmüştür. Kullanım yaygınlığı göz önünde bulundurularak analiz SPSS paket programı ile yapılmıştır. Aşağıda Örnek 2.4.1.’de analizin gerçekleştirilmesine ilişkin temel işlem basamakları ayrıntılı olarak gösterilmiştir. Örnek 2.4.2’de ise sadece analiz sonuçları sunulmuştur.

“2.2.1.3. Lojistik Regresyonda Yöntem Seçimi” bölümünde yapılan tartışmalar doğrultusunda bu bölümde sunulan örneklerde, iki farklı modelin kullanımı tercih edilmiştir. Örnek 2.4.1’de standart (direkt, tam, enter) model, Örnek 2.4.2’de ise adimsal bir yöntem kullanılmıştır. Yine yukarıda tartışıldığı üzere ileriye doğru yöntemlerin bazı dezavantajları bulunmakla birlikte Todman ve Dugard (2007), az sayıda parametre ile çalışıldığında ileriye doğru yöntemlerin daha güvenilir sonuçlar verdiğini belirtmişler ve yöntemlerde her ne kadar farklı seçim ölçütleri kullanılsa da, benzer sonuçlar elde edildiğini vurgulamışlardır. Bu nedenle de Örnek 2.4.2’de, “Olabilirlik Oranı ile İleriye Doğru Yöntemi (Forward Likelihood Ratio-Forward:LR)” kullanılmıştır.

Örnek 2.4.1.

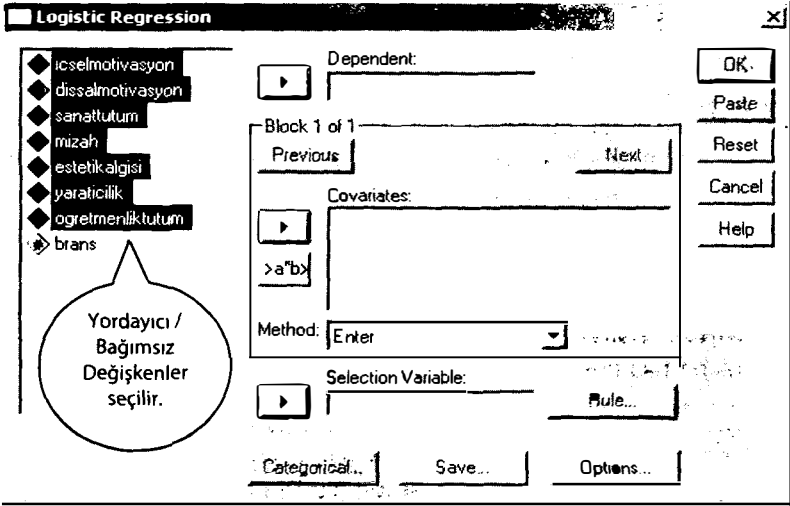
100 öğretmenden "İçsel Motivasyon Ölçeği" ve "Dışsal Motivasyon Ölçeği", "Sanata Yönelik Tutum Ölçeği", "Mizah Anlayışı Ölçeği", "Yaratıcılık Ölçeği" ve "Öğretmenlik Mesleğine Yönelik Tutum Ölçeği" kullanılarak veri toplanmıştır. Bunlar analizin yordayıcı değişkenlerini oluşturmaktadır. Yordanan değişken ise "branş (sınıf / güzel sanatlar öğretmeni)" değişkenidir. Burada amaç, söz konusu ölçeklere ilişkin puanların, sınıf öğretmenleri ile güzel sanatlar öğretmenlerini hangi doğruluk düzeyinde sınıflayabildiğini (ayırabildiğini) belirlemektir. Uygulama verileri klasöründe bulunan (LOG_ORNEK_1.sav) adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

2.4.1.1. İşlem Aşamaları: Araştırmacının analize başlamak amacıyla ilk yapması gereken, Analyze komut grubu içerisinde lojistik regresyon analizi penceresini açmaktır. Lojistik regresyon analizi penceresi Şekil 2.5.'de gösterildiği gibi açılır.



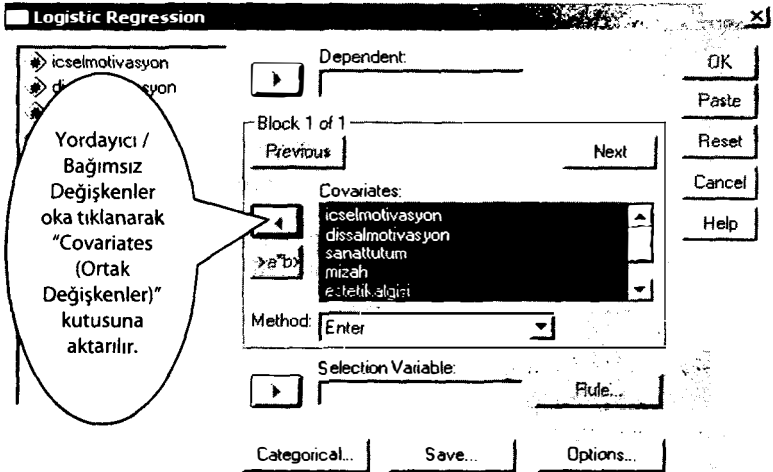
Şekil 2.5. Lojistik Regresyon Analizi Penceresinin Açılması

Şekil 2.5.'deki işlemin gerçekleştirilmesinin ardından, açılan pencerede analize dâhil edilecek olan değişkenler içerisinde, Şekil 2.6.'da görüldüğü gibi yordayıcı / bağımsız değişkenler seçilir.



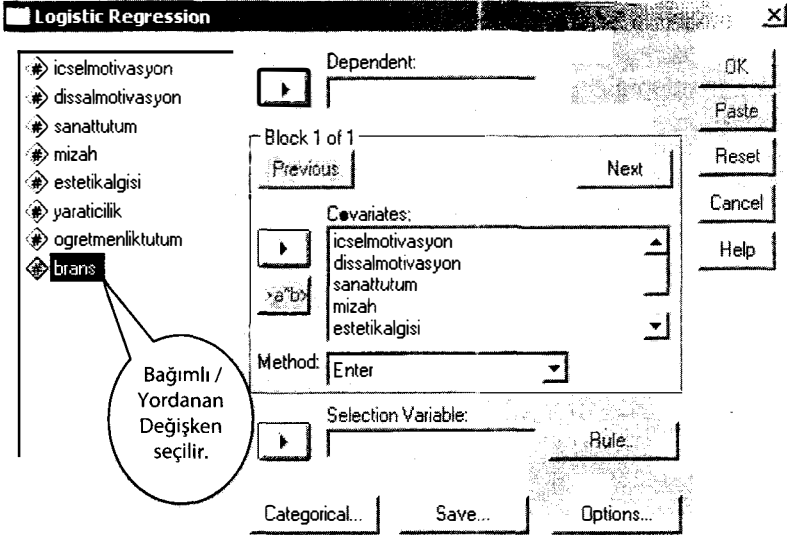
Şekil 2.6. Yordayıcı / Bağımsız Değişkenlerin Seçilmesi

Analize dâhil edilmek üzere seçilen yordayıcı değişkenler Şekil 2.7.'de gösterildiği biçimde "Covariates (Ortak değişkenler)" kutusuna aktarılır.



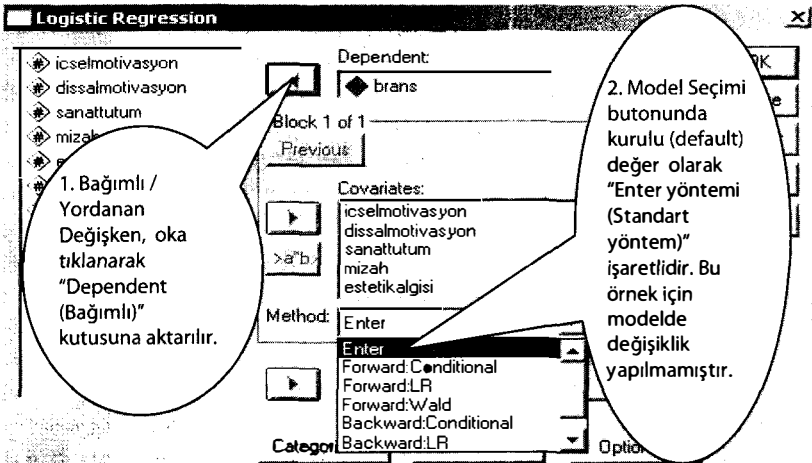
Şekil 2.7. Yordayıcı / Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması

Grup üyeliğini gösteren yordanan / bağımlı değişken, Şekil 2.8.'de gösterildiği biçimde seçilir.



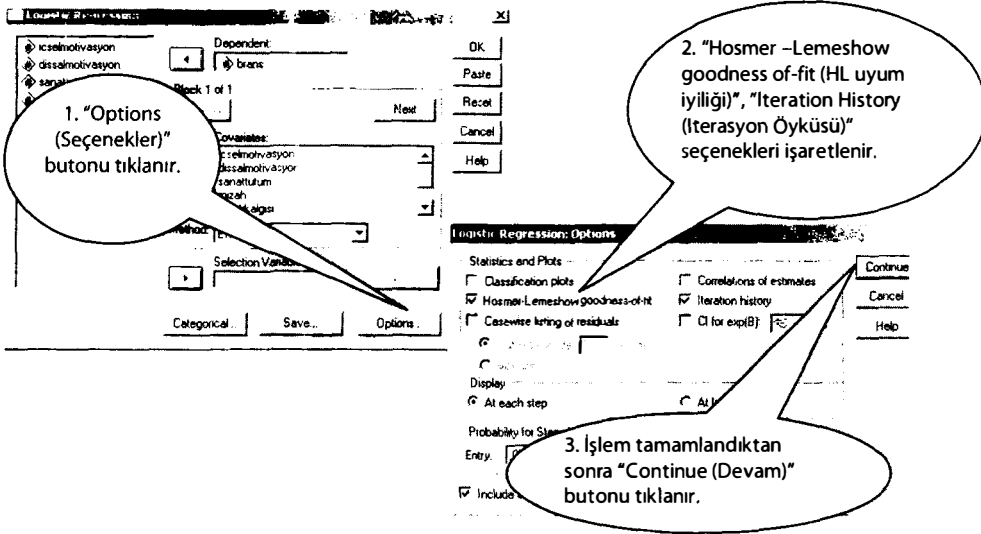
Şekil 2.8. Yordanan / Bağımlı Değişkenin Seçilmesi

Grup üyeliğini gösteren yordanan değişken, Şekil 2.9.'da gösterildiği biçimde "Dependent (Bağımlı)" kutusuna aktarılır ve model seçimi yapılır.



Şekil 2.9. Bağımlı / Yordanan Değişkenin Aktarılması ve Model Seçimi

Yordayıcı ve yordanan değişkenlerin ilgili kutulara aktarımının ardından, Şekil 2.10.'da görüldüğü gibi "Options (Seçenekler)" butonu içerisinde gerekli işaretlemeler yapılır.



Şekil 2.10. "Options (Seçenekler)" Butonu İçerisinde Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

İkili lojistik regresyon analizinde bağımlı değişkenin kategorilerinin analize 0 ve 1 şeklinde kodlanmış olarak girilmesi gerekmektedir. İşlem SPSS'de gerçekleştirildiğinde, program herhangi bir şekilde kodlanmış kategorileri, "0" ve "1" değerlerine dönüştürmekte ve hangi kategorinin sıfıra (0), hangi kategorinin bire (1) dönüştürüldüğüne ilişkin bilgiyi hemen analizin başlangıcında sunmaktadır. Sıfır (0) olarak kodlanan kategori "referans kategori" olarak da adlandırılır. Hangi gruba "0" ya da "1" olarak değer atandığı önemli olmamakla birlikte, bu bilgiye analiz sonucu elde edilen modele ilişkin katsayılar yorumlanırken ihtiyaç vardır. Örneğin, eğer ilgilenilen değişken cinsiyet ise, herhangi bir gruba 1 (örneğin kadın) ve diğer gruba 0 (erkek) değeri atanabilir. Bu durumda katsayılar, yordayıcı değişken ya da değişkenlerin, bir bireyin kadın olması olasılığı üzerindeki etkisini yansıtır. Çünkü (1) olarak kodlanan kategori "kadın"dır (Hair ve ark., 2006).

Bu bilgiyi örneğimize uyarladığımızda güzel sanatlar öğretmeni: 1, sınıf öğretmeni: 2 şeklinde kodlanmıştır. Lojistik regresyon analizi uygulandığında SPSS tarafından güzel sanatlar öğretmeni sıfır (0), sınıf öğretmeni ise bir (1)

koduna dönüştürülmüştür. Bu durumda örneğimizde güzel sanatlar öğretmenleri referans kategoridir. Buna göre bir (1) ile kodlanan kategori sınıf öğretmeni olduğu için, elde edilen katsayılar, yordalayıcı değişkenlerin bir öğretmenin sınıf öğretmeni olma olasılığı üzerindeki etkilerini yansıtacaktır.

Yukarıda söz edilen işlem adımlarının ardından lojistik regresyon analizine ilişkin aşağıda sunulan çıktılar (outputlar) elde edilir. Bu bölümde sadece çıktılarda yer alan tabloların ne ifade ettikleri hakkında kısa bilgiler sunulmakta, tablolaştırma ve yorumlanmasına ilişkin ayrıntılı bilgilere ise "2.5. Raporlaştırma" bölümünde değinilmektedir.

Lojistik Regresyon

Tablo 2.3. Analize Dâhil Edilen Deneklere İlişkin Özet Tablo

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	100	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	100	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		100	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

SPSS'te yapılan lojistik regresyon analizi sonuçlarında ilk olarak Tablo 2.3.'de görüldüğü gibi, analizde yer alan birey (veri) sayısını gösteren tablo yer almaktadır. Eğer kayıp veriler vb. olursa, onları da bu tabloda görmek mümkündür.

Tablo 2.4.'de görülen yordanan değişkenin kategorilerinin sıfır (0) ve bir (1) kodlarına dönüştürülmesine ilişkin bilgi, ardından Tablo 2.5.'de görülen başlangıç durumuna ilişkin -2LL istatistiği sunulmaktadır.

**Tablo 2.4.** Bağımlı (Yordanan) Değişkene İlişkin Kodlama

Dependent Variable Encoding		
Original Value	Internal Value	
guzel sanatlar		0
sinif		1

Tablo 2.5. Başlangıç Bloğu (Blok 0) için İterasyon Öyküsü**Block 0: Beginning Block****Iteration History^{a,b,c}**

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step	1	131,795	,520
0	2	131,791	,532
	3	131,791	,532

- a. Constant is included in the model.
- b. Initial -2 Log Likelihood: 131,791
- c. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than ,001.

-2LL ya da -2log olabilirlik (-2log likelihood) bir model uyumu indeksidir. En çok olabilirlik kestiriminin ne kadar iyi uyuma işaret ettiğine ilişkin temel ölçü, çoklu regresyondaki kareler toplamına benzeyen "olabilirlik değeridir (likelihood value)". Lojistik regresyon, kestirilen model uyumunu olabilirlik değerinin -2 log'unu alarak ölçer. -2LL'nin alabileceği en küçük değer sıfır (0)'dır ve mükemmel uyuma karşılık gelir. -2LL=0 olduğunda, olabilirlik=1'dir.

Sonuç olarak -2LL değeri, çoklu regresyondaki R^2 değeri gibi düşünülebilir ve uyumdaki değişiklikler karşılaştırılarak yorumlanabilir. Olabilirlik değeri, bir modelden diğerine uyumda meydana gelen değişiklikler arasındaki fark karşılaştırılarak değerlendirilir. Bu temel yaklaşım üç adımda gerçekleşir (Hair ve ark., 2006):

Null Modelinin Kestirimi: İlk adım, model uyumundaki gelişmeyi ya da iyileşmeyi karşılaştırabilmek üzere oluşturulan başlangıç modelidir (baseline model / constant-only model). En yaygın kullanılan ya da bilinen null modeli, çoklu regresyonda ortalamalar kullanılarak hesaplanan toplam kareler toplamına benzeyen, hiçbir yordayıcı değişkenin yer almadığı, sadece sabit terimin yer aldığı modeldir. Null modelinin temel mantığı, daha sonraki adımlarda yordayıcı değişkenlerin girdiği model ile karşılaştırma yapabilmeyi sağlamak adına, bir başlangıç modeli oluşturmaktır.

Amaçlanan Modelin Kestirimi (Estimate the proposed model): Bu model yordayıcı değişkenleri içeren lojistik regresyon modelidir. Burada, null modelinden sonra yordayıcı değişkenlerin modele girmesi ile uyumda iyileşmeler olması beklenir.

-2LL Farkının Değerlendirilmesi: Son adım da iki model (null / başlangıç modeli ile amaçlanan model) arasındaki -2LL farkının istatistiksel manidarlığını değerlendirmektir. Eğer istatistiksel testler farkın manidar olduğunu gösteriyorsa, "amaçlanan modelde yordayıcı değişken ya da değişkenler, kestirilen modelin uyumunun iyileşmesine anlamlı katkı sağlamıştır" yorumu yapılabilir. Benzer mantıkla, amaçlanan iki model arasındaki fark da karşılaştırılabilir. Bu durumda -2LL farkı, bir modelden diğerine uyum farklılığını gösterir. Örneğin, iki yordanan değişkenli model, üç yordanan değişkenli modelle karşılaştırılarak, bir yordanan değişken daha modele girdiğinde uyumda meydana gelen değişimler değerlendirilebilir. Bu durumda bir model, null modeli olarak seçilir ve diğer modelle karşılaştırılır.

Bir başka deyişle, bir grup yordayıcı değişkenin yer aldığı bir modelde uyumdaki iyileşmenin anlamlılığını test etmek istediğimizi düşünelim. Burada null modeli, yordayıcı değişkenlerin yer almadığı model, amaçlanan model ise bu değişkenlerin yer aldığı model olarak belirlenebilir. -2LL farkı, yordayıcı değişkenlerden kaynaklı iyileşme farkını belirtir. İstatistiksel manidarlık için ki-kare testi ve benzeri testler, log olabilirlik değerindeki azalmanın ya da düşüşün değerlendirilmesinde kullanılır. Ancak bu testler örneklem büyüklüğüne oldukça duyarlıdır (küçük örneklemelerde istatistiksel manidarlığın elde edilmesi daha zorken, büyük örneklemelerde tam tersi bir durum söz konusudur). Sonuç olarak şunu söylemek mümkündür; lojistik regresyonda sadece ki-karenin manidar olup olmadığına bağlı olarak sonuç çıkartma yoluna gidilirken özellikle dikkatli davranılmalıdır.

Yukarıdaki açıklamalar doğrultusunda, Tablo 2.5.'de yer alan -2LL değerinin, başlangıç modeline yani sadece sabit terimin yer aldığı modele ilişkin olduğu belirtilebilir. İlerleyen aşamalarda yordayıcı değişkenlerin modele girmesi ile -2LL değerinde meydana gelen değişiklikler, bir başka anlatımla yordayıcı değişkenler modele eklendikçe, modelde meydana gelen



gelişmeler ve model-veri uyumunda gözlenen iyileşmeler ayrıca tartışılacaktır. Amaçlanan modelde uyum iyileştiği için, -2LL değeri düşer.

Tablo 2.6.'da lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen ilk sınıflandırma durumuna ilişkin tablo sunulmaktadır.

Tablo 2.6. Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		brans		Percentage Correct
		guzel sanatlar	sinif	
Step 0	brans	0	37	,0
	guzel sanatlar			
	sinif	0	63	100,0
Overall Percentage				63,0

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Tablo 2.6.'da görüldüğü gibi, SPSS'te yapılan lojistik regresyon analizinin hemen başlangıcında bir sınıflandırma tablosu sunulmaktadır. Program bu ilk sınıflandırmayı keyfi bir şekilde, tüm denekleri bir kategoride düşünerek yapmaktadır (Field, 2005). Bu durum aynı zamanda, sadece sabit terimin yer aldığı bir modelde, ancak bir gruba ilişkin üyeliklerin doğru sınıflanabileceği şeklinde de düşünülebilir (Kalaycı, 2005). Burada analiz, örneğin uygulanan herhangi bir başarı testi sonucunda öğrencilerin geçti / kaldı şeklinde sınıflandığı bir yordanan değişkende, tüm öğrencileri "geçti" ya da tam tersi "kaldı" kabul ederek bir sınıflandırma yüzdesi çıkartmaktadır. Ancak programın her ne kadar keyfi bir sınıflama yaptığından söz edilmiş olsa da, burada yine de hangi kategoride daha çok denek varsa, tüm denekleri o kategoride kabul ettiğini belirtmekte yarar vardır. Örneğin 70 öğrenciden oluşan bir gruba uygulanan test sonucunda gözlenen durum 31 öğrenci "geçti", 39 öğrenci "kaldı" şeklinde ise, ilk sınıflandırma tablosunda tüm öğrenciler "kaldı" kategorisinde değerlendirilir; çünkü bu kategoride daha fazla denek vardır ve dolayısıyla doğru sınıflandırma yüzdesi daha yüksek olacaktır. "Geçti" grubu için sınıflandırma yüzdesi $31/70 = \%44$ iken; "kaldı" grubu için $39/70 = \%56$ olacaktır (Field, 2005).

Sınıflandırma tablosunun ardından yine Blok 0'a ilişkin "eşitlikte yer alan değişkenler (Variables in the Equation)" tablosu sunulmaktadır. Tablo 2.7.'de

görüldüğü üzere, burada başlangıç modelini (baseline model / constant-only model) oluşturan sabit terim, sabit terime ilişkin standart hata, değişkenin anlamlılığını test eden Wald istatistiği, Wald istatistiğinin serbestlik derecesi ve anlamlılık düzeyi ile $\text{Exp}(\beta)$, yani üstel lojistik regresyon katsayısı (Exponentiated logistic coefficients) yer almaktadır. Üstel lojistik regresyon katsayısı, odds oranını temsil etmektedir.

Tablo 2.7. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Alan Değişkenler

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	,532	,207	6,603	1	,010	1,703

Tablo 2.8.'de ise Blok 0'a ilişkin eşitlikte yer almayan değişkenler (Variables not in the Equation) tablosu sunulmaktadır.

Tablo 2.8. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler

Variables not in the Equation

Step	Variables	Score	df	Sig.
0	icseimotivasyon	,503	1	,478
	dissalmotivasyon	,139	1	,709
	sanattutum	6,388	1	,011
	mizah	2,644	1	,104
	estetikalgisi	,324	1	,569
	yaratıcılık	,055	1	,815
	ogretmenliktutum	,717	1	,397
Overall Statistics		13,916	7	,050

Burada öncelikle Tablo 2.8.'in son satırında yer alan hata ki-kare istatistiğine (residual chi-square) değinilecektir. İlk ki-kare değeri olarak da

adlandırılan bu değerin anlamlı olduğu görülmektedir [$\chi^2_{\beta_0} = 13,916, p \leq .05$]. Bu değerin anlamlı olması, modelde yer almayan yordayıcı değişkenlere ilişkin katsayıların, sıfırdan (0) anlamlı derecede farklı olduğunu göstermektedir. Bir başka deyişle, bu değişkenlerden bir ya da daha fazlasının modele eklenmesinin, modelin yordama gücünü arttıracığı görülmektedir. Eğer hata



ki-kare istatistiğine ilişkin anlamlılık düzeyi $p > .05$ ve dolayısıyla anlamlı değil ise, bu durum modele dâhil edilmemiş yordayıcı değişkenlerden hiçbirinin modelin yordama gücüne anlamlı katkı sağlamadığına işaret eder ve analiz bu noktada sonlanır (Field, 2005). Bir diğer anlatımla da, ancak bütün yordayıcı değişkenlerin β katsayılarının sıfır olduğunu test eden H_0 hipotezi reddedilirse, değişken seçimine devam edilir (Kalaycı, 2005). Ancak örneğimizde $\chi^2_{B_0}$ istatistiğine ilişkin p değeri, $p \leq .05$ 'dir. Dolayısıyla yordayıcı değişkenlerin modele anlamlı katkılar sağladığı ve değişken seçimine devam edileceği ifade edilebilir.

Tablo 2.8.'de yer alan puan (score) istatistikleri, her bir değişken için Roa'nın etki puan istatistikleridir (Roa's Efficient Score Statistics) ve değişkenlerin her birinin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığını gösterir (Field, 2005).

Tablo 2.9.'da, yordayıcı değişkenlerin modele girdiği durum için iterasyon öyküsü sunulmaktadır. Bir diğer deyişle, başlangıçta yer alan iterasyon öyküsü, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli iken, bu tablodaki iterasyon öyküsü, amaçlanan model içindir.

Tablo 2.9. Yordayıcı Değişkenlerin Modele Girdiği Durum için İterasyon Öyküsü

Block 1: Method = Enter

Iteration History^{a,c,d}

Iteration	-2 Log likelihood	Coefficients							
		Constant	İcselemtivasyon	dissalmotivasyon	sanattutum	mizah	estetikalgisi	yaraticilik	ogretmenliktutum
Step 1	117,568	-3,889	,016	-,009	,123	-,080	,000	,024	,030
2	117,047	-4,263	,014	-,013	,147	-,099	,002	,026	,034
3	117,044	-4,281	,014	-,014	,149	-,100	,002	,026	,034
4	117,044	-4,281	,014	-,014	,149	-,100	,002	,026	,034

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 131,791

d. Estimation terminated at iteration number 4 because parameter estimates changed by less than ,001.

Tablo 2.10.'da model katsayılarına ilişkin Omnibus Testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 2.10. Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi**Omnibus Tests of Model Coefficients**

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	14,747	7	,039
	Block	14,747	7	,039
	Model	14,747	7	,039

Tablo 2.10. incelendiğinde görüldüğü gibi ki-kare istatistiğinin anlamlılık düzeyi adım, blok ve model için hesaplanır. Model için ki-kare, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli ile amaçlanan model arasındaki farkı temsil eder. Adımsal bir yöntem kullanıldığında, amaçlanan model sadece seçilmiş yordayıcıları içerirken, standart yöntem tüm bağımsız değişkenlerin yer aldığı bir model üretir. Dolayısıyla bu karşılaştırma, kullanılan yöntemle göre farklılık gösterir. Genel olarak modele ilişkin anlamlı bir ki-kare, üretilen modelin deneklerin üyeliklerini, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeline göre daha iyi yordadığını gösterir. Eğer bir adımsal yöntem kullanılırsa ki-kare her adım için hesaplanır. Bu değer, modele her adımda seçilen yeni değişkenler eklendikçe, modeldeki iyileşmeyi gösterir.

Tablo 2.11.'de, amaçlanan modelin (sonuç modeli) uyum istatistiklerine ilişkin model özeti (Model Summary) sunulmaktadır.

Tablo 2.11. Amaçlanan Modelin Özeti**Model Summary**

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	117,044 ^a	,137	,187

a. Estimation terminated at iteration number 4 because parameter estimates changed by less than ,001.

Tablo 2.11.'in incelenmesine geçilmeden önce başlangıç modeline (sadece sabit terimin yer aldığı model) ilişkin -2LL değeri değerinin 131.791 olarak bulunduğunu hatırlamak gerekir. Modele bir ya da daha fazla değişken eklendiğinde, modelde meydana gelen iyileşme aşağıdaki eşitlik yardımı ile belirlenir (Field, 2005):



$$\chi^2 = 2 [LL_{(YEM)} - LL_{(TEMEL)}]$$

$$sd = K_{(YEM)} - K_{(TEMEL)}$$

Yeni modele ilişkin LL ile, temel ya da başlangıç modeline ilişkin LL farkının 2 ile çarpılmasının sebebi, sonucun ki-kare dağılımını vermesi içindir. Ki-kare dağılımında kullanılan serbestlik derecesi ise, yeni modele ilişkin parametre sayısından, temel modele ilişkin parametre sayısının çıkartılması ile elde edilir. Temel modele ilişkin parametre sayısı her zaman birdir (1). Çünkü bu modelde kestirilen tek parametre sabit terimdir. Sonraki herhangi bir model için de serbestlik derecesi, yordayıcı değişken sayısının bir fazlasına eşittir. Burada eklenen "1" değeri, yordayıcı değişken sayısına sabit terimin eklenmesini ifade etmektedir (Field, 2005).

Cox&Snell R^2 ve Nagelkerke R^2 değerleri, model tarafından bağımlı değişkende açıklanan varyansın iki farklı yoldan kestirilmesini temsil eder ve çoklu regresyondaki R^2 ile benzer şekilde yorumlanır (Field, 2005). Bir diğer anlatımla her iki değer de, lojistik model tarafından açıklanan varyans miktarını gösterir ve 1.00 mükemmel model uyumu ifade eder. Dolayısıyla daha büyük değerler, daha iyi model uyumuna karşılık gelir (Hair ve ark., 2006). Cox&Snell R^2 hiçbir zaman bire (1) ulaşmadığı ve yorumlanması da bu nedenle kolay olmadığı için, Nagelkerke R^2 hesaplanır (Field, 2005; Garson, 2008). Nagelkerke R^2 katsayısı, ranjin 0-1 arasında değişmesini sağlamak adına, Cox&Snell katsayısının değişime (modifikasyona) uğramış şeklidir. Bu nedenle de her zaman Nagelkerke R^2 değeri, Cox&Snell R^2 değerinden daha yüksektir (Garson, 2008; Hair ve ark., 2006).

Tablo 2.12.'de Hosmer ve Lemeshow Testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 2.12. Hosmer ve Lemeshow Testi

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	18,823	8	,016

Hosmer ve Lemeshow ki-kare uyum iyiliği testi olarak da anılan test, lojistik regresyon modelinin bir bütün olarak uyumunu değerlendirir. Özellikle yordayıcı değişkenlerin sürekli değişkenler olduğu durumda ya da küçük örneklemlemlerle çalışıldığı durumda, geleneksel ki-kare testinden çok daha güçlüdür. Bu anlamda da geleneksel ki-kare yöntemi ile hesaplanan Omnibus Testi'nin daha güçlü bir alternatifi olduğu ifade edilebilir. Bu teste ilişkin sonucun anlamlı olmaması ($p > .05$), model-veri uyumunun yeterli düzeyde olduğunu gösterir. Bir diğer deyişle, gözlenen ve model tarafından kestirilen değerler arasında anlamlı fark yoktur; model tahminleri, gözlenen durumdan farklı değildir (Garson, 2008). Adımsal bir analiz yöntemi tercih edildiğinde, Hosmer ve Lemeshow Testi sonucu da her bir adım için sunulur.

Tablo 2.13.'de lojistik regresyon modeli sonucunda elde edilen sınıflandırma sonucu sunulmaktadır. Bu tablo grup üyeliklerini yordamak üzere üretilen regresyon modelinin uygulanmasıdır. Bu tahminler deneklerin gerçek durumları ile karşılaştırılır. Doğru sınıflandırılan (yani gerçeğe uygun olarak sınıflandırılan) deneklerin oranı hesaplanır ve bu da model uyumunun bir diğer göstergesidir.

Tablo 2.13. Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Tablosu

Classification Table

Observed			Predicted		
			brans		Percentage Correct
			guzel sanatlar	sinif	
Step 1	brans	guzel sanatlar	18	19	48,6
		sinif	9	54	85,7
Overall Percentage					72,0

a. The cut value is ,500

Daha önce açıklandığı üzere, modelin anlamlılığını test eden yöntemlerden biri de Wald istatistiğidir. Wald istatistiği β 'nin anlamlılığına ilişkin bir ölçüdür ve her bir değişkenin modele katkısını ifade eder. Tabachnick ve Fidell (1996) Wald istatistiğinin oldukça muhafazakâr (conservative) olduğunu, bu nedenle de yorumlanırken anlamlılık düzeyinin biraz daha esnek tutulması gerektiğini önermektedirler (örneğin $p < .05$ ya da $p < .01$ gibi). Doğrusal regresyonda bir bütün olarak model - veri uyumunun ne kadar iyi olduğu değerlendirilmekle birlikte, her bir yordayıcı değişkenin katkısı da belirlenmek istenir. Doğrusal regresyonda t istatistiğini hesaplamak için kestirilen regresyon katsayıları ile onların standart hataları kullanılır.



Lojistik regresyonda ise ki-kare dağılımı olarak bilinen özel bir dağılıma sahip olan Wald istatistiği kullanılır. Doğrusal regresyondaki t testine benzer şekilde Wald istatistiği de, yordayıcı değişkenlere ilişkin β katsayılarının, sıfırdan anlamlı farklılık gösterip göstermediğini belirlemeyi sağlar. Yine Wald istatistiği de t istatistiğinde olduğu gibi, regresyon katsayılarına ilişkin değerlerin kendi standart hatalarına bölünmesi ile elde edilir (Field, 2005). Bazı istatistik paket programlarında Wald istatistiği, regresyon katsayısının standart hataya bölümünden sonra elde edilen değerın karesinin alınması ile de sonuçlanabilmektedir. Yapılan bu çalışma SPSS programında analiz edildiğinden Wald istatistiği aşağıdaki formül ile hesaplanmaktadır:

$$Wald = \left(\frac{\beta}{SH} \right)^2$$

Özet tabloda yer alan son değer de $\text{Exp}(\beta)$, yani üstel lojistik regresyon katsayılarıdır. Bu değer de her bir değişken için hesaplanan odds oranıdır (Mertler ve Vannatta, 2005). Yordayıcı değişkendeki bir birimlik değişmeden kaynaklı olarak, odds oranında meydana gelen değişmeyi gösterir. Dolayısıyla $\text{Exp}(\beta)$ değerleri şöyle yorumlanır: Eğer değer 1'den büyükse, yordayıcı değişkendeki artışla birlikte, olayın olma ya da görülme olasılığına ilişkin odds oranı yükselir. Eğer değer 1'den küçükse, yordayıcı değişkendeki artışa karşılık, olayın olma ya da görülme olasılığı düşer (Field, 2005). Aşağıda orijinal ve üstel lojistik regresyon katsayılarının yorumlanmasına ilişkin biraz daha ayrıntılı bilgilere yer verilmektedir.

Katsayıların Yorumlanması: Lojistik regresyonun avantajlarından biri, yordanan bir ikilemi (iki kategorili bir değişkeni) tanımlamak için, sadece bir olayın olma ya da olmama durumunu bilmeye ihtiyaç olmasıdır. Lojistik dönüştürme kullanılarak bu veriler analiz edilmekle birlikte, lojistik regresyon ve katsayılarının, metrik bir bağımlı değişkenin yer aldığı regresyon analizinden biraz farklı düşünülmesi gerekir (Hair ve ark., 2006).

Kestirim sürecinde katsayıların ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) gerçekte olasılık oranına (odds) ilişkin değişim ölçüleri olduğu bilinmektedir. Ancak, lojistik katsayıların orijinal formlarında yorumlanması oldukça güçtür; çünkü bağımlı ölçüm olarak logit kullanıldığı zaman, logaritma cinsinden ifade edilirler. Bundan dolayı da pek çok bilgisayar programı üstel lojistik regresyon katsayıları da sunar ki, bunlar orijinal lojistik katsayıların dönüştürülmüş (antilog) halidir. Lojistik regresyon analizinde yorumlama için ya orijinal ya da üstel lojistik katsayılar kullanılabilir. Yordanan değişkenin iki şekli ile yordayıcı değişken arasındaki ilişkiyi farklı şekilde yansıtan iki tür lojistik katsayıdan söz edilebilir (Hair ve ark., 2006). Tablo 2.14.'de lojistik katsayılar sunulmaktadır.

Tablo 2.14. Lojistik Katsayılar

Lojistik Katsayı	Değişikliklerin Yansıması
1.Orjinal →	1.Logit (Odds'un log'u)
2.Üstel →	2.Odds

Her iki katsayı da hem yön, hem de büyüklük olarak yorumlamada farklı yöntemler gerektirirler (Hair ve ark., 2006). İlişkinin yönü (pozitif ya da negatif) yordayıcı değişkende meydana gelen değişimlerle ilişkili olarak, yordanan değişkendeki değişimleri yansıtır. Pozitif ilişkinin anlamı, yordayıcı değişkende meydana gelen artışla ilişkili olarak, yordanan olasılıkta meydana gelen artış demektir. Negatif ilişki için de bunun tersi söz konusudur. Aşağıda ilişkinin yönünün, orijinal ve üstel lojistik katsayılar için farklı yorumlanmasına ilişkin açıklamalar yer almaktadır (Hair ve ark., 2006).

a. Orijinal Katsayıların Yönünün Yorumlanması: Orijinal katsayıların işareti (pozitif ya da negatif) ilişkinin yönünü gösterir ve regresyon katsayılarında görülür. Pozitif katsayı yordanan olasılığı yükseltirken, negatif katsayı düşürür; çünkü orijinal katsayılar logit değerleri olarak ifade edilir ve sıfır olması odds'un 1.00, olasılığın ise .50 olması anlamına gelir. Sonuç olarak negatif sayılar odds'un 1.0'den küçük ve olasılığın da .50'den az olması anlamına gelir.

b. Üstel Katsayıların (Exponentiated Coefficients) Yönünün Yorumlanması: Üstel katsayılar farkı şekilde yorumlanmalıdır; çünkü bu katsayılar orijinal katsayıların logaritmasıdır. Logaritma alırken, aslında üstel katsayılar odds cinsinden ifade edilir. Bunun anlamı üstel katsayıların negatif değerler alamayacağıdır. Sıfırın (0) logaritması 1 olduğu için, üstel katsayı 1.00, aslında yönü olmayan ilişkiye karşılık gelir. Sonuç olarak 1.00'in üzerinde üstel katsayı pozitif ilişkiyi, 1.00'den küçük katsayı ise, negatif ilişkiyi yansıtır.

Örneğin eğer β_i (orijinal katsayı) pozitif ise, bunun dönüştürülmüş hali (üstel katsayı) 1.00'den büyük olacaktır. Bunun anlamı da, yordayıcı değişkendeki herhangi bir pozitif değişmeye karşılık, odds değerinin yükseleceğidir. Böylece de model daha yüksek gerçekleşme olasılığının yordanmasını sağlar. Benzer şekilde eğer β_i negatif ise, üstel katsayı 1.00'den küçük olacak ve odds da düşecektir. Bir katsayının sıfır (0) olması, üstel katsayı değerinin 1 olması ve odds'da da değişme olmaması anlamına gelir (Hair ve ark., 2006).

Katsayıların yorumlanmasında bir diğer boyut, ilişkinin büyüklüğüne ilişkindir. Bağımsız değişkendeki bir birimlik değişiminin, olasılıkta ne kadar



değişmeye yol açacağını belirlemek için, katsayının nümerik değeri değerlendirilmelidir. Çoklu regresyonda olduğu gibi, katsayının metrik olup olmadığına göre yorumlama farklı şekilde yapılmalıdır; çünkü her birinin yordanan değişken üzerindeki etkileri farklıdır (Hair ve ark., 2006).

a. Metrik Bağımsız Değişkenlerin Büyüklüğünün Yorumlanması: Metrik değişkenler için soru; "yordayıcı değişkendeki her bir (1) birimlik değişme için, kestirilen olasılıktaki değişim ne kadardır?" şeklindedir. Çoklu regresyonda regresyon katsayıları, yordayıcı değişken ile yordanan değişken arasındaki doğrusal ilişki eğilimine sahiptir. 1.35 olan bir katsayı, yordayıcı değişkende meydana gelen her bir (1) birimlik değişmeye karşılık, her seferinde yordanan değişkende 1.35 birimlik değişme meydana geleceğini göstermektedir. Lojistik regresyonda ise, 0-1 arasında sınırlı doğrusal olmayan bir ilişki söz konusudur ve dolayısıyla da farklı şekilde yorumlanması gerekir.

b. Orijinal Lojistik Katsayılar: Her ne kadar ilişkinin yönüne karar vermekte orijinal lojistik katsayılar çok uygun ise de, ilişkinin büyüklüğüne karar vermede daha az kullanışlıdır. Çünkü bu katsayılar logit değerindeki (log odds) değişimleri yansıtır ve bir (1) birimlik değişim, gerçekte olasılıkta ne kadarlık bir değişme olduğunu betimlemez.

Özet olarak metrik yordayıcı değişkenlerin büyüklüğü, orijinal ve üstel katsayılar için farklı şekilde yorumlanır. Orijinal katsayılar ilişkin büyüklüğünün değerlendirilmesinde daha az kullanışlıdır; çünkü logit (log odds) değerindeki değişmeyi yansıtır. Üstel katsayılar ise, doğrudan odds değerindeki değişimin büyüklüğünü yansıtır. Ancak etkileri artan / çarpımsaldır (multiplicative) ve katsayının 1.00 olması, değişme olmadığı anlamına gelir (yordayıcı değişkenin bir (1) kez artması, değişme olmaması demektir). İlişkinin yönü de ya doğrudan orijinal katsayılar (pozitif ya da negatif) ya da dolaylı olarak üstel katsayılar (1'den küçükse negatif, 1'den büyükse pozitif) yardımıyla değerlendirilir. İlişkinin büyüklüğünün değerlendirilmesinde ise üstel katsayılar çok daha kullanışlıdır; çünkü yordanan değişkendeki değişimin yüzde olarak ifade edilmesini [(Üstel katsayı - 1) . 100] sağlarlar.

Tablo 2.15.'de, amaçlanan model değişkenlerine (eşitlikte yer alan değişkenler) ilişkin katsayı tahminleri sunulmaktadır.

Tablo 2.15. Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	icseimotivasyon	,014	,047	,086	1	,769	1,014
	dissalmotivasyon	-,014	,033	,184	1	,668	,986
	sanattutum	,149	,061	5,944	1	,015	1,181
	mizah	-,100	,048	4,353	1	,037	,905
	estetikalgisi	,002	,030	,006	1	,940	1,002
	yaratıcılık	,026	,044	,341	1	,559	1,026
	ogretmenliktutum	,034	,044	,597	1	,440	1,034
	Constant	-4,281	3,522	1,477	1	,224	,014

a. Variable(s) entered on step 1: icseimotivasyon, dissalmotivasyon, sanattutum, mizah, estetikalgisi, yaratıcılık, ogretmenliktutum.

2.5. Raporlaştırma

Bu bölümde lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen çıktıların (output) tablolaştırılması ve yorumlanmasına ilişkin bilgiler verilmektedir.

Tablo 2.16.'da öncelikle başlangıç bloğu (Blok 0) ya da başlangıç modeli için iterasyon öyküsü sunulmaktadır.

Tablo 2.16. Başlangıç Modeli) İterasyon Öyküsü

İterasyon		-2Log Olabilirlik (-2LL)	Katsayılar
			Sabit
Adım 0	1	131.795	.520
	2	131.791	.532
	3	131.791	.532

Tablo 2.16. incelendiğinde modelin -2LL değerinin 131.795 ile başladığı görülmektedir. Mükemmel uyuma karşılık gelen -2LL değerinin sıfır (0) olduğu hatırlandığında, bu değer oldukça yüksektir.

Tablo 2.17.'de lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen ilk sınıflandırma durumu sunulmaktadır.



Tablo 2.17. Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu

Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
	Güzel sanatlar	Sınıf	
Güzel sanatlar	0	37	0.00
Sınıf	0	63	100.00
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi			63.00

Tablo 2.17. incelendiğinde, bu çalışmada ele alınan yordayıcı değişkenler açısından durum değerlendirildiğinde; ilk sınıflandırma sonuçları doğrultusunda araştırma grubunda yer alan tüm öğretmenlerin sınıf öğretmeni grubunda sınıflandırıldığı ve doğru sınıflandırma yüzdesinin %63.00 olduğu görülmektedir.

Tablo 2.18.'de başlangıç modelinde / eşitlikte yer alan değişkenler sunulmaktadır.

Tablo 2.18. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Alan Değişkenler

Adım 0	β	Standart Hata	Wald	sd	P	Exp(β)
Sabit	.532	.207	6.603	1	.010	1.703

Tablo 2.18.'de görüldüğü üzere, burada başlangıç modelini (baseline model / constant-only model) oluşturan sabit terim, sabit terime ilişkin standart hata, değişkenin anlamlılığını test eden Wald istatistiği, Wald istatistiğinin serbestlik derecesi ve anlamlılık düzeyi ile Exp(β), yani üstel lojistik regresyon katsayısı (Exponentiated logistic coefficients) yer almaktadır. Üstel lojistik regresyon katsayısı, odds oranını temsil etmektedir.

Tablo 2.19.'da başlangıç modelinde / eşitlikte yer almayan değişkenler sunulmaktadır.

Tablo 2.19. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler

Adım 0	Değişkenler	Skor	sd	p
	İçsel Motivasyon	.503	1	.478
	Dışsal Motivasyon	.139	1	.709
	Sanata Yönelik Tutum	6.388	1	.011
	Mizah Anlayışı	2.644	1	.104
	Estetik Algısı	.324	1	.569
	Yaratıcılık	.055	1	.815
	Öğretmenlik Mesleğine Yönelik Tutum	.717	1	.397
Hata Ki-kare İstatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)		13.916	7	.050

Tablo 2.19.'da sunulan başlangıç modelinde / eşitlikte yer almayan değişkenler araştırmannın yordayıcı değişkenleridir. Çünkü daha önce de değinildiği üzere başlangıç modeli sadece sabit terimin yer aldığı modeldir. Bu Tabloda önemli olan, son satırda yer alan hata ki-kare istatistiğidir. İlk ki-kare değeri olarak da adlandırılan bu değerin anlamlı olduğu görülmektedir

[$\chi^2_{\beta_0}=13.916$, $p \leq .05$]. Bu değerin anlamlı olması, modelde yer almayan yordayıcı değişkenlere ilişkin katsayıların, sıfırdan (0) anlamlı derecede farklı olduğunu göstermektedir. Bir başka deyişle, bu değişkenlerden bir ya da daha fazlasının modele eklenmesinin, modelin yordama gücünü arttıracığı görülmektedir.

Burada "Sanata Yönelik Tutum" değişkenine ilişkin skor / puan istatistiğinin anlamlı olması ($p < .05$), bu yordayıcı değişkenin modele katkı sağlayacağı anlamına gelirken, diğer değişkenlere ilişkin skor / puan istatistiklerinin anlamlı olmaması ($p > .05$), bu yordayıcı değişkenlerin modele potansiyel katkı sağlamayacağı anlamına gelmektedir.

Tablo 2.20.'de yordayıcı değişkenlerin modele girdiği durum için iterasyon öyküsü sunulmaktadır.



Tablo 2.20. Yordayıcı Değişkenlerin Modele Girdiği Durum için İterasyon Öyküsü

İterasyon		Katsayılar							
Adım	-2LL	Sabit	İçsel Motivasyon	Dışsal Motivasyon	Sanata Yönelik Tutum	Mizah Anlayışı	Estetik Algısı	Yaratıcılık	Öğretmenlik Tutumu
1	117.568	-3.889	.016	-.009	.123	-.080	.000	.024	.030
2	117.047	-4.263	.014	-.013	.147	-.099	.002	.026	.034
3	117.044	-4.281	.014	-.014	.149	-.100	.002	.026	.034
4	117.044	-4.281	.014	-.014	.149	-.100	.002	.026	.034

Tablo 2.20. incelendiğinde, başlangıçta yer alan iterasyon öyküsü, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli iken, bu tablodaki iterasyon öyküsü, amaçlanan model içindir. Başlangıçta 131.791 olan -2LL değerinin, 117.044'e kadar düştüğü görülmektedir. Sadece sabit terimin yer aldığı temel modele yordayıcı değişken/ler girdiğinde, -2LL farkı 14.747'dir (131.791 – 117.044). Bu durumda modelin uyumunda meydana gelen değişme anlamlıdır.

Tablo 2.21.'de model katsayılarına ilişkin Omnibus Testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 2.21. Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi

Adım		Ki-kare	sd	P
1	Adım	14.747	7	.039
	Blok	14.747	7	.039
	Model	14.747	7	.039

Tablo 2.21. incelendiğinde, model ki-kare değerine ilişkin p değerinin anlamlı olması, yordanan değişken ile yordayıcı değişkenler kombinasyonu arasında ilişkinin varlığını göstermektedir. Model ki-kare istatistiğinin anlamlı olması, "sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli ile yordayıcı

değişken/lerin analize girmesiyle oluşan amaçlanan model arasında fark yoktur" şeklindeki null hipotezinin (H_0) reddedilmesi ve yordayıcı değişken/lerle yordanan değişken arasındaki ilişkinin desteklenmesi demektir.

Tablo 2.22.'de amaçlanan modelin (sonuç modelinin) özeti sunulmaktadır.

Tablo 2.22. Amaçlanan Modelin Özeti

Adım	(-2LL)	Cox&Snell R^2	Nagelkerke R^2
1	117.044	.137	.187

Tablo 2.22.'de sunulan Cox&Snell R^2 değeri incelendiğinde, yordayıcı değişken/ler analize girdiğinde, branş yordanan değişkenindeki varyansın %13.70'ini açıklamaktadır. Nagelkerke R^2 değeri ise %18.70'dir. Daha önce de değinildiği üzere, Nagelkerke R^2 değeri, Cox&Snell R^2 değerinden yüksektir.

Tablo 2.23.'de Hosmer ve Lemeshow Testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 2.23. Hosmer ve Lemeshow Testi

Adım	Ki-kare	sd	p
1	18.823	8	.016

Tablo 2.23. incelendiğinde, yordayıcı değişken/ler analize girdiğinde, Hosmer ve Lemeshow testi sonucu anlamlı çıkmaktadır ($p < .05$). Bu değer anlamlı olması, modelin kabul edilebilir uyuma sahip olmadığını, yani model-veri uyumunun yeterli düzeyde olmadığını göstermektedir.

Tablo 2.24.'de lojistik regresyon modeli sonucu elde edilen sınıflandırma tablosu sunulmaktadır.

Tablo 2.24. Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Tablosu

	Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
		Güzel sanatlar	Sınıf	
Adım 1	Güzel sanatlar	18	19	48.60
	Sınıf	9	54	85.70
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi				72.00



Tablo 2.24.'e ilişkin değerlendirmelere geçmeden önce, Tablo 2.6.'da sunulmuş olan ilk sınıflandırma sonuçları hatırlanacak olursa, sınıf öğretmeni 63 kişi, güzel sanatlar öğretmeni 37 kişi olmak üzere (gözlenen durum), doğru sınıflandırma oranı %63.00 olarak bulunmuştu. Lojistik regresyon modeli sonucunda elde edilen sınıflandırma sonucu incelendiğinde ise, yordayıcı değişkenlere göre yapılan sınıflandırmayla, güzel sanatlar branşında olan 37 öğretmenden 18'i doğru, 19'u yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %48.60'dır. Sınıf öğretmeni olan 63 öğretmenden 54'ü doğru, 9'u yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %85.70'dir. Amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflandırma oranı ise %72.00'dir.

Tablo 2.25.'de amaçlanan model değişkenlerinin katsayı tahminleri sunulmaktadır.

Tablo 2.25. Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri

Adım		β	Standart Hata	Wald	sd	p	Exp(β)
1	İçsel Motivasyon	.014	.047	.086	1	.769	1.014
	Dışsal Motivasyon	-.014	.033	.184	1	.668	.986
	Sanata Yönelik Tutum	.149	.061	5.944	1	.015	1.161
	Mizah Anlayışı	-.100	.048	4.353	1	.037	.905
	Estetik Algısı	.002	.030	.006	1	.940	1.002
	Yaratıcılık	.026	.044	.341	1	.559	1.026
	Öğretmenlik Tutumu	.034	.044	.597	1	.440	1.034
	Sabit	-4.281	3.522	1.477	1	.224	.014

Tablo 2.25. incelendiğinde, "Sanata Yönelik Tutum" yordayıcı değişkenindeki bir (1) birimlik artışın, sınıf öğretmeni olma odds'unda %16.10'luk [(1-1.161).100] artışa yol açtığı görülmektedir; çünkü 1 olarak kodlanan kategori sınıf öğretmeni olma kategorisidir. "Mizah Anlayışı" yordayıcı değişkenindeki bir (1) birimlik artışın ise, sınıf öğretmeni olma odds'unda %9.50'lik [(1-0.905).100] artışa yol açtığı görülmektedir.

Örnek 2.4.2.

Bir araştırma kapsamında 410 öğretmenden "İş Doyumu Ölçeği" ve "Mükemmeliyetçilik Ölçeği", "Motivasyon Ölçeği" kullanılarak veri toplanmıştır. Ayrıca öğretmenlerin "Performans Puanları" ve çalıştıkları

okuldan memnuniyetlerinin sorulduğu "Memnuniyet Durumu (evet / hayır)" kategorik değişkenine ilişkin veri bulunmaktadır. Bunlar analizin yordayıcı değişkenlerini oluşturmaktadır. Yordanan değişken ise "okul türü" değişkenidir. Toplam 410 öğretmenden 210'u (%51.20) resmi ilköğretim okulunda, 200'ü ise (%48.80) özel ilköğretim okulunda görev yapmaktadır. Burada amaç, söz konusu ölçeklere ilişkin puanların, resmi ve özel ilköğretim okulunda görev yapmakta olan öğretmenleri hangi doğruluk düzeyinde sınıflayabildiğini (ayırabildiğini) belirlemektir. Burada Memnuniyet Durumu değişkeni kategorik olduğundan "Categorical (Kategorik)" butonu tıklanarak söz konusu değişkenin "Categorical Covariates (Kategorik Ortak Değişken)" kutusuna aktarılması ve "Continue (Devam)" işlemlerinin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Analiz Forward: LR yöntemi ile yapılmıştır. Uygulama verileri klasöründe bulunan (**LOG_ORNEK_2.sav**) adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

Logistic Regression

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	410	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	410	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		410	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
RESMİ / DEVLET IOO	0
OZEL IOO	1

Categorical Variables Codings

		Frequency	Paramete
			(1)
MEMNUNİYET	Evet	334	1,000
	Hayır	76	,000



Block 0: Beginning Block

Iteration History ^{a,b,c}

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 1		568,137	-,049
0	2	568,137	-,049

- a. Constant is included in the model.
 b. Initial -2 Log Likelihood: 568,137
 c. Estimation terminated at iteration number 2 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^b

Observed			Predicted		
			OKULTURU		Percentage Correct
			RESMI / DEVLET IOO	OZEL IOO	
Step 0	OKULTURU	RESMI / DEVLET IOO	210	0	100,0
		OZEL IOO	200	0	,0
Overall Percentage					51,2

- a. Constant is included in the model.
 b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,049	,099	,244	1	,621	,952

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	PERFORMANS	18,683	1	,000
		MEMNUNİYET(1)	4,062	1	,044
		ISDOYUMU	1,060	1	,303
		MUKEMMELLİYETÇİLİK	,984	1	,321
		MOTIVASYON	3,091	1	,079
Overall Statistics			21,330	5	,001

Block 1: Method = Forward Stepwise (Likelihood Ratio)**Iteration History^{a,b,c,d}**

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients	
			Constant	PERFOR MANS
Step	1	549,054	2,172	-,838
1	2	549,015	2,281	-,879
	3	549,015	2,282	-,879

a. Method: Forward Stepwise (Likelihood Ratio)

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 568,137

d. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than ,001.

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	19,122	1	,000
	Block	19,122	1	,000
	Model	19,122	1	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	549,015 ^a	,046	,061

a. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	7,082	8	,528



Classification Table

Observed			Predicted		
			OKULTURU		Percentage Correct
			RESMİ / DEVLET İOO	OZEL İOO	
Step 1	OKULTURU	RESMİ / DEVLET İOO	138	72	65,7
		OZEL İOO	92	108	54,0
Overall Percentage					60,0

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 PERFORMAN	-,879	,208	17,813	1	,000	,415
Constant	2,282	,562	16,488	1	,000	9,792

a. Variable(s) entered on step 1: PERFORMANS.

Model if Term Removed

Variable	Model Log Likelihood	Change in -2 Log Likelihood	df	Sig. of the Change
Step 1 PERFORMANS	-284,068	19,122	1	,000

Variables not in the Equation

	Score	df	Sig.
Step 1 Variables			
MEMNUNİYET(1)	1,650	1	,199
ISDOYUMU	,035	1	,852
MUKEMMELLİYETC	,915	1	,339
MOTIVASYON	,452	1	,501
Overall Statistics	2,786	4	,594

2.6. Anahtar Sözcükler

Logit: Odds oranının doğal logaritmasıdır.

Odds: Bir olayın olma olasılığının, o olayın olmama olasılığına bölümüdür.

Standart (Enter) Yöntem: Tüm ortak değişkenler (covariates) bir blok olarak regresyon modelinde yer alır ve her bir blok için parametre kestirimleri hesaplanır.

Adımsal (Stepwise) Yöntemler: Adımsal yöntemler ileriye doğru (forward) ve geriye doğru (backward) olmak üzere ikiye ayrılır. İleriye doğru yöntemlerde analize önce sadece sabit terim dâhil edilerek başlanır. Sonra belirli bir ölçüte göre, modele değişkenler tek tek eklenir. İleriye doğru yöntemlerin tersi, geriye doğru yöntemlerdir. Bu yöntemler de aynı değişken eleme ölçütlerini kullanılır; ancak ileriye doğru yöntemlerde olduğu gibi modele önce sadece sabit terimi alarak başlamak yerine, tüm yordayıcı değişkenleri alarak başlarlar. Sonra modelin gelişmesine ya da iyileşmesine katkılarına göre yordayıcı değişkenlerin modelde tutulmasına ya da elenmesine karar verilir.

-2LL ya da -2log olabilirlik (-2log likelihood) Bir model uyumu indeksidir. En çok olabilirlik kestiriminin ne kadar iyi uyuma işaret ettiğine ilişkin temel ölçü, çoklu regresyondaki kareler toplamına benzeyen "olabilirlik değeridir (likelihood value)". Lojistik regresyon, kestirilen model uyumunu olabilirlik değerinin -2 log'unu alarak ölçer. -2LL'nin alabileceği en küçük değer sıfır (0)'dır ve mükemmel uyuma karşılık gelir. -2LL=0 olduğunda, olabilirlik=1'dir. Sonuç olarak -2LL değeri, çoklu regresyondaki R^2 değeri gibi düşünülebilir ve uyumdaki değişiklikler karşılaştırılarak yorumlanabilir.

Puan (Score) istatistikleri: Her bir değişken için Roa'nın etki puan istatistikleridir (Roa's Efficient Score Statistics) ve değişkenlerin her birinin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığını gösterir (Field, 2005).

Cox&Snell R^2 ve Nagelkerke R^2 : Model tarafından bağımlı değişkende açıklanan varyansın iki farklı yoldan kestirilmesini temsil eder ve çoklu regresyondaki R^2 ile benzer şekilde yorumlanır (Field, 2005). Bir diğer anlatımla her iki değer de, lojistik model tarafından açıklanan varyans miktarını gösterir ve 1.00 mükemmel model uyumu ifade eder. Dolayısıyla daha büyük değerler, daha iyi model uyumuna karşılık gelir (Hair ve ark., 2006). Cox&Snell R^2 hiçbir zaman bire (1) ulaşmadığı ve yorumlanması da bu nedenle kolay olmadığı için, Nagelkerke R^2 hesaplanır (Field, 2005; Garson, 2008). Nagelkerke R^2 katsayısı, ranjin 0-1 arasında değişmesini sağlamak



adına, Cox&Snell R^2 katsayısının değişime (modifikasyona) uğramış şeklidir. Bu nedenle de her zaman Nagelkerke R^2 değeri, Cox&Snell R^2 değerinden daha yüksektir (Garson, 2008; Hair ve ark., 2006).

Hosmer ve Lemeshow Testi: Hosmer ve Lemeshow ki-kare uyum iyiliği testi olarak da anılan test, lojistik regresyon modelinin bir bütün olarak uyumunu değerlendirir. Özellikle yordayıcı değişkenlerin sürekli değişkenler olduğu durumda ya da küçük örneklerle çalışıldığı durumda, geleneksel ki-kare testinden çok daha güçlüdür. Bu anlamda da geleneksel ki-kare yöntemi ile hesaplanan Omnibus Testi'nin daha güçlü bir alternatifi olduğu ifade edilebilir. Bu teste ilişkin sonucun anlamlı olmaması ($p > .05$), model-veri uyumunun yeterli düzeyde olduğunu gösterir (Garson, 2008).

Wald istatistiği: Modelin anlamlılığını test eden yöntemlerden biridir. Wald istatistiği β 'nin anlamlılığına ilişkin bir ölçüdür ve her bir değişkenin modele katkısını ifade eder.

Üstel Lojistik Regresyon Katsayısı ($\text{Exp}(\beta)$): Her bir değişken için hesaplanan odds oranıdır (Mertler ve Vannatta, 2005). Yordayıcı değişkendeki bir birimlik değişmeden kaynaklı olarak, odds oranında meydana gelen değişmeyi gösterir.

Kaynaklar

- Agresti, A. (1996). *An introduction to categorical data analysis*. New York: John Wiley and Sons.
- Akkuş, Z., ve Çelik, M.Y. (29 Eylül - 02 Ekim 2004). *Lojistik regresyon ve diskriminant analizi yöntemlerinde önemli ölçütler*. VII. Ulusal Biyoistatistik Kongresi'nde sunulan sözlü bildiri. Mersin Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Biyoistatistik Anabilim Dalı, Mersin.
- Arabacı, Ö. (2002). *Lojistik regresyon analizi ve bir uygulama denemesi*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Uludağ Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bursa.
- Atasoy, D. (2001). *Lojistik regresyon analizinin incelenmesi ve bir uygulaması*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Cumhuriyet Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sivas.
- Bircan, H. (2004). Lojistik regresyon analizi: Tıp verileri üzerine bir uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (2), 185-208.
- Büyüköztürk, Ş. (2010). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı: İstatistik, araştırma deseni, SPSS uygulamaları ve yorum* (11.baskı). Ankara: Pegem Yayınları.
- Büyüköztürk, Ş. & Çokluk-Bökeoğlu, Ö. (2008). *Discriminant analysis: Concept and application*. *Eurasian Journal of Educational Research*, (33), 73-92.
- Büyüköztürk, Ş., Çokluk, Ö. ve Köklü, N. (2010). *Sosyal bilimler için istatistik* (4. baskı). Ankara: Pegem Yayınları.
- Büyüköztürk, Ş., Kılıç Çakmak E., Akgün, Ö. E., Karadeniz, Ş. & Demirel, F. (2008). *Bilimsel araştırma yöntemleri* (Genişletilmiş İkinci Baskı). Ankara: Pegem Yayınları.
- Cohen, J. & Cohen, P. (1983). *Applied multiple regression/Correlation analysis for the behavioral sciences*. London: Lawrence Erlbaum Associates publishers.
- Cook, D. (2008). *Binary response and logistic regression analysis*. www.public.iastate.edu/~stat415/stephenson/stat415_chapter3.pdf (Erişim tarihi: 22 kasım 2008).
- Edwards, A. (1995). *Doğrusal regresyon ve korelasyona giriş* (Çev. S.Hovardaoğlu). Ankara: Hatipoğlu Yayınları.
- Elifson, K.W., Runyon, R.P. & Haber, A. (1990). *Fundamentals of social statistics (Second edition)*. New York: McGraw-Hill Publ. Comp.
- Field, A. (2005). *Discovering statistics using SPSS (Second Ed.)*. London: Sage Publication.
- Ferguson G. A. & Takane, Y. (1989). *Statistical analysis in psychology and education (Sixth edition.)*. New York: McGraw-Hill Book Company.
- Garson, G. D. (2008). *Logistic regression*. <http://www2.chass.ncsu.edu/garson/PA765/logistic.htm> (Erişim tarihi: 22 kasım 2008).
- George, D. & Mallery, P. (2000). *SPSS for Windows step-by-step: A simple guide and reference (Second edition)*. Boston: Allyn and Bacon.



- Green, S.B., Salkind N.J. & Akey, T.M. (1997). *Using SPSS for Windows: Analyzing and Understanding Data*. New York: Prentice Hall.
- Grimm, L.G. & Yarnold, P.R. (Eds). (1995). *Reading and understanding multivariate statistics*. Washington D.C.: American Psychological Association.
- Gürçan, M. (1998). *Lojistik regresyon analizi ve bir uygulama*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi. Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun.
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B., Anderson, R. E. & Tatham, R.L. (2006). *Multivariate data analysis (Sixth edition)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Heiman, G.W. (1996). *Basic statistics for the behavioral sciences (Second edition)*. Boston: Houghton Mifflin Comp.
- Howell, D.C. (1987). *Statistical methods for psychology (Second edition)*. Boston: Duxbury Press.
- Kalaycı, Ş. (Ed.) (2005). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri*. Ankara: Asil Yayın Dağıtım.
- Kayrı, M. ve Çokluk, Ö. (2010). Using multinomial logistic regression analysis in artificial Neural network: an application. *Ozean Journal of Applied Science* (Accepted-in press).
- Kılıç, S. (2000). *Lojistik regresyon analizi ve pazarlama araştırmalarında bir uygulama*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Leech, N.L., Barrett, K.C., and Morgan, G.A. (2005). *SPSS for intermediate statistics: Use and interpretation (Second edition)*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Lewis, B. & Michael, S. (1980). *Applied regression: An Introduction*. New York: Sage.
- Menard, S. (1995). *Applied logistic regression analysis. Sage university paper series on quantitative applications in the social sciences*. Thousand Oaks, CA: Sage Publication.
- Mertler, C.A. & Vannatta, R.A. (2005). *Advanced and multivariate statistical methods: Practical application and interpretation (Third edition)*. Glendale, CA: Pyrczak Publishing.
- Önder, H. (2001). *Lojistik regresyonlarda değişken seçimi*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Pedhazur, E.J. (1982). *Multiple regression in behavioral research: explanation and prediction (Second edition)*. USA: Rinehart and Winston.
- Peng, C.Y. J., Lee, K. L. & Ingersoll, G. M. (2002). An introduction to logistic regression analysis and reporting. *The Journal of Educational Research*, 96 (1), 3-14.
- Poulsen, J. & French, A. (2008). *Discriminant function analysis*. <http://userwww.sfsu.edu/~efc/classes/biol710/discrim/discrim.pdf> (Erişim tarihi: 22 kasım 2008).

- Seven, Z. (1997). *Değişken seçimi yöntemi olarak adımsal lojistik regresyon ile adımsal diskriminant analizinin karşılaştırılması*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Stephenson, B. (2008). *Binary response and logistic regression analysis*. www.public.iastate.edu/~stat415/stephenson/stat415_chapter3.pdf. (Erişim tarihi: 22 kasım 2008).
- Tabachnick, B. G. & Fidell, L.S. (1989). *Using multivariate statistics (Second edition)*. New York: Harper Collins Publishers.
- Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. (1996). *Using multivariate statistics (Third edition)*. New York, USA: HarperCollins College Publishers.
- Tatlidil, H. (1996). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz*. Ankara: Engin Yayınları.
- Tate, R. (1992). *General linear model applications (Unpublished manuscript)*. Florida State University.
- Todman, J. & Dugard, P. (2007). *Approaching multivariate analysis: An introduction for psychology*. New York, USA: Taylor & Francis Group.

DISKRİMİNANT (FONKSİYON) ANALİZİ

3.1. Özet

Diskriminant analizi, grup üyeliklerini yordamaya yönelik bir model kurma amacına hizmet eden çok değişkenli bir istatistiksel tekniktir. Model, gruplar arasında en iyi ayrımı yapmayı sağlayan yordayıcı değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonuna dayalı olarak ortaya çıkan diskriminant fonksiyonlarından oluşur. Bu fonksiyonlar, grup üyelikleri bilinen bir örneklemde yola çıkılarak üretilir ve sonrasında aynı bağımsız değişkenlere ilişkin ölçümleri bulunan, ancak grup üyelikleri bilinmeyen yeni birey ya da birimlere uygulanabilir. Diskriminant analizi, sayıltılarının karşılanması durumunda, kategorik bir bağımlı değişkenin düzeylerine ilişkin üyeliği yordayan bağımsız değişkenlerin neler olduğunun belirlenmesine yönelik kavramsal ve matematiksel temelleri güçlü bir istatistiktir.

Diskriminant analizinde yapılmaya çalışılan, iki ya da daha fazla grubu oluşturan bireyler arasındaki farklılıkları maksimum yapan değişkenlerin doğrusal birleşiminden meydana gelen, bir ya da daha fazla sayıda fonksiyonun belirlenmesidir (Çakmak; 1992).

Diskriminant analizi için her birey, bir ya da daha fazla nicel değişkene ilişkin puan ya da puanlara ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı (kategorik) değişkene ilişkin bir değere sahip olmalıdır. Diskriminant analizinde nicel değişkenler çoğunlukla "bağımsız değişken", "ayırıcı değişken" ya da "yordayıcı değişken" olarak adlandırılırken, grup üyeliğini gösteren değişken "bağımlı değişken" ya da "ölçüt değişken" olarak adlandırılır.

Diskriminant analizi, belirli puanlara dayalı olarak önceden tanımlanan grupları birbirinden ayırt etmede kullanılır. Ancak, diskriminant analizinin güçlü sayıltılarının karşılanmasının kolay olmayışı ve grupların analizden önce belirlenmesi gerekliliği, kimi zaman analizin yaygın olarak kullanımını sınırlayan faktörler olmaktadır. Ayrıca bir bireyin hali hazırda tanımlanabilir bir grup üyesi olmasının, bu gruplarda yer alması gibi bir gerekliliği ortaya çıkardığını varsaymak da her zaman uygun değildir. Örneğin insanlar bazı



değişkenlere göre yapılan hatalı sınıflamalardan dolayı belli grupların üyesi olmuş olabilirler. Diskriminant analizi ve benzeri bazı yöntemler, bu yanlış sınıflandırmayı ortadan kaldırmaktan çok, bunun devamına hizmet edebilir (Nunnally and Bernstein, 1994).

Diskriminant analizinin farklı amaçlar için kullanılabilen ve önemli katkılar sağlayan bir analiz olmakla birlikte, bu avantajların diğer tüm istatistiksel yöntemlerde olduğu gibi, doğru kullanım ile mümkün olduğu unutulmamalıdır.

3.2 Tanımlama

Farklı bilim dallarında, farklı amaçlarla bireyler ya da birimler çeşitli özellikleri dikkate alınarak sınıflandırılmak istenir. Bu tür bir sınıflandırma bilgisi, karmaşık durumların daha anlaşılır hale gelmesine yardımcı olur. Bu tür bir bilgi bir kez elde edildikten sonra da, artık karşılaşılan yeni durum, birey ya da birimlerin bu sınıflardan birine yerleştirilmesinde kullanılabilir. Örneğin eğitim alanında, normal çocuklarla öğrenme güçlüğü olan çocukların ayrılabilmesi, psikoloji ve psikiyatri gibi bilim alanlarında şizofrenlerin, depresiflerin, paranoyakların doğru gruplara yerleştirilmesi, hasta olanlarla olmayanların ayrılabilmesi ve benzeri sınıflamaların uygulama açısından önemli katkı ve kolaylıkları olur. Ancak burada önemli olan doğru sınıflandırmayı yapabilecek bilgiye ya da modele sahip olmaktır.

Diskriminant analizi her ne kadar davranış bilimlerinde çok fazla kullanılamasa da, kavramsal ve matematiksel olarak güçlü bir çok değişkenli istatistiktir. Psikoloji alanına, personel seçme ve yerleştirme için test etme programları kapsamında uygulanarak girmiştir. Bu uygulamalar insanları bir işe yerleştirmede ya da eğitim programlarına almada etkili stratejiler sağlama amacına hizmet etmiştir. Ancak kullanım alanlarının bunlarla sınırlı olmadığı, potansiyel olarak pek çok uygulamalı problemde yararlı olacağı düşünülmektedir (Nunnally ve Bernstein, 1994).

Davranış bilimlerinde değişkenler arasındaki benzerlikleri incelemenin en yaygın yolu faktör analizidir. Amaçları birebir aynı olmamakla birlikte, değişkenler arasındaki benzerlikleri incelemenin faktör analizi dışındaki en popüler üç yöntemi ise, kümeleme analizi, profil analizi ve diskriminant analizidir. İlerleyen bölümlerde diskriminant analizi ile diğer bazı yöntemlerin benzerlik ve farklılıklarına kısaca değinilecektir. Ancak, tüm istatistiksel tekniklerin seçiminde olduğu gibi, hangi tekniğin kullanılacağına karar vermede en önemli ölçütlerden birinin, ele alınan değişkenlerin düzey ve sayıları olduğu unutulmamalıdır.

Bu bölümde, iki kategorili (ikilem/dichotomous/binary) bağımlı değişken olarak ifade edilen belirli gruplara üye olma durumunu en iyi açıklayan bağımsız değişkenler kombinasyonunu belirlemeye yönelik ikili diskriminant analizinin temel kavram ve süreçlerini açıklamak amaçlanmaktadır.

3.2.1. Amaç

Diskriminant analizi aşağıda belirtilen amaçlar için uygulanabilir (Garson, 2008):

- Diskriminant yordama eşitliği (fonksiyonu) kullanılarak bireyleri ya da birimleri sınıflamak,
- Bireylerin ya da birimlerin tahminlere dayalı olarak sınıflanıp sınıflanamayacağına ilişkin teorileri test etmek,
- Gruplar arasındaki farklılıkları araştırmak,
- Grupları ayırmadaki en tutucu (parsimonious) yolu belirlemek,
- Bağımlı değişkende, bağımsız değişkenlerce açıklanan varyans oranını belirlemek,
- Bağımlı değişkene göre yapılan sınıflamada, bağımsız değişkenlerin göreceli önem sırasını değerlendirmek,
- Grupları ayırmada çok az önemi olan (ya da önemsiz olan) değişkenleri elemek.

Diskriminant analizi, bireyleri bir ya da daha fazla ölçüme dayalı olarak gruplamak ya da MANOVA sonucu elde edilen anlamlı bir F değerinden sonra, ölçümlerin doğrusal kombinasyonuna dayalı olarak grupları ayırmak için de kullanılır. Diskriminant analizi için her birey, bir ya da daha fazla nicel değişkene ilişkin puan ya da puanlara ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı değişkene ilişkin bir değere sahip olmalıdır. Diskriminant analizinde nicel değişkenler çoğunlukla "bağımsız değişken" "ayırıcı değişken" ya da "yordayıcı değişken" olarak adlandırılırken, grup üyeliğini gösteren değişken "bağımlı değişken" ya da "ölçüt değişken" olarak adlandırılır. Ancak bu terminoloji, anlamlı çıkan bir MANOVA işleminin ardından uygulanan diskriminant analizi için düşünüldüğünde akılları karıştırabilir. Diskriminant analizinin tersine MANOVA'da, nicel değişkenler tipik olarak "bağımlı değişken ya da ölçüt değişken" olarak adlandırılırken, sınıflama değişkeni "bağımsız değişken ya da faktör" olarak adlandırılır. Bir başka deyişle, diskriminant analizi ile MANOVA birbirinin tersidir (Green, Salkind and Akey, 2000; Poulsen and French, 2008).



Bu durumu bir örnekle açıklamak, anlaşılmasını kolaylaştırmak açısından yararlı olacaktır. Yeni açılmakta olan bir özel okula 120 öğretmenin alınması düşünülmektedir. Başvuran öğretmenlere "meslek bilgisi testi", "uyum ölçeği" ve "öğretmenlik mesleğine yönelik tutum ölçeği" uygulanmıştır. Ayrıca öğretmenlerin lisans mezuniyetlerine ilişkin akademik ortalamaları da dikkate alınmıştır. Böylelikle 300 öğretmen arasından başarılı olacağı tahmin edilen 120 öğretmen işe alınmış ve bir yıllık sözleşme imzalanmıştır. Bir yılın sonunda, okul yöneticilerinden oluşan bir komisyon 120 öğretmeni performanslarına göre "düşük", "orta" ve "yüksek" performanslı olmak üzere üç gruba ayırmıştır. Böylelikle araştırmacının elinde diskriminant analizi açısından düşünüldüğünde, "meslek bilgisi testi puanları", "uyum ölçeği puanları", "öğretmenlik mesleğine yönelik tutum ölçeği puanları" ve "mezuniyet ortalaması" olmak üzere dört yordayıcı (bağımsız) değişken ve öğretmenleri performanslarına göre üç gruba (düşük, orta, yüksek) ayıran gruplama değişkeni (bağımlı değişken) olmak üzere toplam beş değişken bulunmaktadır. Oysa aynı örnek MANOVA açısından düşünüldüğünde, tersine bir durum söz konusudur. Yani, bu kez öğretmenleri performanslarına göre üç gruba ayıran gruplama değişkeni "bağımsız değişken (ya da faktör)", "meslek bilgisi testi puanları", "uyum ölçeği puanları" ve "öğretmenlik mesleğine yönelik tutum ölçeği puanları" ve "mezuniyet ortalaması" ise "bağımlı değişkenlerdir".

Bir başka araştırmacının problemi, "A", "B" ve "C" öğretim yöntemlerinden hangisinin matematik başarısını arttırmada en etkili olduğunun belirlenmesi" olarak düşünülsün. Öğretmen, her bir yöntem grubuna 30 öğrenciyi seçkisiz olarak atayıp dönem sonunda dört farklı matematik başarısı ölçümü elde etmiştir. Araştırmacı önce MANOVA uygulamış, F değerinin anlamlı çıkmasının ardından diskriminant analizi uygulamıştır. MANOVA'da öğretim yöntemleri bağımsız değişken (gruplama değişkeni ya da faktör) iken, diskriminant analizinde bağımlı değişkendir. Ancak MANOVA ile diskriminant analizinin bazı özellikler ve sayıltılar açısından benzerlikler gösterdiklerini de belirtmekte yarar vardır.

Bireylerin gruplandırılmasında kullanılması nedeniyle, diskriminant analizi ile kümeleme analizi de benzerlikler gösterir. Bu nedenle de zaman zaman birbirine karıştırıldığına rastlanır. Ancak bu iki yöntemin de önemli farklılıkları bulunmaktadır. Diskriminant analizinde grup ya da küme sayısı bilinmekte ve bu sayı analiz süresince değişmemektedir. Analizden, bireyleri bu kümelerle yerleştirmesi ya da ataması beklenmektedir. Oysaki kümeleme analizinde başlangıçta küme sayısı bilinmemektedir. Bilindiği takdirde de analizin yapılmasının bir anlamı kalmamaktadır. Ayrıca, diskriminant analizi sonucunda elde edilen diskriminant fonksiyonlarının gelecekte de

kullanılması mümkünken, kümeleme analizi sadece mevcut duruma ilişkin sonuçlar ürettiğinden, gelecekte kullanılabilirliği yoktur (Tatlıdil, 1992).

Bireylerin gruplandırılmasında kullanılan bir diğer yöntem de lojistik regresyon analizidir. Lojistik regresyon kategorik sonuçları –örneğin grup üyeliklerini- bir grup değişken yardımıyla yordamaya olanak veren bir analizdir. Yordayıcı değişkenler sürekli, çok kategorili ya da iki kategorili (ikilem) olabilir. Diskriminant analizi de bir grup yordayıcı değişken ile grup üyeliklerini yordamayı amaçlar. Bu tanımlamalar dikkate alındığında, aslında diskriminant analizi ile logistik regresyon analizinin aynı araştırma sorularının yanıtlanmasına olanak sağladığı görülmektedir. Lojistik regresyon ile diskriminant analizi, bağımlı değişkenin kategorik olması açısından benzerlik gösterirler. Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin evet/hayır, doğru/yanlış, başarılı/başarısız, hasta/sağlıklı vb. ikilem olduğu durumlarda daha iyi sonuçlar üretmektedir. Bununla birlikte bağımsız değişkenler; sınıflamalı, sıralamalı, aralıklı ya da oranlı olabilir. Diskriminant analizi ise, bağımlı değişkenin ikiden çok grup / kategoriye sahip olduğu durumlarda daha iyi sonuçlar üretebilir. Ancak hangi yöntemin kullanılacağına karar vermede dikkate alınması gereken en önemli noktalar; dağılıma ilişkin sayıtlılar, bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler ve bağımlı değişkenlerin dağılımı ile ilgilidir. Bir başka ifadeyle, her iki yöntem de kategorik sonuçlar ürettiğinden, bağımlı değişkenin ikiden fazla kategorisinin olması durumunda hangi yöntemin kullanılacağına karar vermede, öncelikle yöntemlere özgü sayıtlıların test edilmesi gerekir. Aslında bu noktada lojistik regresyonun özellikle son yıllarda sıklıkla kullanılmasının ve poplaritesinin artmasının nedeni de ortaya çıkmaktadır. Lojistik regresyon, diskriminant analizindeki sayıtlıların karşılanmasını gerektirmemektedir; bir diğer deyişle sayıtlılar açısından çok daha esnektir. Lojistik regresyon analizinin, diskriminant analizindeki normallik, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği sayıtlılarının karşılanmasını gerektirmemesi, önemli kullanım kolaylığı oluşturmaktadır. Ancak diğer taraftan sayıtlıların karşılanması durumunda diskriminant analizinin lojistik regresyondan daha güçlü ve etkili bir analitik strateji olduğunu belirtmekte yarar vardır. Lojistik regresyon yukarıda söz edilen sayıtlıların karşılanmasını gerektirmediği için, daha önce de değinildiği gibi, daha fazla durumda kullanılabilmesine karşın, lojistik regresyonun da büyük örneklem gerektirdiği gözden kaçırılmamalıdır. Özellikle bağımlı değişkenin ikiden fazla kategorisinin (ikiden fazla grup) olduğu durumlarda, doğru bir hipotez testi için, her bağımsız (yordayıcı) değişkende en az 50 kişilik bir grup büyüklüğüne ihtiyaç vardır. Bazı kaynaklarda ise bu sayının her bağımsız değişken için minimum 20, toplamda minimum 60 olması gerektiği vurgulanmaktadır. Diğer yandan örneklem büyüklüklerinin aynı olması durumunda, bağımlı değişkenin her bir kategorisinde (grupta) bağımsız



değişkenlerin çok değişkenli normalliğe sahip olması, her bir kategori için varyans ve kovaryansların eşitliği (homojenliği) sayıltılarının karşılanması durumunda, diskriminant analizi lojistik regresyon analizine tercih edilmelidir. Çünkü şartların eşit olduğu durumda, diskriminant analizi daha doğru bir hipotez testi ve sınıflama ile sonuçlanır. Bunlara ek olarak lojistik regresyon analizi ile yapılan çözümlemeden elde edilen matematiksel modelin yorumlanmasının daha kolay olduğunu belirtmekte de yarar vardır (Akkuş ve Çelik, 2004; Grimm ve Yarnold, 1995; Kalaycı, 2005; Lea, 2008; Leech, Barrett ve Morgan, 2005; Poulsen ve French, 2008; Tabachnick ve Fidel, 1996; Tatlıdil, 1992).

3.2.2. Sayıltılar ve Analizin Diğer Gereklilikleri

Diskriminant analizinin sayıltıları ve diğer gerekliliklerine ilişkin bilgiler aşağıda kısaca sunulmaktadır.

3.2.2.1. Örneklem büyüklüğü: Grupların n sayılarının, yani örneklem büyüklüklerinin eşit olması gerekmemektedir. Ancak en önemli kural, en küçük olan grupta yer alan birey ya da birim sayısının, bağımsız (yordayıcı) değişken sayısından fazla olması gerekliliğidir. En iyi durum, grup büyüklüğünün bağımsız değişken sayısının 4 ya da 5 katı kadar olması durumudur. Örneğin 4 ya da 5 bağımsız değişken olduğunda, her bir grup büyüklüğü en az 20 olmalıdır (Poulsen and French, 2008). Diekhoff (1992) ise, en küçük grubun, değişken sayısının 10 katı kadar elemana sahip olması gerektiğini belirtmektedir.

3.2.2.2. Normal dağılım: Nicel değişkenlerin (bağımsız / yordayıcı değişkenler) çok değişkenli normal dağılım göstermesi gerekir. Çok değişkenli normal dağılım, her bir değişkenin tek değişkenli normal dağılıma uyduğunu ve bu değişkenlerin kombinasyonunun da normal olduğunu kabul eder. Bu durumda bir değişken çok değişkenli normal dağılım özelliği gösteriyorsa, aynı zamanda tek değişkenli normal dağılım özelliği de gösteriyor demektir. Ancak tersi her zaman doğru olmayabilir. Yine de değişkenlerin tek değişkenli normal dağılım özelliği göstermesi, çok değişkenli normal dağılım göstermesinde etkili olacaktır. Çünkü sonuçta çok değişkenli normalliğin temelinde tek değişkenli normallik yatmaktadır. Normallik sayıltısının ihlali tamamen çarpıklıktan kaynaklandığı sürece, anlamlılık testi sonucu hala güvenilir olabilir. Ayrıca orta büyüklükte ya da büyük olarak nitelendirilebilecek örneklerde, diskriminant analizinin I. Tip hata yönünden görece geçerli sonuçlar ortaya koyacağına güvenilebilir. Her ne kadar büyük örnekler normal dağılımdan olan sapmaların etkisini azaltsa da, normalden sapmalar istatistiksel testlerin gücünü zayıflatığından (örneğin

diskriminant analizinde doğru sınıflandırma oranını etkiler) tüm değişkenler için karşılanmasına çalışılmalıdır (Green, Salkind and Akey, 2000; Kalaycı, 2005; Poulsen and French, 2008; Tabachnick and Fidel, 1996).

3.2.2.3. Varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği: Diskriminant analizi varyans-kovaryans matrislerinin heterojen olmasına çok duyarlıdır. Önemli bir çalışmada sonuca ulaşmadan önce, mutlaka grup içi varyansların ve korelasyon matrislerinin tekrar gözden geçirilmesi önerilir. Varyansların durağanlığı (homoscedasticity) saçılma diyagramı ile incelenebilir ve gerekirse farklı dönüştürme (transformasyon) yöntemleri ile düzeltilebilir (Poulsen and French, 2008). Bu sayıltı yöntemin en temel sayıltılarından biri olsa da, kovaryans matrislerinin eşit olmadığı durumlarda da diskriminant analizi yapılabilir. Ancak bu kez kullanılan yöntem farklılık göstermektedir; tüm grupların kovaryans matrislerinin eşit olduğu durumlarda "doğrusal (linear) diskriminant analizi", eşit olmadığı durumlarda ise "karenel diskriminant analizi" kullanılır (Özdamar, 2004).

3.2.2.4. Uç değerler (Outliers): Diskriminant analizi uç değerlere de çok duyarlıdır. Öncelikle her grupta tek yönlü (univariate) ve çok yönlü (multivariate) uç değerlerin taranması ve bunların ya dönüştürülmesi ya da çıkartılması gerekir. Ancak dönüştürme ya da çıkartma işlemlerinden hangisinin yapılacağına karar vermek için uç değerlerin nedenlerinin iyi anlaşılması gerekir. Örneğin bazı uç değerler evren özelliklerini yansıtmakla birlikte sapmalar gösterebilirler. Bu uç değerler için öncelikle dönüştürme yapılması gerekir. Oysaki söz konusu uç değerler evrenin özelliklerini yansıtmıyorsa (bir başka evrene ait değelerse), bunların mutlaka çıkartılması gerekir. Eğer bir grupta aşırı uç değerler varsa, bu ortalamayı etkileyecek ve değişkenliği arttıracaktır. Tüm anlamlılık testleri, grupların varyans ortalamasına, yani ortak (pooled) varyansa dayalıdır. Bundan dolayı, görece büyük ortalamaların (dolayısıyla büyük varyanslarla) anlamlılık testleri, görece küçük ortak (pooled) varyansa dayalı olacak ve istatistiksel anlamlılık bağlamında hatalı sonuçlar ortaya çıkacaktır (Poulsen and French, 2008).

3.2.2.5. Çoklu doğrusal bağlantı (Multicollinearity): Eğer bağımsız değişkenlerden biri, diğer bir bağımsız değişkenle yüksek korelasyon veriyorsa, çoklu doğrusal bağlantı problemi ortaya çıkar. Çoklu doğrusal bağlantı bir bağımsız değişkenin, diğer bağımsız değişkenlerle olan ilişkisinin derecesine göre, bağımsız değişkenin tahmin gücünü azaltır. Çoklu bağlantı arttıkça, bağımsız değişken tarafından açıklanan özgün varyans azalmakta, ortak varyans yüzdesi ise artmaktadır. Dolayısıyla, ortak varyans bir kez sayıldığından, modele yüksek çoklu bağlantılı değişkenler alındıkça, genel tahmin gücü daha az artacaktır. Hatta bağımsız değişkenlerin özgün



varyanslarının azalması nedeniyle, bu değişkenin bireysel katkısını tahmin etmek de zorlaşacaktır (Kalaycı, 2005). Ayrıca bağımsız değişkenler ilişkili olduğunda, standardize edilmiş diskriminant fonksiyonu katsayıları, bağımsız değişkenlerin göreceli önem sırasının belirlenmesinde güvenilir sonuçlar değildir. Sonuç olarak bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı probleminin olmaması gerekir (Poulsen and French, 2008).

Sayıtların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler ve SPSS adımları için **“Bölüm 1.Çok Değişkenli İstatistiklere Giriş”** bölümünden yararlanılmalıdır.

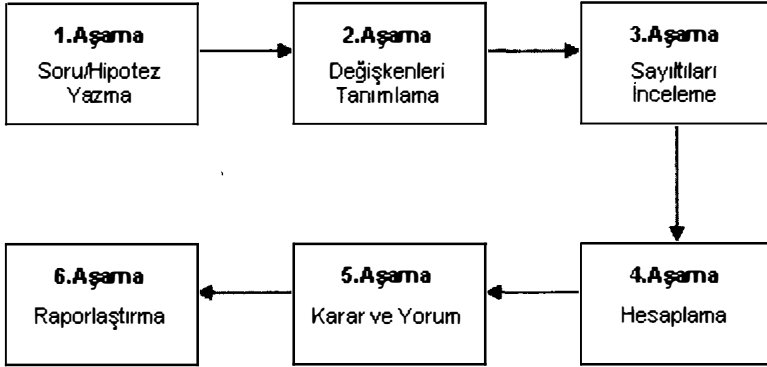
3.2.3. Araştırma Deseni

Diskriminant analizi, daha çok korelasyonel araştırma desenlerinde kullanılan bir istatistiktir. Bu tür korelasyonel desenler, kategorik bir bağımlı değişkenin odağında bireyleri en az hata ile ait oldukları kitlelere/evrenlere ayırmak için yapılan işlemler olarak tanımlanabilir (Tatlıdil, 1992). Kategorik bağımlı değişkenin düzeyleri olarak tanımlanan gruplar, deneysel araştırma desenlerinde araştırmacılar tarafından oluşturulmuş farklı işlem grupları (deney grubu, kontrol grubu vb.) olabileceği gibi, doğal olarak varolan gruplar da (kadınlar ve erkekler vb.) olabilir (Diekhoff, 1992). Diskriminant analizinde yapılmaya çalışılan, iki ya da daha fazla grubu oluşturan bireyler arasındaki farklılıkları maksimum yapan değişkenlerin doğrusal birleşiminden meydana gelen, bir ya da daha fazla sayıda fonksiyonun belirlenmesidir (Çakmak; 1992).

Daha önce de değinildiği üzere, diskriminant analizi için her birey, bir ya da daha fazla nicel değişkene ilişkin puan ya da puanlara ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı (kategorik) değişkene ilişkin bir değere sahip olmalıdır. Diskriminant analizinde nicel değişkenler çoğunlukla “bağımsız değişken” “ayırıcı değişken” ya da “yordayıcı değişken” olarak adlandırılırken, grup üyeliğini gösteren değişken “bağımlı değişken” ya da “ölçüt değişken” olarak adlandırılır.

3.3. İşlem Aşamaları

Diskriminant analizine ilişkin işlem aşamalarını Şekil 3.1.'de görüldüğü gibi özetlemek mümkündür.



Şekil 3.1. Diskriminant analizi akış şeması

Şekil 3.1. incelendiğinde, birinci aşamanın, araştırma sorularının yazılması ya da hipotezlerin kurulması olduğu görülmektedir. Diskriminant analizinin kullanımı gerektiren bir araştırma sorusu ve bir hipotez örneği aşağıdaki gibi oluşturulabilir:

"Dört farklı meslek grubuna mensup bireylerin A, B, C ölçeklerinden elde ettikleri puanlar, bu bireyleri mesleklerine göre hangi doğruluk düzeyinde sınıflandırmaktadır?"

"A, B, C ölçeklerinden elde edilen puanlar dört farklı meslek grubuna mensup bireyleri mesleklerine göre yüksek doğruluk düzeyinde sınıflandırmaktadır."

İkinci aşama değişkenlerin tanımlanmasıdır. Daha önce de değinildiği üzere, diskriminant analizinde her bireyin, bir ya da daha fazla nicel değişkene ilişkin puan/puanlara ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı (kategorik) değişkene ilişkin bir değere sahip olması gerekir

Üçüncü aşama analize ilişkin sayıtların test edilmesidir. Bölüm 3.2.2.'de Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri" altında bu sayıtların neler olduğuna değinilmiştir.



Dördüncü aşama ilgili işlem adımlarının izlenmesi ile analizin gerçekleştirilmesidir. Bu işlem adımlarının neler olduğu da 3.4. Örnekler bölümü içerisinde ayrıntılı olarak gösterilmektedir.

Beşinci aşamada araştırma sorusunun cevaplanmasına ya da hipotezin desteklenip desteklenmemeye durumuna ilişkin bir karara varılmasını içermektedir. Altıncı ve son aşamada ise, analiz sonuçlarının raporlanarak sunulmasıdır.

3. 4. Örnekler

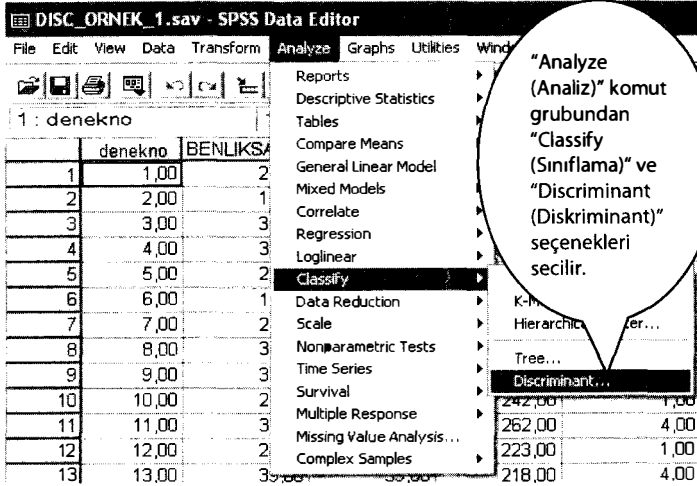
Bu bölümde diskriminant analizinin SPSS'teki işlem basamakları gösterilerek analizin gerçekleştirilmesi ve analiz sonucunda elde edilen çıktı (output) dosyalarının yorumlanması hakkında bilgiler verilmektedir. Söz konusu analiz, verilerin diskriminant analizine ilişkin sayıltıları karşıladığı kabulünden yola çıkılarak yapılmıştır.

Diskriminant analizi uygulamasına ilişkin iki farklı örnek sunulmaktadır. Uygulama örneklerinden birincisinde kategorik değişken gerçek süreksiz bir değişken iken (sınıf), ikincisinde sürekli bir değişken yapay olarak süreksizleştirilmiş ve diskriminant analizi için uygun bir bağımlı değişkene (ölçüt değişken ya da gruplama değişkenine) dönüştürülmüştür. Kullanım yaygınlığı göz önünde bulundurularak analiz SPSS paket programı ile yapılmıştır. Birinci örnekte analizin gerçekleştirilmesine ilişkin işlem aşamaları ayrıntılı olarak gösterilmiştir; ikinci örnekte ise yalnızca analiz sonuçları sunulmuştur.

Örnek 3.4.1.

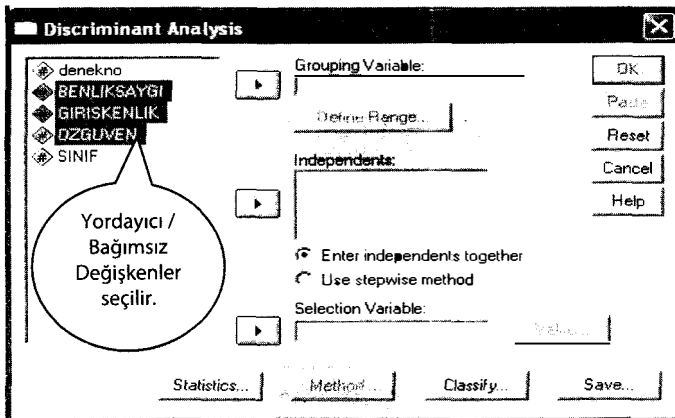
Üniversite öğrencileri ile yapılan bir çalışmada 132 öğrenciden "Benlik Saygısı Ölçeği", "Girişkenlik Ölçeği" ve "Özgüven Ölçeği" kullanılarak veri toplanmıştır. Bunlar analizin bağımsız ya da yordayıcı değişkenlerini oluşturmaktadır. Bağımlı değişken (ölçüt değişken ya da gruplama değişkeni) ise "sınıf" değişkenidir. Toplam 132 öğrencinin yarısı ($n_1=66$, %50.00) birinci sınıf, diğer yarısı ise ($n_2=66$, %50.00) dördüncü sınıf öğrencisidir. Burada amaç, söz konusu ölçeklere ilişkin puanların, birinci ve dördüncü sınıf öğrencilerini hangi doğruluk düzeyinde sınıflayabildiğini (ayırabildiğini) belirlemektir. Uygulama verileri klasöründe bulunan **DICS_ORNEK_1.sav** adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

3.4.1.1. İşlem Aşamaları: Araştırmacının analize başlamak amacıyla ilk yapması gereken, "Analyze (Analiz)" komut grubu içerisinde diskriminant analizi penceresini açmaktır. Diskriminant analizi penceresi Şekil 3.2.'de gösterildiği gibi açılır.



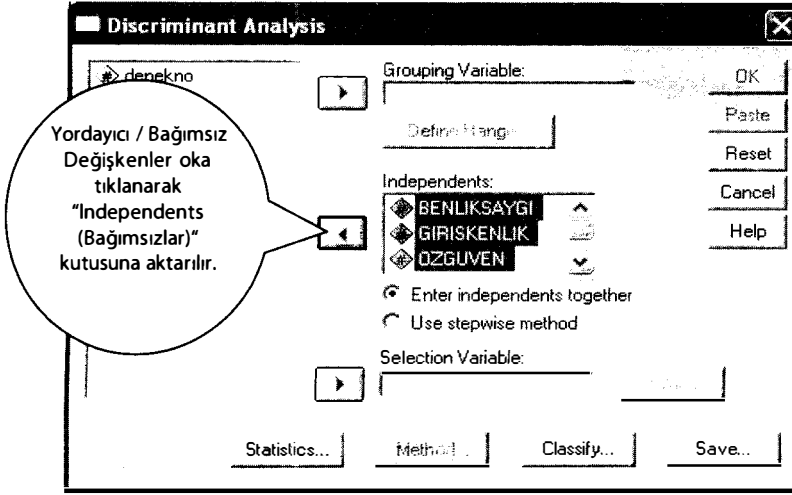
Şekil 3.2. Diskriminant Analizi Penceresinin Açılması

Şekil 3.2.'deki işlemin gerçekleştirilmesinin ardından, açılan pencerede analize dâhil edilecek olan değişkenlerden Şekil 3.3.'de gösterildiği gibi, yordayıcı / bağımsız değişkenler seçilir.



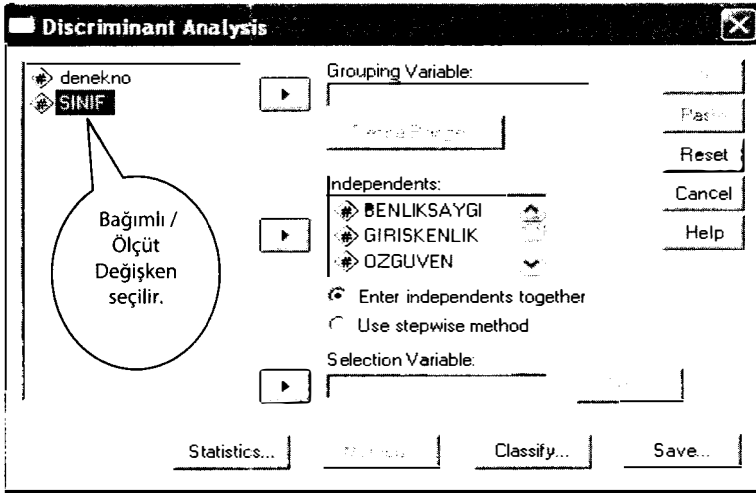
Şekil 3.3. Yordayıcı / Bağımsız Değişkenlerin Seçilmesi

Analize dâhil edilmek üzere seçilen bağımsız değişkenler Şekil 3.4.'de gösterildiği biçimde "Independents (Bağımsızlar)" kutusuna aktarılır.



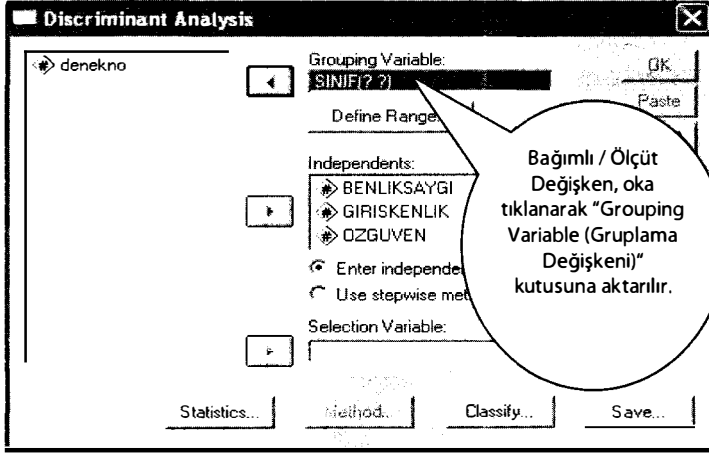
Şekil 3.4. Yordayıcı / Bağımsız Değişkenlerin Aktarılması

Grup üyeliğini gösteren bağımlı ya da ölçüt değişken, Şekil 3.5.'de gösterildiği gibi seçilir.



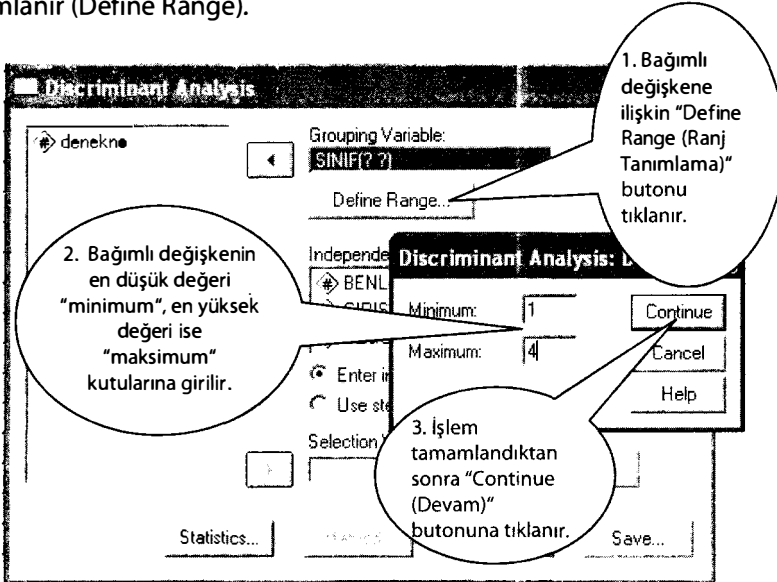
Şekil 3.5. Bağımlı / Ölçüt Değişkenin Seçilmesi

Grup üyeliğini gösteren bağımlı değişken, Şekil 3.6'da gösterildiği biçimde "Grouping Variable (Gruplama Değişkeni)" kutusuna aktarılır.



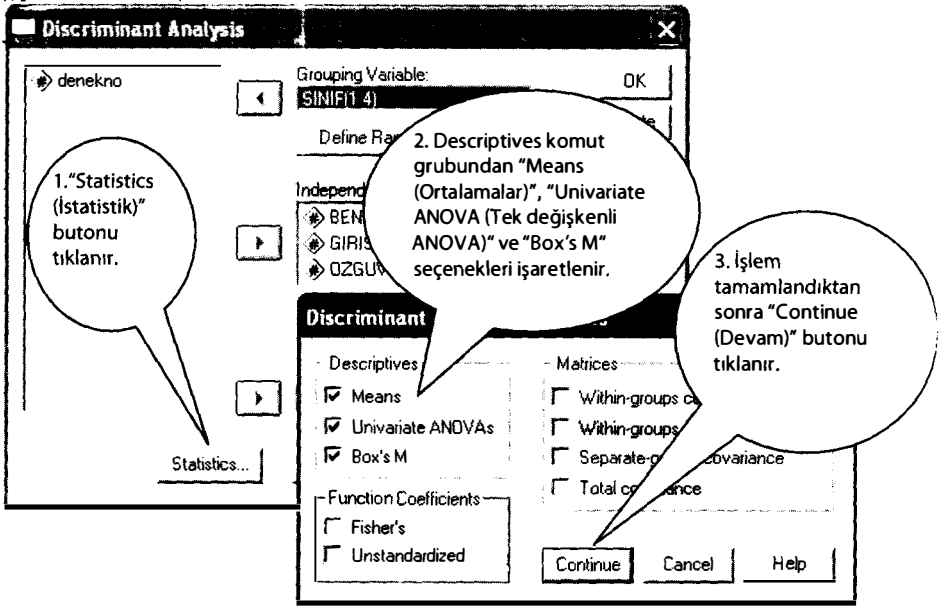
Şekil 3.6. Bağımlı / Ölçüt Değişkenin Aktarılması

Grup üyeliğini gösteren bağımlı değişkenin gruplama değişkeni kutusuna aktarılmasının ardından, Şekil 3.7'de görüldüğü gibi bu değişkene ilişkin ranj tanımlanır (Define Range).



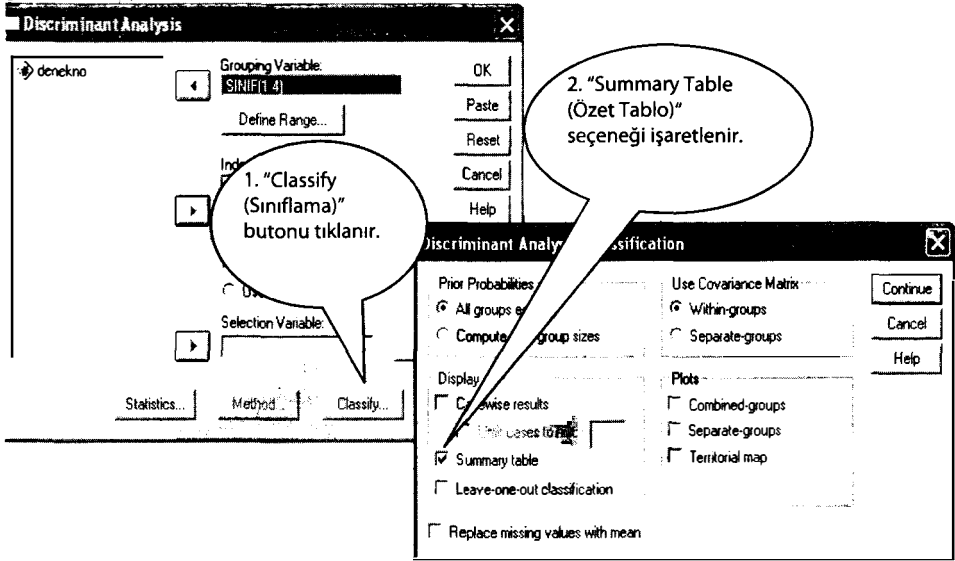
Şekil 3.7. Bağımlı / Ölçüt Değişkene İlişkin Ranjin Tanımlanması

Bağımsız ve bağımlı değişkenlerin aktarımının tanımlanmasının ardından, Şekil 3.8.'de görüldüğü gibi "Statistics (İstatistik)" butonu içerisinde analiz için gerekli bazı seçeneklerin işaretlenmesine geçilir.



Şekil 3.8. Statistics (İstatistik) Butonu İçerisinden Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

İşlemin tamamlanmasının ardından Şekil 3.9.'da gösterilen "Classify (Sınıflama)" butonu tıklanır ve ilgili işaretlemeler yapılır.



Şekil 3.9. Classify (Sınıflama) Butonu İçerisinden Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

Yukarıda söz edilen işlem adımlarının ardından diskriminant analizine ilişkin aşağıda sunulan çıktılar (output) elde edilir. Bu bölümde sadece çıktılarda yer alan tabloların ne ifade ettikleri hakkında kısa bilgiler sunulmakta, tablolaştırma ve yorumlanmasına ilişkin ayrıntılı bilgilere ise "3.5. Raporlaştırma" bölümünde değinilmektedir.

SPSS'te yapılan diskriminant analizi sonuçlarında ilk olarak Tablo 3.1.'de görüldüğü gibi, analizde yer alan birey (veri) sayısını gösteren tablo yer almaktadır. Eğer kayıp veriler vb. olursa, onları da bu tabloda görmek mümkündür.



Discriminant

Tablo 3.1. Analize Dâhil Edilen Deneklere İlişkin Özet Tablo

Analysis Case Processing Summary		N	Percent
Unweighted Cases			
Valid		132	100,0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	0	,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
	Total	0	,0
Total		132	100,0

Tablo 3.2.'de, birinci ve dördüncü sınıfların (bağımlı değişken), "Benlik Saygısı", "Girişkenlik" ve "Özgüven" ölçeklerine ilişkin puanlarının (Bağımsız değişkenler) betimsel istatistikleri görülmektedir.

Tablo 3.2. Grup İstatistikleri

Group Statistics					
SINIF		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
1,00	BENLIKSAYGI	27,1818	5,38348	66	66,000
	GIRISKENLIK	52,8030	7,00597	66	66,000
	OZGUVEN	213,5152	18,92759	66	66,000
4,00	BENLIKSAYGI	30,2121	5,38806	66	66,000
	GIRISKENLIK	58,1515	5,39014	66	66,000
	OZGUVEN	226,8333	17,26409	66	66,000
Total	BENLIKSAYGI	28,6970	5,57659	132	132,000
	GIRISKENLIK	55,4773	6,78060	132	132,000
	OZGUVEN	220,1742	19,24391	132	132,000

Tablo 3.3.'de Wilks' Lambda grup ortalamalarının eşitliği testi sonuçları sunulmaktadır. Bu tabloda yer alan F testi sonuçları, ilgilenilen bağımsız değişkenlerin sınıflama kararlarında anlamlı bir değişkenliğe sahip olup olmadıklarını ve sınıflamada hangi değişkenin daha önemli olduğunu belirlemek için kullanılır ve sonuçlar F testi ile test edilir (Güzeller, 2006).

Tablo 3.3. Wilks' Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi**Tests of Equality of Group Means**

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
BENLİKSAYGI	,926	10,447	1	130	,002
GİRİSKENLİK	,843	24,163	1	130	,000
OZGUVEN	,879	17,837	1	130	,000

Burada öncelikle dikkat edilmesi gereken nokta, Tablo 3.3.'de sunulan Wilks' Lambda istatistiğinin, Tablo 3.6.'da sunulandan farklı olarak, "değişkenlere" ilişkin olduğudur. Bir bağımsız değişkene ilişkin Wilks' Lambda değeri ne kadar küçükse, değişken diskriminant fonksiyonuna o kadar fazla katkıda bulunur. Wilks' Lambda 0 ile 1 arasında değer alır. $\lambda = 0$, grup ortalamalarının farklı olduğu, $\lambda = 1$ ise grup ortalamalarının benzer olduğu ya da gruplar arasında ayrım olmadığı anlamına gelir (Diekhoff, 1992; Garson, 2008).

Tablo 3.4.'de Box-M kovaryans matrislerinin eşitliği testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 3.4. Box-M Kovaryans Matrislerinin Eşitliği Testi

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Sig. F	Rank	Log Determinant
1,00	3	12,580
4,00	3	11,761
Pooled within-groups	3	12,239

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	8,917
F	Approx. 1,449
df1	8
df2	122445,3
Sig.	,192

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Tablo 3.4.'de sunulan Box-M istatistiği sonucu incelendiğinde, manidar olmadığı görülmektedir [$F_{(6,1122445,3)}=1.449$, $P>.05$]. Bu durum kovaryans matrislerinin homojen olduğunu göstermektedir.

Bundan sonraki bölümde (Tablo 3.5. – 3.9.) kanonik diskriminant fonksiyonlarına ilişkin özet tablolar yer almaktadır.

Diskriminant analizinde, bir ya da daha çok sayıda nicel yordayıcı değişkenin doğrusal kombinasyonu ile "diskriminant fonksiyonu" adı verilen fonksiyonlar yaratılır. Olası fonksiyon sayısı grup (ng) ya da yordayıcı değişken sayısı (p) dikkate alınarak, hangisi daha küçükse ona göre belirlenir; yani ng -1 ya da p kadar fonksiyon olabilir (Green, Salkind ve Akey, 2000).

Daha önce söz edilmiş olan A, B, C öğretim yöntemlerinden hangisinin matematik başarısını arttırmada en etkili olduğunun belirlenmesine ilişkin örneğe döndüğünde, üç farklı öğretim yöntemi yani üç grup ve dört yordayıcı değişkenin (dört farklı matematik ölçümü) olduğu bir durumda, fonksiyon sayısı ikidir. Çünkü iki, bu iki değerden küçük olanıdır. Bir başka deyişle: $ng - 1 = 3 - 1 = 2$; $p = 4$ olduğundan, olası fonksiyon sayısı 2'dir (Green, Salkind ve Akey, 2000).

Diskriminant analizinde üretilen ilk diskriminant fonksiyonu, incelenen gruplar arasındaki farkı maksimum yapan fonksiyondur. İkinci fonksiyon, gruplar arasındaki farkı maksimum yapan ikinci fonksiyondur; ancak bu kez birinci diskriminant fonksiyonu ile ilişkili olmaması kısıtı vardır. Diğer fonksiyonlar da bu şekilde çıkartılmaya devam edilir ve her seferinde bir önceki fonksiyonlarla ilişkisinin olmaması kısıtı geçerlidir (Green, Salkind ve Akey, 2000).

Diskriminant fonksiyonu ya da kanonik kök (canonical root), aslında ayırıcı ya da bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonu ile yaratılan bir "örtük değişken"dir (Garson, 2008). Diskriminant fonksiyonu ya da fonksiyonlarının ne kadar önemli olduğunun değerlendirilmesinde özdeğer, kanonik korelasyon ve Wilks' Lambda istatistikleri dikkate alınır.

Kanonik Diskriminant Fonksiyonları Özeti Summary of Canonical Discriminant Functions

Tablo 3.5. Özdeğerler

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,237 ^a	100,0	100,0	,438

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Özdeğer, her bir diskriminant fonksiyonun karakteristik kökü olarak da adlandırılır ve bağımlı değişkende açıklanan varyans oranını yansıtır. Her

diskriminant fonksiyonunun bir özdeğeri vardır. Burada ele alınan örnekte olduğu gibi, bağımlı değişkenin iki kategorili olması durumunda sadece bir diskriminant fonksiyonu (ng -1 kadar) ve dolayısıyla da bir özdeğer üretilir. Bu durumda açıklanan varyans oranı da %100'dür. Bir başka deyişle, bu fonksiyon açıklanan varyansın %100'ünü dikkate alır. Birden fazla diskriminant fonksiyonu olduğunda, birinci fonksiyon en fazla açıklama gücüne sahip olan en önemli fonksiyondur. İkinci fonksiyon, ikinci en fazla açıklama gücüne sahip ikinci önemli fonksiyondur ve bu şekilde devam eder. Özdeğerlerin oranı, diskriminant fonksiyonlarının göreceli ayırma gücünü gösterir. Göreceli ayırma gücü, bir fonksiyona ilişkin özdeğerin, modeldeki tüm fonksiyonlara ilişkin özdeğerlerin toplamına bölünmesi ile elde edilir. Modelin ayırma gücüne ilişkin yüzde, diskriminant fonksiyonlarından kaç tanesinin önemli olduğunu belirlemede kullanılır (Garson, 2008). Özdeğerin yorumlanmasındaki güçlük, bir üst limitinin olmamasından kaynaklanmaktadır. Ancak Kalaycı (2005) kesin sınır olmamakla birlikte .40'tan yüksek özdeğerlerin "iyi" olarak kabul edilebileceğini belirtmektedir.

Kanonik Korelasyon, bağımlı değişken oluşturulan gruplarla, diskriminant fonksiyonu arasındaki ilişkidir. Eğer kanonik korelasyon sıfırsa, gruplarla fonksiyon arasında ilişki yoktur. Kanonik korelasyon ne kadar büyükse, bu durum gruplarla diskriminant fonksiyonları arasındaki ilişkinin de o denli yüksek olduğu anlamına gelir.

Tablo 3.6.'da Wilks' Lambda (λ) istatistiği, buna ilişkin ki-kare değeri ve anlamlılık düzeyi sunulmaktadır.

Tablo 3.6. Wilks' Lambda

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,808	27,375	3	,000

Tablo 3.7.'de diskriminant fonksiyonuna ilişkin standartlaştırılmış kanonik fonksiyon katsayıları sunulmaktadır.

Standartlaştırılmış diskriminant fonksiyonu katsayıları, her bir bağımlı değişkenin tahmininde, bağımsız değişkenlerin kısmi önemini, eş deyişle, her bir değişkenin diskriminant fonksiyonuna özgün katkısını gösterir. Bu anlamda da tıpkı regresyon analizindeki beta katsayılarına karşılık gelirler (Kalaycı, 2005; Garson, 2008). Ayrıca her bir diskriminant fonksiyonu,



fonksiyonla en güçlü ilişkiyi veren değişkenin adıyla anılır. Birden fazla diskriminant fonksiyonu olduğu durumlarda, her fonksiyon için farklı katsayılar üretilir.

Tablo 3.7. Standartlaştırılmış Kanonik Diskriminant Fonksiyon Katsayıları

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
BENLİKSAYGI	,403
GİRİSKENLİK	,543
OZGUVEN	,376

Tablo 3.8.'de yapı matrisi katsayıları sunulmaktadır. Yapı matrisi, her değişkenin her bir diskriminant fonksiyonu ile ilişkisini gösterir ve bağımsız değişkenlerin öneminin değerlendirilmesinde kullanılır. Bunlar basit Pearson korelasyon Katsayılarıdır ve yapı matrisi katsayıları, "korelasyonlar" ya da "diskriminant yükleri" olarak adlandırılırlar.

Tablo 3.8.Yapı Matrisi Katsayıları

Structure Matrix

	Function
	1
GİRİSKENLİK	,885
OZGUVEN	,760
BENLİKSAYGI	,582

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions
Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Tablo 3.9.'da diskriminant analizi sonucu elde edilen sınıflandırma istatistikleri yer almaktadır. Bir diskriminant analizinin başarısı, doğru sınıflandırma yüzdesinin yüksek oluşuna bağlıdır. Sınıflandırma istatistiklerinde, öncelikle asıl grupta (prior probabilities of groups) 66 öğrencinin birinci sınıf, 66 öğrencinin dördüncü sınıf öğrencisi olduğunu gösteren bir tablonun yer aldığı, ardından analizin aynı bireyleri nasıl sınıflandırdığına ilişkin sınıflandırma sonuçlarının (classification results) orijinal durum ile birlikte sunulduğu bir tablo görülmektedir.

Tablo 3.9. Sınıflandırma İstatistikleri

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed		132
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	0
Used in Output		132

Prior Probabilities for Groups

SINIF	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
1,00	,500	66	66,000
4,00	,500	66	66,000
Total	1,000	132	132,000

Classification Results ^{b,c}

			Predicted Group Membership		Total
			1,00	4,00	
Original	Count	1,00	46	20	66
		4,00	23	43	66
	%	1,00	69,7	30,3	100,0
		4,00	34,8	65,2	100,0
Cross-validated ^a	Count	1,00	44	22	66
		4,00	24	42	66
	%	1,00	66,7	33,3	100,0
		4,00	36,4	63,6	100,0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 67,4% of original grouped cases correctly classified.

c. 65,2% of cross-validated grouped cases correctly classified.



3.5. Raporlaştırma

Bu bölümde diskriminant analizi sonucunda elde edilen çıktıların (output) tablolaştırılması ve yorumlanmasına ilişkin bilgiler verilmektedir.

Tablo 3.10.'da öncelikle grup istatistikleri sunulmaktadır.

Tablo 3.10. Grup İstatistikleri

Puanlar	Sınıf	N	$\bar{X}$	S
Benlik Saygısı	Birinci sınıf	66	27.18	5.38
	Dördüncü sınıf	66	30.21	5.39
Girişkenlik	Birinci sınıf	66	52.80	7.01
	Dördüncü sınıf	66	58.15	5.39
Özgüven	Birinci sınıf	66	213.52	18.93
	Dördüncü sınıf	66	220.17	19.24

Tablo 3.10.'da sunulan grup istatistikleri incelendiğinde, Benlik Saygısı Ölçeği'ne ilişkin birinci sınıf öğrencilerinin ortalaması $\bar{X}=27.18$, dördüncü sınıf öğrencilerinin ortalaması ise $\bar{X}=30.21$ 'dir. Girişkenlik Ölçeği'ne ilişkin ortalamalar incelendiğinde, birinci sınıf öğrencilerinin ortalaması $\bar{X}=52.80$, dördüncü sınıf öğrencilerinin ortalaması ise $\bar{X}=58.15$ 'dir. Özgüven Ölçeği'ne ilişkin ortalamalar incelendiğinde ise, birinci sınıf öğrencilerinin ortalaması $\bar{X}=213.51$, dördüncü sınıf öğrencilerinin ortalaması $\bar{X}=226.83$ 'dür. Görüldüğü gibi, dördüncü sınıf öğrencilerinin tüm ölçeklere ilişkin puan ortalamaları birinci sınıf öğrencilerden yüksektir.

Tablo 3.11.'de özdeğerler sunulmaktadır.

Tablo 3.11. Özdeğerler

Fonksiyon	Özdeğer	Varyans	Kanonik Korelasyon
1	.237	%100	.438

Tablo 3.11.'de tek bir fonksiyon üretildiği ve bu fonksiyona ilişkin özdeğerin .237 olduğu görülmektedir. Bu analizde kanonik korelasyonun .438 olarak belirlenmiştir. Bu bulgu, fonksiyonun grupları ayırmada orta düzeyde etkili olduğu şeklinde yorumlanabilir.

Tablo 3.12.'de Wilks' Lambda İstatistiği sunulmaktadır.

Tablo 3.12. Wilks' Lambda İstatistiği

Fonksiyon	Wilks' Lambda	Ki-kare	sd	P
1	.808	27.375	3	.000

Öncelikle Tablo 3.6.'da sunulan Wilks' Lambda değerinin "modele" ilişkin olduğu belirtilmelidir. Wilks' Lambda, kaç diskriminant fonksiyonun anlamlı olduğunu belirlemek için kullanılır. Bu sayı bir ya da daha fazla olabilir. Wilks' Lambda, her bir diskriminant fonksiyonu için özdeğer istatistiğinin anlamlılığını test eder. Tablo 3.12.'de tek bir fonksiyon vardır ve Wilks' Lambda istatistiğine ilişkin ki-kare değeri, $[\chi^2_{(3)}=27.375; P<.01]$ anlamlıdır. Bir başka deyişle fonksiyonun ayırma gücü anlamlı derecede yüksektir ya da gruplar bir ayırma fonksiyonu ile ayrılabilir.

Tablo 3.13.'de Wilks' Lambda grup ortalamalarının eşitliği testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 3.13. Wilks' Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi

Puanlar	Wilks' Lambda	F	sd1	sd2	P
Analitiklik	.926	10.447	1	130	.02
Açık Fikirlilik	.843	24.163	1	130	.000
Meraklılık	.879	17.837	1	130	.000

Tablo 3.13.'de sunulan her bir bağımsız değişkenin anlamlılık düzeyleri incelendiğinde, Benlik Saygısı Ölçeği $[F_{(1,130)}=10.447, P<.05]$, "Girişkenlik Ölçeği $[F_{(1,130)}=24.16, P<.01]$ ", ve "Özgüven Ölçeği $[F_{(1,130)}=17.837, P<.01]$ " puanlarında gruplar arasındaki farkların tümünün anlamlı olduğu görülmektedir.

Benlik saygısına ilişkin Wilks' Lambda değeri .926, girişkenliğe ilişkin Wilks' Lambda değeri .843 ve özgüvene ilişkin Wilks' Lambda değeri de .879'dur. Daha önce de değinildiği gibi, Wilks' Lambda istatistiklerinin almış oldukları



değerlerin 1'e yakın olması, alt testlerin grupları ayırmadaki etkisinin çok yüksek olmadığını göstermektedir.

Tablo 3.14.'de diskriminant fonksiyonuna ilişkin standartlaştırılmış katsayılar sunulmaktadır.

Tablo 3.14. Diskriminant Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar

Puanlar	Katsayılar
Benlik Saygısı	.403
Girişkenlik	.543
Özgüven	.376

Tablo 3.14. incelendiğinde, grupları ayırmaya en fazla katkısı bulunan bağımsız değişkenin "Girişkenlik" olduğu görülmektedir. Çünkü en yüksek katsayı (.543) bu değişkene ilişkindir. İkinci sırada benlik saygısı (.403), üçüncü sırada ise özgüven (.376) gelmektedir.

Tablo 3.15.'de yapı matrisi katsayıları sunulmaktadır.

Tablo 3.15. Yapı Matrisi Katsayıları

Ölçek Puanları	Katsayılar
Girişkenlik	.885
Özgüven	.760
Benlik Saygısı	.582

Tablo 3.15.'de sunulan yapı matrisi katsayıları incelendiğinde, diskriminant fonksiyonu ile en yüksek korelasyonu veren bağımsız değişkenin "Girişkenlik (.885)", en düşük korelasyonu veren bağımsız değişkenin ise "Benlik Saygısı (.582)" olduğu görülmektedir.

Tablo 3.16.'da sınıflandırma sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 3.16. Sınıflandırma Sonuçları

Grup	Birinci Sınıf		Dördüncü Sınıf		Toplam	
	f	%	f	%	f	%
Birinci Sınıf	46	69.70	20	30.30	66	10.00
Dördüncü Sınıf	23	34.80	43	65.20	66	100.00
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi= % 67.40						

Tablo 3.16.'da sunulan sınıflandırma sonuçlarına ilişkin tablo (classification results) incelendiğinde, birinci sınıfta öğrenim gören 66 öğrenciden 46'sı (%69.70) "doğru" bir başka deyişle birinci sınıf öğrencisi; dördüncü sınıfta öğrenim gören 66 öğrenciden ise 43'ü (%65.20) "doğru", yani dördüncü sınıf öğrencisi olarak sınıflandırılmıştır. Diskriminant fonksiyonunun toplam doğru sınıflandırma yüzdesi %67.40'dır.

Ek olarak, sınıflandırma doğruluğunu değerlendirmek için nisbi şans kriteri ve maksimum şans kriterinin hesaplanması gerekir (Kalaycı, 2005). Burada örneklem 132 kişiden oluşmakta ve her iki grupta da 66 kişi yer almaktadır. Bir diğer deyişle araştırma grubunun %50'si birinci grupta, %50'si ikinci grupta yer almaktadır. Dolayısıyla şans değeri %50'dir. Analiz sonucu elde edilen doğru sınıflandırma değeri ise %75.80'dir. Bu değer %50'den büyük olduğundan, analizin sınıflandırma doğruluğu şans kriterinden yüksektir. Bir başka deyişle elde edilen diskriminant fonksiyonu, şansla sınıflandırmanın ötesinde doğru sınıflandırma yapmıştır.

Örnek 3.4.2.

Bir grup öğretmenle yapılan bir çalışmada, 200 öğretmenden "Depresyon Ölçeği", "Tükenmişlik Ölçeği" ve "İş Doyumu Ölçeği" kullanılarak veri toplanmıştır. Bunlar analizin bağımsız ya da yordayıcı değişkenlerini oluşturmaktadır. Bağımlı değişken (ölçüt değişken ya da gruplama değişkeni) ise "Sosyal Beğenirlik Ölçeği" değişkenidir. Öğretmenler "Sosyal Beğenirlik Ölçeği" puanlarına göre "düşük sosyal beğenirlik eğilimine sahip olanlar" ve "yüksek sosyal beğenirlik eğilimine sahip olanlar" olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Burada amaç, söz konusu ölçeklere ilişkin puanların, düşük ve yüksek sosyal beğenirlik eğilimine sahip öğretmenleri hangi doğruluk düzeyinde sınıflayabildiğini (ayırabildiğini) belirlemektir. Uygulama verileri klasöründe bulunan **DICS_ORNEK_2.sav** adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.



Discriminant

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		240	99,2
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	2	,8
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
	Total	2	,8
Total		242	100,0

Group Statistics

SOS BEGEN		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
1,00	TUKENMISLIK	2,0333	,91609	120	120,000
	IS_DOYUMU	25,8833	5,28703	120	120,000
	DEPRESYON	92,7250	5,50472	120	120,000
2,00	TUKENMISLIK	2,3667	,88814	120	120,000
	IS_DOYUMU	27,2833	4,88899	120	120,000
	DEPRESYON	81,9000	5,88460	120	120,000
Total	TUKENMISLIK	2,2000	,91569	240	240,000
	IS_DOYUMU	26,5833	5,12943	240	240,000
	DEPRESYON	87,3125	7,85793	240	240,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
TUKENMISLIK	,967	8,190	1	238	,005
IS_DOYUMU	,981	4,536	1	238	,034
DEPRESYON	,524	216,565	1	238	,000

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

SOS BEGEN	Rank	Log Determinant
1,00	3	6,463
2,00	3	6,467
Pooled within-group	3	6,483

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	4,383
F	Approx. ,720
df1	6
df2	410401,8
Sig.	,633

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,917 ^a	100,0	100,0	,692

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,522	153,958	3	,000



Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
TUKENMISLIK	-,084
IS_DOYUMU	,038
DEPRESYON	,993

Structure Matrix

	Function
	1
DEPRESYON	,996
TUKENMISLIK	-,194
IS_DOYUMU	-,144

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions
Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Functions at Group Centroids

	Function
SOS_BEGEN	1
1,00	,954
2,00	-,954

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed		242
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	2
Used in Output		240

Prior Probabilities for Groups

SOS BEGEN	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
1,00	,500	120	120,000
2,00	,500	120	120,000
Total	1,000	240	240,000

Classification Results^a

			Predicted Group Membership		Total
			1,00	2,00	
Original	Count	SOS BEGEN 1,00	104	16	120
		2,00	20	100	120
	%	1,00	86,7	13,3	100,0
		2,00	16,7	83,3	100,0

a. 85,0% of original grouped cases correctly classified.

3.6. Anahtar Sözcükler

Diskriminant Fonksiyonu: Diskriminant analizinde, bir ya da daha çok sayıda nicel yordayıcı değişkenin doğrusal kombinasyonu ile üretilen fonksiyondur. Diskriminant analizinde üretilen ilk diskriminant fonksiyonu, incelenen gruplar arasındaki farkı maksimum yapan fonksiyondur. İkinci fonksiyon, gruplar arasındaki farkı maksimum yapan ikinci fonksiyondur; ancak bu kez birinci diskriminant fonksiyonu ile ilişkili olmaması kısıtı vardır (Green, Salkind and Akey, 2000). Diskriminant fonksiyonu ya da kanonik kök (canonical root), aslında ayırıcı ya da bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonu ile yaratılan bir "örtük değişken"dir (Garson, 2008).

Özdeğer: Her bir diskriminant fonksiyonun karakteristik kökü olarak da adlandırılır ve bağımlı değişkende açıklanan varyans oranını yansıtır. Her diskriminant fonksiyonunun bir özdeğeri vardır.

Kanonik Korelasyon: Bağımlı değişken oluşturulan gruplarla diskriminant fonksiyonu arasındaki ilişkidir. Eğer kanonik korelasyon sıfırsa, gruplarla fonksiyon arasında ilişki yoktur. Kanonik korelasyon ne kadar büyükse, bu gruplarla diskriminant fonksiyonları arasındaki ilişkinin de o denli yüksek olduğu anlamına gelir.

Standartlaştırılmış Diskriminant Fonksiyonu Katsayıları: Her bir bağımlı değişkenin tahmininde, bağımsız değişkenlerin kısmi önemini, bir başka deyişle, her bir değişkenin diskriminant fonksiyonuna özgün katkısını gösterir. Bu anlamda tıpkı regresyon analizindeki beta katsayılarına karşılık gelirler (Kalaycı, 2005; Garson, 2008). Ayrıca her bir diskriminant fonksiyonu, fonksiyonla en güçlü ilişkiyi veren değişkenin adıyla anılır. Birden fazla diskriminant fonksiyonu olduğu durumlarda, her fonksiyon için farklı katsayılar üretilir.

Yapı Matrisi Katsayıları: Yapı matrisi katsayıları, her değişkenin her bir diskriminant fonksiyonu ile ilişkisini gösterir ve bağımsız değişkenlerin öneminin değerlendirilmesinde kullanılır. Bunlar basit pearson korelasyonlardır ve yapı matrisi katsayıları, "korelasyonlar" ya da "diskriminant yükleri" olarak adlandırılırlar.

Kaynaklar

- Akkuş, Z. & Çelik, M. Y. (2004). *Lojistik regresyon ve diskriminant analizi yöntemlerinde önemli ölçütler*. Mersin Üniversitesi 7. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 29 Eylül-2 Ekim 2004). [ftp://tip.mersin.edu.tr/pub/biostat/kongre/bildiriler/st17.pdf](http://tip.mersin.edu.tr/pub/biostat/kongre/bildiriler/st17.pdf) (Erişim Tarihi: 01.03.2008).
- Çakmak, Z. (1989). En iyi ayırma modelinin belirlenmesinde kullanılan değişken seçme yöntemleri. *Anadolu Üniversitesi Kütahya İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, 15. Yıl Armağanı*, 289-299.
- Diekhoff, G. (1992). *Statistics for the social and behavioral sciences: Univariate, bivariate and multivariate*. USA: Wm. C. Brown Publishers.
- Garson, G. D. (2008). *Discriminant function analysis*. <http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/discrim.htm> (Erişim Tarihi: 01.03.2008).
- Green, S.B. Salkind, N. J. & Akey, T. M. (2000). *Using SPSS for Windows: Analyzing and understanding data*. New Jersey: Prentice Hall.
- Grimm, L. G. & Yarnold, P. R. (1995). *Reading and understanding multivariate statistics*. Washington D. C.: American Psychological Association.
- Kalaycı, Ş. (2005). Ayırma (discriminant) analizi. *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri*. Ankara: Asil Yayınevi.
- Lea, S. (2008). *Logistic regression and discriminant analysis*. <http://www.people.ex.ac.uk/SEGLea/multivar2/disclogi.html> (Erişim Tarihi: 04. 03. 2008).
- Leech, N. L., Barrett, K. C. & Morgan, G. A. (2005). *SPSS for intermediate statistics. Use and interpretation*. (Second Edition). Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Nunnally, J. & Bernstein, I. (1994). *Psychometric theory*. (3rd.Ed.). New York: McGraw Hill,
- Özdamar, K. (2004). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi*. Eskişehir: Kaan Kitabevi.
- Poulsen, J. & French, A. (2008). *Discriminant function analysis*. <http://userwww.sfsu.edu/~efc/classes/biol710/discrim/discrim.pdf> (Erişim Tarihi: 04.03.2008).
- Tabachnick, B. G. & Fidell, L. S. (1996). *Using multivariate statistics*. New York: Harper Collins Publishers.
- Tatlıdil, H. (1992). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz*. Ankara: Engin Yayınları.

KÜMELEME ANALİZİ

4.1. Özet

Kümeleme analizi, sınıflandırma oluşturmak için kullanılabilen çok sayıda işlemi ifade eden kapsamlı (genel) bir kavramdır. Bu işlemler ampirik olarak yöntemin oluşturduğu gruplar ya da kümelerden gelir. Daha net bir ifadeyle kümeleme yöntemi, birimlerden oluşan bir örneklem hakkında bilgi içeren veri setleri ile başlayan ve bu birimleri görece benzer (homojen) gruplar şeklinde tekrar düzenlemeyi sağlayan çok değişkenli bir istatistiksel yöntemdir (Aldenderfer ve Blashfield, 1984). Hair ve arkadaşları (2006) kümeleme analizini, temel amacı objeleri sahip oldukları özelliklere göre gruplara ayırmak olan bir grup çok değişkenli teknik olarak tanımlamaktadır.

Kümeleme analizinin genel amacı, belirli özelliklerine göre birimlerin benzerliklerini ortaya koymak ve bu benzerlikleri esas alarak birimleri doğru kategorilere sınıflandırmaktır. Analizin bu yönü, çok değişkenli analiz tekniklerinden biri olan diskriminant analizine benzemektedir. Ancak kümeleme analizinde, diskriminant analizinin tersine birimlerin anlık durumu gözleendiği için, geleceğe yönelik tahminler yapmak mümkün olamamaktadır. Diskriminant analizi ise, daha çok yeni bir gözlemin önceden bilinen bir gruba uygun bir şekilde dâhil edilmesi amacıyla kullanılmakta ve geleceğe yönelik öngörülerde bulunulmasına izin vermektedir (Jensen, 1971; Akt. Selanik, 2007). Doğal sınıflamaları hakkında açıkça bilgi bulunmayan durumlarda, alt grupların yapılarını belirlemede kümeleme analizi kullanılırken, doğal gruplamaları açıkça bilinen toplumlarda alt kümelerin irdelenmesi diskriminant analizi ile yapılır (Akın, 2008). Faktör analizi ile karşılaştırıldığında da kümeleme analizinin objeleri gruplama, faktör analizinin ise değişkenleri gruplama amacına yönelik olduğu ifade edilebilir. Ayrıca faktör analizi gruplandırmayı verilerdeki değişmelere (varyans-kovaryansa) bağlı olarak yaparken, kümeleme analizi yakınlıklara (proximity) bağlı olarak yapar (Hair ve ark., 2006).

Literatürde kümeleme analizi için birçok algoritma öne sürülmüştür. Ancak kümeleme yöntemlerini genel olarak iki temel algoritma altında



toplamak mümkündür. Bunlardan biri "hiyerarşik kümeleme yöntemleri", diğeri ise "hiyerarşik olmayan yöntemleridir."

Hiyerarşik kümeleme yöntemleri özellikle küçük örneklemeler (tipik olarak $n < 250$) için uygundur. Hiyerarşik kümeleme analizi yapmak için araştırmacılar, benzerlik ya da uzaklığın nasıl tanımlanacağına ve kümelerin nasıl birleşeceğine ya da ayrılacağına karar vermek durumundadırlar (Everitt ve Landau, 2001; Hair ve ark., 2006). Anderberg (1973) hiyerarşik kümeleme yöntemlerinin, araştırmacının incelediği veri setinde kaç grup bulunduğunu başlangıçta bilmediği durumlarda çok uygun bir yöntem olduğunu belirtmektedir. Ayrıca bu yöntemin araştırmacılara, inceledikleri veri setinde daha önce gözlemlenmemiş ilişkileri gözleme ve ilkeleri keşfetme olanağı vermesi nedeniyle de faydalı olduğunu belirtmektedir. Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri, küme sayısının belirlenmiş olduğu durumlarda kullanılır. Bir başka deyişle araştırmacının küme sayısı konusunda ön bilgisinin olduğu durumlarda ya da küme sayısına karar verilmiş olması durumunda kullanılması önerilmektedir (Özdamar, 2004).

4.2. Tanımlama

Bugün yeryüzünde milyonlarca farklı canlı türünün yaşadığı tahmin edilmekte ve yine benzer şekilde, bir tür içerisinde de milyonlarca farklı canlı yer almaktadır. İşte sayıları milyarları aşan canlıları tek tek gözlemek, incelemek ve tanımlamak mümkün olmadığından, bilim adamları çalışmalarını kolaylaştırmak ve birliktelik sağlanmak gibi nedenlerle, canlı türlerini benzerliklerine göre daha az sayıda gruba indirgeme yoluna gitmişlerdir. Burada temel amaç, canlıları bir sisteme oturtarak (sistematiğe oluşturarak), doğayı daha anlaşılır hale getirmektir. Bu kaygı elbette sadece canlı türleri ya da canlılarla uğraşan disiplinler için söz konusu değildir. Bütün bilimler kendi çalışma alanlarını yapılandırmayı sağlayan sınıflandırmalar oluşturmakla ilgilenmişlerdir. Biyoloji alanında, yaşayan tüm canlıları sınıflamak için taksonomi oluşturmak, psikolojide kişilik ya da diğer psikolojik özelliklere göre sınıflandırmalar yapmak, pazar araştırmalarında pazarların bölümlendirilmesine ilişkin analizler yapmak (segmentation analysis), ziraat alanında bitkileri, tıpta hastalıkları veya hastalıklara/semptomlara göre tedavileri sınıflamak gibi farklı disiplinlere ilişkin örnekler üretmek mümkündür (Hair ve ark., 2006; Özdamar, 2004).

Sınıflandırma en temel kavramsal yaklaşımlardan biridir. Çocuklar yaşamlarının erken dönemlerinde çevrelerindeki objeleri sınıflamayı ve kendi dillerindeki isimlerle ilişkilendirmeyi öğrenirler. Sınıflandırma bilim uygulamaları için de temel bir süreçtir; çünkü sınıflandırma sistemleri bilimde

kuram geliştirme için gerekli kavramları içerir (Aldenderfer ve Blashfield, 1984).

Kümeleme analizi, sınıflandırma oluşturmak için kullanılabilen çok sayıda işlemi ifade eden kapsamlı bir kavramdır. Bu işlemler ampirik olarak yöntemin oluşturduğu gruplar ya da kümelerden gelir. Daha net bir ifadeyle kümeleme yöntemi, birimlerden oluşan bir örneklem hakkında bilgi içeren veri setleri ile başlayan ve bu birimleri görece benzer (homojen) gruplar şeklinde tekrar düzenlemeyi sağlayan çok değişkenli bir istatistiksel yöntemdir (Aldenderfer ve Blashfield, 1984). Hair ve arkadaşları (2006) kümeleme analizini, temel amacı objeleri sahip oldukları özelliklere göre gruplara ayırmak olan bir grup çok değişkenli teknik olarak tanımlamaktadır.

Kümeleme analizi, seçilen özellikler açısından birbirlerine diğerlerinden daha çok benzeyen bireyleri ya da objeleri bir kümede toplar. Böylece de küme içi homojenlikler, kümeler arası ise heterojenlikler maksimum kılınır. Eğer yapılan kümeleme işlemi başarılı ise, geometrik gösterimde küme içinde yer alan nesneler birbirine yakın iken, farklı kümelerde yer alan nesneler birbirinden uzakta olacaktırlar (Hair ve ark., 2006). Kümeleme analizi, araştırmacının belirlediği ölçütlere göre tüm gözlemleri kümelendirerek verileri azaltmakta ya da üst grup niteliğinde düşünülebilecek gruplar oluşturmaktadır.

Kümeleme analizinin genel amacı, belirli özelliklerine göre birimlerin benzerliklerini ortaya koymak ve bu benzerlikleri esas alarak birimleri doğru kategorilere sınıflandırmaktır. Analizin bu yönü, çok değişkenli analiz tekniklerinden biri olan diskriminant analizine benzemektedir. Ancak kümeleme analizinde, diskriminant analizinin tersine birimlerin anlık durumu gözlemlendiği için, geleceğe yönelik tahminler yapmak mümkün olamamaktadır. Diskriminant analizi ise, daha çok yeni bir gözlemin önceden bilinen bir gruba uygun bir şekilde dahil edilmesi amacıyla kullanılmakta ve geleceğe yönelik öngörülerde bulunulmasına izin vermektedir (Jensen, 1971; Akt. Selanik, 2007). Doğal sınıflamaları hakkında açıkça bilgi bulunmayan durumlarda, alt grupların yapılarını belirlemede kümeleme analizi kullanılırken, doğal gruplamaları açıkça bilinen toplumlarda alt kümelerin irdelenmesi diskriminant analizi ile yapılır (Akın, 2008). Faktör analizi ile karşılaştırıldığında da kümeleme analizinin objeleri gruplama, faktör analizinin ise değişkenleri gruplama amacına yönelik olduğu ifade edilebilir. Ayrıca faktör analizi gruplandırmayı verilerdeki değişimlere (varyans-kovaryansa) bağlı olarak yaparken, kümeleme analizi yakınlıklara (proximity) bağlı olarak yapar (Hair ve ark., 2006).

Popüleritesine karşılık kümeleme yöntemlerinin, faktör analizi, diskriminant analizi ve çok boyutlu ölçekleme gibi diğer bazı çok değişkenli



istatistiksel yöntemlerle karşılaştırıldığında daha az anlaşıldığı ifade edilebilir. Sosyal bilimler alan yazınında kümeleme ile ilgili çalışmalar incelendiğinde, çelişkili, tutarsız ve anlaşılması güç terminoloji, yöntem ve yaklaşımlar kullanıldığı görülebilir. Bu durum konuyu daha da karmaşık hale getirmektedir (Aldenderfer ve Blashfield, 1984).

Bu bölümde kümeleme analizinin temel kavram ve süreçlerini açıklamak amaçlanmaktadır. Ancak, kümeleme yöntemlerinin çok çeşitli olmasından dolayı, bu yöntemlerin kısaca tanıtımlarının ardından daha yaygın olarak kullanımına rastlanan "hiyerarşik kümeleme yöntemlerinden" "birleştirici/toplamalı (agglomerative) yöntemler" üzerinde daha ayrıntılı durulmuş ve bu yöntem örneklendirilmiştir.

4.2.1. Amaç

Birimler hakkında düzenli bilgiler verilmesi için birimleri gruplamak ya da sınıflandırmak gerekmektedir. Sınıflandırma pek çok özellik açısından yakınlık ya da benzerlik gösteren birimleri gruplandırmaktır. Örneğin sadece iki değişkene göre incelendiğinde özellikleri birbirinden farklı olan birimlerin, değişken sayısı artırıldığında birbirlerine benzedikleri ve bu benzer özelliklerinden dolayı bir sınıfta yer aldıkları görülebilir.

Kümeleme analizi; birimleri ve nesneleri düzenleyerek sınıflara ayıran çok değişkenli istatistik analizlerinden birisidir. Bu nesnelerin kümelenmesindeki amaç, birimlerin kendi içlerinde birbirine benzeyecek şekilde gruplanmasını sağlamaktır. Benzerlik gösteren birimleri bir araya toplamak ve bu grubun ortak özelliklerini incelemek ve tanımlamak, değişkenler arasındaki neden-sonuç ilişkilerini açıklamayı daha da kolaylaştırır.

Aldenderfer ve Blashfield (1984) kümeleme analizinin dört temel hedefe ulaşmada yararlı olduğunu belirtmektedirler:

1. Bir sınıflama geliştirmek,
2. Birimleri gruplama amacıyla kavramsal sınıflama cetvelleri geliştirmek,
3. Veri keşfi yoluyla hipotez üretmek,
4. Hipotez test etmek veya bir veri setinde başka yöntemlerle yapılmış olan gruplamaların varlığını belirlemek.

Özdamar (2004) ise kümeleme analizinin kullanım amaçlarını şöyle özetlemektedir:

1. n sayıda bireyi p değişkene ilişkin özelliklerine göre, kendi içinde olabildiğince homojen ve kendi aralarında da heterojen alt kümelere ayırmak,
2. p sayıda değişkeni, n sayıda bireyde saptanan değerlere göre ortak özellikleri açıkladığı varsayılan alt kümelere ayırmak ve ortak faktör yapıları ortaya koymak,
3. Hem bireyleri, hem de değişkenleri birlikte ele alarak n bireyi p değişkene göre ortak özellikli alt kümelere ayırmak,
4. p değişkene göre saptanan değerler bakımından bireylerin biyolojik ve taksonomik sınıflamasını ortaya koymak.

Kümeleme analizi yukarıda söz edilen genel amaçların dışında, bir takım özel amaçlar için de kullanılabilir (Tatlıdil, 1996):

- Gerçek tiplerin (cinslerin-ırkların) belirlenmesi,
- Model uydurmanın kolaylaştırılması,
- Gruplar için ön tahmin,
- Hipotezlerin testi,
- Veri yapısının netleştirilmesi,
- Veri indirgemesi (veriler yerine kümelerin değerlendirilmesi),
- Uç değerlerin (outliers) belirlenmesi.

4.2.1.1. Kümeleme Yöntemleri

Literatürde kümeleme analizi için birçok algoritma öne sürülmüştür. Ancak kümeleme yöntemlerini genel olarak iki temel algoritma altında toplamak mümkündür. Bunlardan biri "hiyerarşik kümeleme yöntemleri", diğeri ise "hiyerarşik olmayan yöntemlerdir." Aşağıda bu iki temel algoritma içerisinde yer alan yöntemlere de yer verilerek bir sınıflandırma sunulmaya çalışılmıştır.

I. Hiyerarşik Yöntemler

A. Birleştirici / Toplamalı (Agglomerative) Yöntemler / Algoritmalar

a. Bağlantı Teknikleri

- Tek Bağlantı (En yakın komşuluk)
- Tam Bağlantı (En uzak komşuluk)
- Ortalama Bağlantı



b. Varyans Teknikleri

- Ward's Yöntemi (Ward's Hata Kareler Toplamı)

c. Merkezileştirme Teknikleri

- Medyan
- Centroid

B. Ayrıcı / Ayrımlı / Bölünmeli (Divisive) Yöntemler / Algoritmalar

a. Bölünmüş Ortalamalar (Splinter-Average Distance)

b. Otomatik Etkileşim Belirleme (Automatic Interaction Detection-AID)

II. Hiyerarşik Olmayan Yöntemler

A. K-Ortalama (K-Means) Yöntemi

B. Metoid Parçalama Yöntemi

C. Yığma / Yığılma Yöntemi

D. Bulanık (Fuzzy) Kümeleme Yöntemi (Şimşek-Gürsoy, 2009).

4.2.1.1.1. Hiyerarşik Yöntemler: Hiyerarşik kümeleme yöntemleri özellikle küçük örneklemeler (tipik olarak $n < 250$) için uygundur. Hiyerarşik kümeleme analizi yapmak için araştırmacılar, benzerlik ya da uzaklığın nasıl tanımlanacağına ve kümelerin nasıl birleşeceğine ya da ayrılacağına karar vermek durumundadırlar (Everitt ve Landau, 2001; Hair ve ark., 2006). Anderberg (1973) hiyerarşik kümeleme yöntemlerinin, araştırmacının incelediği veri setinde kaç grup bulunduğunu başlangıçta bilmediği durumlarda çok uygun bir yöntem olduğunu belirtmektedir. Ayrıca bu yöntemin araştırmacılara, inceledikleri veri setinde daha önce gözlemlenmemiş ilişkileri gözleme ve ilkeleri keşfetme olanağı vermesi nedeniyle de faydalı olduğunu belirtmektedir.

Bu çalışmada daha önce de değinildiği üzere, birleştirici/toplamalı (agglomerative) hiyerarşik kümeleme yöntemlerinin daha sık kullanılmasından yola çıkılarak, bu yöntemlerin tanıtılmasına yer verilmiştir. Bu nedenle öncelikle bölünmeli/ayırıcı (divisive) hiyerarşik kümeleme yönteminin kısa bir tanıtımına yer verilecek, ardından, birleştirici hiyerarşik kümeleme yönteminin daha ayrıntılı tanıtılmasına çalışılacaktır.

Bölünmeli/ayırıcı (divisive) hiyerarşik kümeleme yönteminde bütün gözlemler başlangıçta tek bir küme olarak kabul edilir. Ardından küme sayısı bir indirgenerek benzerlik matrisi tekrar oluşturulur ve benzerlik veya uzaklık matrisine göre benzer birimler bir araya getirilerek n birim aşamalı olarak sırasıyla 1, 2, 3...($n-r$)....($n-3$), ($n-2$), ($n-1$) ve n kümeye yerleştirilir (Everitt, 1971).

Birleştirici/toplamalı (agglomerative) hiyerarşik kümeleme yönteminde başlangıçta her gözlem ya da birim kendi başlarına bir küme oluşturur. Bir başka deyişle, n tane birey, n tane küme olmak üzere işlemlere başlanır. Daha sonra küme sayısı bir indirgenerek benzerlik matrisi tekrar oluşturulur ve benzerlik veya uzaklık matrisine göre n birim aşamalı olarak sırasıyla n , $(n-1)$, $(n-2)$, ..., $(n-r)$, ..., 3, 2, 1 kümeye yerleştirilir (Everitt, 1971). Bir diğer deyişle işlem, her adımda küme sayısının azalması ile devam eder ve en sonunda bütün birimler büyük tek bir kümede toplanır.

Birleştirici hiyerarşik kümeleme yönteminde, birimlerin birbirleri ile birleştirilmesinde değişik yaklaşımlar (kümeleme algoritmaları) uygulanmaktadır. Bunlar içerisinde en yaygın kullanılanlar şunlardır:

1. Tek Bağlantı Kümeleme / En Yakın Komşuluk Yöntemi (Single Linkage / Nearest Neighbour Method)
2. Tam Bağlantılı Kümeleme / En Uzak Komşuluk Yöntemi (Complete Linkage Metod / Farthest Neighbour Method)
3. Ortalama Bağlantı Kümeleme Yöntemi (Average Linkage Metod)
4. Ward's Bağlantı Kümeleme Yöntemi (Ward Linkage Metod)
5. Merkezi Bağlantı Kümeleme Yöntemi / Kitle Merkezi Yöntemi (Centroid Linkage Method)

1. Tek Bağlantı Kümeleme Yöntemi: Tek bağlantı kümeleme yöntemi, hiyerarşik kümeleme analizleri içerisinde en basit olanıdır. En yakın komşuluk olarak da bilinen bu yöntemde uzaklıklar matrisi kullanılarak birbirine en yakın (uzaklık değerleri en küçük) birey ya da kümeler birleştirilmekte ve birleştirme işlemi ard arda tekrarlanarak yürütülmektedir. Yöntem, en yakın iki noktanın bulunması ile başlar. İki nokta bir küme oluşturur. Üçüncü noktanın, eğer kümedeki herhangi iki noktadan birine olan uzaklığı, kümedenmemiş olan diğer noktalara uzaklıklardan daha küçükse, bu kümeye atanır. Tek bağlantı yöntemi elips şeklinde dağılmayan değerleri aynı kümede toplayabilen az sayıdaki kümeleme yönteminden biridir. Örneğin koordinat sisteminde U şeklinde dağılan noktalar bu yöntemle göre aynı kümenin içerisinde yer alabilir. Bu sebeple kümenin zıt taraflarındaki değerler birbirinden oldukça farklı olabilir. Zincirleme etkiyle ortaya çıkan bu durum sebebiyle, çoğu kez birbirinden oldukça farklı üyeler aynı kümede yer alabilir. Bu yöntem birbirinden yeterince ayrı olan kümeleri tespit etmekte oldukça iyi, buna karşılık birbirinden çok az farklı olan kümeleri ayırmada ise yetersizdir. Tek bağlantı yöntemi sonuçları bir ağaç diyagramında veya dendogramda gösterilebilir. Ağaç yapıdaki dallar, kümeleri göstermektedir (Anderberg, 1973; Everitt ve Dunn, 2001; Hair ve ark., 2006; Şentürk, 1995; Yaylalı, Oktay, Akan, 2007).

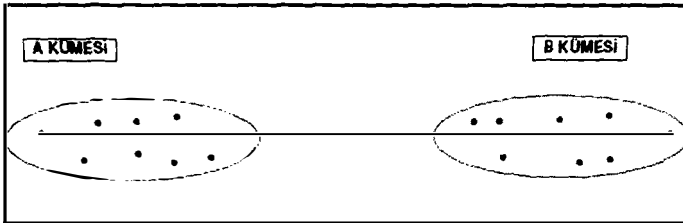
Şekil 4.1.'de tek bağlantı yönteminin şematik gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.1. Tek Bağlantı Yöntemi

2. Tam Bağlantılı Kümeleme Yöntemi: Tek bağlantı kümeleme yöntemi ile benzerlik gösteren bu yöntemde kümeleme yaklaşımı en büyük (maksimum) uzaklığa dayanmaktadır. En uzak komşuluk olarak da bilinen bu yöntem, en uzak iki noktanın bir kümeye atanması ile başlar ve aynı mantıkla kümelerin diğer kümelerle birleştirilmesiyle son bulur. Noktaların kümelerle veya kümelerin kümelerle birleştirilmesinde ölçüt olarak en büyük uzaklık dikkate alınır. İki küme arasındaki uzaklık, birinci kümedeki bir noktanın, ikinci kümedeki bir noktaya olan en büyük uzaklığıdır. Tam bağlantı yöntemi, X-Y koordinat sisteminde birbirine yakın noktaların elips şeklinde dağılım göstermesi durumunda bu değerleri kümelemede, tek bağlantı tekniğine göre daha iyi sonuçlar vermektedir. Tek bağlantı yöntemindeki zincirleme etkisini ortadan kaldırır ve daha derli toplu / özlü (compact) kümeleme sonuçları oluşturur. Her ne kadar verilerin sadece bir yönünü (üyeler arasındaki en büyük uzaklık) temsil etse de, araştırmacılar geniş ranjlı kümeleme uygulamaları için bu yöntemi uygun bulmaktadır (Aldenderfer ve Blasfield, 1984, Hair ve ark., 2006; Milligan ve Cooper, 1985). Tam bağlantı tekniği, aynı küme içerisinde bulunan gözlemlerin uzaklıklarının belirli bir değerden küçük olması durumunda, tüm kümelerin sağlıklı bir biçimde oluşturulmasını garanti edememektedir (Tatlıdil,1992).

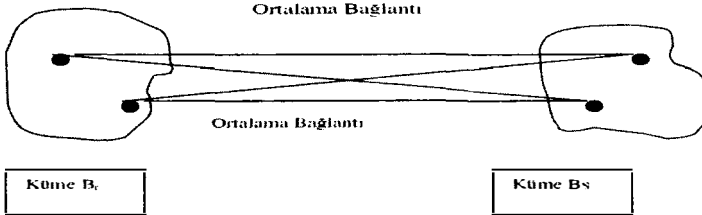
Şekil 4.2.'de Tam bağlantı yönteminin şematik gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.2. Tam Bağlantı Yöntemi

3. Ortalama Bağlantı Kümeleme Yöntemi: Gözlemler arasındaki benzerliğin ortalamasına dayanmaktadır. İki küme arasındaki uzaklık, birinci kümedeki noktaların, ikinci kümedeki noktalara olan uzaklıklarının ortalaması alınarak bulunmaktadır. Tek bağlantı yönteminde birbirine en yakın, tam bağlantı yönteminde ise birbirine en uzak komşulardan başlanarak kümeleme yapıldığından, bu iki teknik uç değerlerin etkisine oldukça açıktır. Ortalama bağlantı yöntemi bu dezavantajı ortadan kaldıran bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Çünkü benzerlik, uçlarda yer alan bir üye çifti yerine, kümedeki tüm üyelerin benzerliğine dayalıdır. Bundan dolayı da uç değerlerden daha az etkilenir. Bu yöntem küçük küme içi değişimlere sahip kümeler üretme eğilimindedir ve aynı zamanda, aşağı yukarı eşit grup içi varyansa sahip kümeler üretir. Genellikle tam bağlantı ve ortalama bağlantı tekniklerinde benzer ağaç diyagramları (dendogramlar) oluşmaktadır. Ancak her bir yöntemde uzaklık farklı tanımlandığı için birleştirmeler farklı seviyelerde ortaya çıkabilmektedir (Fırat,1997; Green ve ark.; 2008; Hair ve ark., 2006).

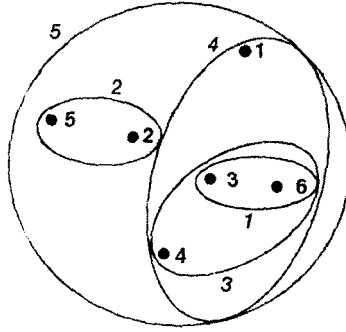
Şekil 4.3.'de ortalama bağlantı yönteminin şematik gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.3. Ortalama Bağlantı Yöntemi

5. Ward's Bağlantı Kümeleme Yöntemi: En küçük varyans yöntemi olarak da bilinen Ward's bağlantı yöntemi, diğer kümeleme yöntemleri gibi kümeler arasındaki uzaklıkları hesaplamak yerine, küme içi hata kareler toplamını minimize ederek, homojenliği maksimum kılacak kümeler oluşturur. Her aşamada elde edilen kümelerden hata kareler toplamı en küçük olanlar birleştirilir. Amaç küme içinde homojenliği, kümeler arasında heterojenliği maksimum olan kümeler oluşturmaktır (Çelik, Satıcı ve Çelik, 2004; Hair ve ark., 2006; Tatlıdil,1992).

Şekil 4.4.'de Ward's bağlantı yönteminin şematik gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.4. Ward's Bağlantı Kümeleme Yöntemi

5. Merkezi Bağlantı Kümeleme Yöntemi / Kitle Merkezi Yöntemi: Bu yöntemde iki küme arasındaki benzerlik, iki küme merkezinin uzaklığı ile belirlenir. Küme merkezleri, küme değişkenlerine ilişkin gözlemlerin ortalama değeridir. Bu yöntemde bireyler her seferinde gruplanır ve yeni merkez hesaplanır. Küme merkezleri kümelerde birleşmeler meydana geldikçe ya da oluştukça yer değiştirir / taşınır. Bir diğer deyişle, var olan bir kümeye yeni birey/ler eklendikçe küme merkezi değişir. Bu yöntem biyoloji gibi bilim dallarında çok kullanılmakla birlikte, genellikle karmaşık sonuçlar üretir. Bu karmaşıklık yöntemin tersinmesinden / ters dönmesinden (reversal) kaynaklanır. Bir başka deyişle, bir merkez çifti arasındaki uzaklık, daha önceki adımda birleşmiş olan bir başka merkez çifti arasındaki uzaklıktan daha az olabilir. Bu yöntemin avantajı, ortalama bağlantı yönteminde olduğu gibi, diğer hiyerarşik yöntemlere oranla uç değerlerden daha az etkilenmesidir (Hair ve ark., 2006).

Yukarıda söz edilen yöntemler dışında, "McQuitty Bağlantı Yöntemi" ve "Ortanca Bağlantı Yöntemi (median linkage method)" gibi yöntemler de bulunmaktadır.

Kümeleme analizi; birkaç adımdan oluşan bir çözüm sürecidir. Veri girişi analizin ilk aşamasıdır. Yani ilk olarak doğal sınıflamaları hakkında kesin bilgilerin bulunmadığı ana kütlelerden alınan n sayıda birimin incelenen p sayıda değişkene ilişkin gözlem değerleri elde edilir. Böylece veri matrisi oluşturulmuş olur. Daha sonra verinin ölçüm tipine uygun bir benzerlik ölçüsü ile nesnelerin uzaklıklar matrisi elde edilir. Uygun kümeleme tekniği seçilir ve uygulanır. Tekniğin uygulanması sonucu nesneler kümelere ayrılmış olur. Kümeleme sonuçlarının anlamlılığının yorumlandığı aşama ise, analizin son aşamasıdır (Malhotra, 1996; Akt. Akın, 2008).

Sonuç olarak hiyerarşik tekniklerin özelliklerini şöyle özetlemek mümkündür (Akat, 2007; Fırat, 1997; Lorr, 1983):

- Hiyerarşik kümeleme teknikleri, kümeleri artarda birleştirme sürecidir.
- Hiyerarşik kümeleme yöntemleri, veri matrisindeki birimlerin/değişkenlerin başlangıçta kaç küme oluşturduğuna ve küme elemanlarını belirlemede başlangıçta hangi ölçütün seçildiğine göre iki temel gruba ayrılırlar: "Birleştirici/Toplamalı Hiyerarşik Kümeleme Yöntemleri (Agglomerative)" ve "Ayrıcı/Bölünmeli Hiyerarşik Kümeleme Yöntemleri (Divisive)"
- Birleştirici/Toplamalı tekniklerde n adet nesne ardıl olarak gruplarda birleştirilir.
- Ayrıcı/Bölünmeli tekniklerde n adet nesne ardıl olarak daha küçük kümelere ayrılır.
- Birleştirici/Toplamalı teknikler, Ayrıcı/Bölünmeli tekniklere göre daha sık kullanılmaktadır.
- Tek bağlantı, tam bağlantı, ortalama bağlantı, merkezileştirme ve Ward's bağlantı yöntemi, çok yaygın olarak kullanılan yöntemlerdir.
- Hiyerarşik kümeleme analizi uç değerlere oldukça duyarlıdır. Bu nedenle yapılması gereken, farklı hiyerarşik tekniklerin uygulanıp bunların karşılaştırılmasıdır. Eğer farklı tekniklerin sonuçları genel hatlarıyla tutarlılık gösteriyorsa kümeleme işlemi yapılır.
- Büyük veri setlerinde hiyerarşik kümeleme analizi işlemleri çok uzun sürmektedir.
- Hiyerarşik yöntemle yapılan toplamalı ve bölünmeli gruplandırmalar geri alınamazlar. Bir grup, diğeri ile bir kez birleştirildikten sonra, daha sonraki adımlarda kesinlikle ayrılamaz.
- Hiyerarşik tekniklerin ağaç diyagramları ile gösterilen sonuçlarına dendogram denir.

4.2.1.2.1. Kümeleme Analizinin Aşamaları

Amaçların belirlenmesi ve değişkenlerin seçiminden sonra araştırmacı aşağıdaki soruları cevaplandırmalıdır (Hair ve ark., 2006):

1. Örneklem büyüklüğü yeterli midir?
2. Verilerde uç değer (outliers) var mı ve kaldırılabilir mi?
3. Gözlemlerin benzerlikleri nasıl belirlenmelidir?
4. Veriler standartlaştırılmalı mıdır?

Bu sorulara yanıt vermek için pek çok farklı yaklaşım kullanılabilir. Ancak hiç biri, bu sorulardan birinin kesin yanıtı olmaya yeterli değildir ve farklı



yaklaşımlar aynı veriler için farklı sonuçlar üretecektir. Bu yüzden kümeleme analizi de faktör analizi gibi, araştırma deseninden ve araştırmacının yöntem seçiminden, diğer çok değişkenli yöntemlere göre daha fazla etkilenecektir.

Kümeleme analizi birey ya da birimlerin benzerlik ya da uzaklıklarına göre yapılır. Bu nedenle de analizin ilk adımı, benzerlik ya da uzaklık matrisinin oluşturulmasıdır. Ancak, benzerlik ölçümleri hesaplanmadan önce, verilerin standartlaştırılmasının gerekip gerekmediğine karar verilmelidir; çünkü bu ölçümler farklı ölçeklere ve değişkenler arasındaki büyüklük farklarına duyarlıdır.

4.2.1.2.1.1. Değişkenlerin Standardizasyonu ve Dönüştürülmesi

Tüm değişkenler aynı ölçek düzeyinde ölçüldüğünde (örneğin bir grup tutum sorusu), genellikle verilerin standardizasyonuna ihtiyaç duyulmazken, değişkenlerin farklı ölçek düzeyinde ölçülmesi durumunda, bu oldukça önemli bir konu haline gelir (Hair ve ark.,2006).

En yaygın kullanılan standardizasyon şekli, her bir değişkeni standart puanlara dönüştürmektir. Aynı zamanda Z puanları olarak da bilinen bu dönüştürmede, her bir ham puandan ortalama çıkartılır ve standart sapmaya bölünür. Bu dönüştürme şekli tüm bilgisayar programlarında bulunmakta ve kümeleme analizi sürecine de doğrudan dahil edilebilmektedir (Hair ve ark.,2006).

Z puanlarına dönüştürme: Normal dağılım gösterdiği varsayılan aralık ya da oran ölçeğiyle elde edilmiş verilere uygulanır. Z puanlarına dönüştürme:

$$Z = \frac{X - \bar{X}}{S} \quad \text{formülü ile yapılır.}$$

Bu dönüştürme dışında aşağıdaki kısaca özetlenen farklı dönüştürme yöntemleri de bulunmaktadır (Özdamar, 2004).

-1≤x≤1 aralığına dönüştürme: Değerler arasında pozitif ve negatiflerin, heterojen yapıdaki değerlerin ve uç değerlerin olduğu durumlarda tercih edilen bir tekniktir. Teknik, değişkenin bütün değerlerini maksimum değere oranlar. X_{max}, dizideki en büyük değeri ifade eder.

0≤x≤1 aralığına dönüştürme: Heterojen yapıya sahip değerlerin bulunduğu ve/veya uç değerlerin yer aldığı durumlarda değerleri pozitif 0-1 aralığında değiştirmek üzere uygulanır.

Maksimum değer 1 olacak şekilde dönüştürme: Dizideki değerlerin maksimum 1 olacak şekilde dönüştürülmesi için uygulanan bir tekniktir.

Dönüşüm ortalaması 1 olacak şekilde dönüştürme: Dizinin ortalamasının pozitif ve 1 olması istendiği durumlarda uygulanan tekniktir.

Dönüşüm dizisinin standart sapması 1 olacak şekilde dönüştürme: Yeni dizinin standart sapmasının 1 olmasının istendiği durumda kullanılan bir tekniktir.

4.2.1.2.1.2. Benzerlik Ölçümlerinin Seçimi

Kümeleme analizinin ilk adımı benzerlik ya da uzaklık matrisinin oluşturulmasıdır. Bu matris, satırlarında ve sütunlarında analiz birimleri olan ve hücrelerinde her bir gözlem çifti için benzerlik ya da uzaklık ölçümleri olan bir tablodur. Birbirine en yakın kümelerin geniş gruplar olarak birleştirilmesi ya da bir nokta ile bir küme arasındaki ilişkinin ölçütü olarak kullanıldığı gözlemler arası uzaklıklar ya da kümeler arası benzerlik ve uzaklıklar için çeşitli ölçümler mevcuttur. Uzaklık ölçümleri, iki gözlemin birbirinden ne kadar uzak olduğunu gösterir. Birbirine benzer olan gözlemler arası uzaklıklar azdır. Benzerlik ölçümleri ise iki gözlemin birbirine ne kadar benzer olduğunu gösterir. Ancak tüm ölçümleri aslında "uzaklık ölçümü" olarak adlandırmak mümkündür; çünkü aynı işlevi görürler. Burada dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta, eğer uzaklıkları tanımlamak için iki ya da daha fazla değişken kullanılıyorsa, bunlardan birinin daha baskın olacağıdır. Bunu önlemek için değişkenlerin standardizasyonu yararlı olacaktır (Hair ve ark., 2006).

Benzerliğin ölçülmesinin farklı yolları bulunmaktadır. Kullanılacak benzerlik ölçümlerinin belirlenmesinde değişkenlerin metrik veya kategorik olması önemlidir. Metrik değişkenler için benzerliği ölçmenin en önemli iki yolu, korelasyona dayalı ölçüler ve uzaklık ölçümleri, kategorik veriler içinse ortaklık ölçüleridir (Junhagen, 2000). Aşağıda söz konusu bu ölçümler (indekslerden) bazılarına ilişkin kısa açıklamalar sunulmaktadır (Garson, 2009).

a. Metrik (Interval) veriler için:

-Öklit uzaklığı ve Kareli öklit uzaklığı (Euclidean Distance - Squared Euclidean Distance): En yaygın uzaklık ölçüsüdür. Nesne sayısının 100'den fazla olması durumunda öklit uzaklığının kullanılması tavsiye edilir. Öklit uzaklığı bir üçgenin hipotenüs uzunluğudur ve X gözlemlerine ilişkin farkların karesinin, Y gözlemlerine ilişkin farkların karesi ile toplanmasının kareköküne eşittir. İki boyutlu düzlemde iki nokta arasındaki mesafe, iki noktanın X ve Y koordinatlarının ayrı ayrı farklarının hipotenüsüne eşittir. Öklit uzaklığı ve kareli öklit uzaklığı, standartlaştırılmış verilerle değil, ham verilerle hesaplanır. Değişkenlerin ölçek farklılıkları öklit uzaklıklarını önemli ölçüde etkiler.



-*Kosinüs (Cosine)*: Değerlerin iki vektörü arasındaki açının kosinüsüne dayalı metrik düzeyde benzerlik ölçümüdür.

-*Pearson Korelasyon*: Metrik düzeyde benzerlik momentler çarpımına dayanır. Değişken kümelemeye karşı birimleri ya da bireyleri kümelemede araştırmacılar sütunlarında değişkenler, satırlarında bireyler / birimler olan normal veri tablosunda yer değişikliği yaparlar (transpose). Böylelikle, sütunları bireyler ve satırları değişkenler olarak kullanmak yoluyla, korelasyonun artık bireyler arasında olması sağlanır ve bu korelasyonlar da benzerlik matrisinin hücrelerini oluşturur.

Mutlak değer (Absolute values): Pearson korelasyon yüksek pozitif çıkabileceği gibi, yüksek negatif de çıkabilir. Araştırmacıların mutlak değer almaları gerekebilir.

-*Chebychev Uzaklığı*: Uzaklıkları tanımlamak için kullanılan iki ya da daha fazla boyuttan (değişkenden) herhangi birindeki bir gözlem çifti arasındaki maksimum mutlak farktır. Çiftler ya da eşler (pairs), diğer boyutlardaki benzerlikler dikkate alınmaksızın, tek bir boyuttaki fark dikkate alınarak tanımlanır.

-*Blok Uzaklığı*: "Manhattan uzaklığı" ya da "City-blok uzaklığı" olarak da bilinen bu uzaklık, uzaklıkları tanımlamak üzere kullanılan iki ya da daha fazla boyuttaki mutlak (absolute) farkların ortalamasıdır. Bir başka deyişle bu yöntem, değişkenler arasındaki farkın mutlak değerini esas almaktadır. Uzaklık, gözlemlerin koordinatları arasındaki farkın mutlak değerleri toplamına dayalı olarak hesaplanmaktadır.

-*Minkowski Uzaklığı*: Genellenmiş uzaklık fonksiyonudur. n sayıda birim ve p sayıdaki değişkene göre birimler ya da değişkenler arasındaki uzaklıkları hesaplamak için kullanılan uzaklık ölçülerine genel olarak "Minkowski uzaklık ölçüsü" adı verilmektedir. Mutlak farkların toplamının p 'nci kökünün, madde değerleri arasındaki p 'nci kuvvete olan uzaklığıdır. $p=1$ olduğunda, Minkowski uzaklığı ile City-blok uzaklığı birbirine eşittir. İki kategorili (ikilem) verilerde $p=1$ olduğunda, Minkowski uzaklığı Hamming uzaklığına, $p=2$ olduğunda ise, Öklit uzaklığına eşittir. K sayıda değişken standardize edilmediğinde ve farklı ölçek düzeyinde ölçüldüğünde, geniş ölçekli (large scale) değişkenler daha baskın olur.

-*Uyarlanmış (Customized) Minkowski Uzaklığı*: Minkowski uzaklığının genellenmiş halidir. Madde değerleri arasındaki p 'nci kuvvet üzerinde mutlak farkların toplamının r 'nci kökü alınarak hesaplanır.

-*Mahalanobis Uzaklığı*: Doğrudan standardizasyon olanağı sağlayan Öklit uzaklık ölçüsüdür. Hem standart sapmaları dikkate alarak standardizasyon

olanağı sağlar; hem de grup içi varyans -kovaryansları toplayarak değişkenler arasındaki korelasyonu ayarlar.

-*Hotelling T^2 Uzaklığı*: İki grup ya da kümenin ortalama vektörlerinin karşılaştırılması amacıyla kullanılan bir uzaklık ölçüsüdür.

b. Kategorik (Counts) veriler için:

-*Ki-kare uzaklığı*: İki frekans setinin eşitliği için ki-kare testine dayanır.

-*Phi-kare uzaklığı*: Ki-kare ölçüsünü, birleşik frekansın kare kökünü almak yoluyla normalleştirir.

c. İkilemler (Binary) için:

-*Öklit uzaklığı ve Kareli öklit uzaklığı*: Metrik ölçek için olan uzaklığın ikilem veriler için olan şeklidir.

-*Büyüklük farkı (Size difference)*: 0 ile 1 arasında değişen asimetri indeksidir.

-*Örüntü farkı (Pattern difference)*: 0 ile 1 arasında değişen uzaklık ölçüsüdür.

-*Varyans*: 2×2 'lik tabloda $(b+c)/4n$ formülüyle hesaplanır ve 0 ile 1 arasında değişir.

-*Dağılım (Dispersion)*: -1 ile 1 arasında değişen benzerlik ölçüsüdür.

-*Biçim (Shape)*: 0 ile 1 arasında değişen uzaklık ölçüsüdür.

-*Basit eşleşme (Simple matching)*: Eşlerin (çiftlerin), toplam değer sayısına oranıdır.

-*Phi dört noktalı korelasyon*: Pearson korelasyon katsayısının ikili eşidir (analog) ve -1 ile 1 arasında değişir.

-*Lambda*: Goodman ve Kruskal'ın lambdası, bir maddeden diğerini kestirmede (çift yönlü kestirim) hatanın oransal olarak azaltılması olarak yorumlanır. 0 ile 1 arasında değişir ve 1, mükemmel yordamaya karşılık gelir.

-*Abderberg'in D'si*: Lambda'nın bir başka şeklidir. Çift yönlü kestirimde bir maddeden diğerini kestirmede hatanın gerçek (actual) azatımıdır ve 0 ile 1 arasında değişir.

-*Hamann*: Eşleşmiş çiftlerin sayısından eşleşmeyenlerin sayısının çıkartılıp toplam madde sayısına bölünmesi ile elde edilir. Bu indeks -1 ile 1 arasında değişir.

-*Jaccard*: Bu indekste ortak yokluklar (joint absences) gözardı edilir. Eşleşmiş çiftlerle eşleşmeyenler eşit ağırlıklandırılır. Aynı zamanda benzerlik



oranı olarak da bilinir. Bu indeks ikilem olan veriler için en fazla önerilen indekslerden biridir.

-*Kulczynski-1*: Ortak varlıkların (joint presence), tüm eşleşmeyenlere oranıdır. Alt sınırı 0'dır; üst sınırı yoktur. Teorik olarak, hiç eşleşmeyen kalmadığı durumlarda tanımsızdır (undefined). Ancak paket programlar bu tanımsızlık durumunda 9999.999 gibi rastgele değerler ya da daha büyük değerler atamaktadır.

-*Kulczynski-2*: Bir özelliğin bir maddede varlığının, diğer maddede olma olasılığına ilişkin koşullu olasılıktır.

-*Lance ve Williams*: Bray-Curtis metrik olmayan katsayı olarak da bilinir. $(b+c) / (2a+b+c)$ formülünü kullanan 2x2'lik tablolara dayanır. Bu formülde a, her iki maddede de olan bireyleri gösterirken, b ve c, bir maddede olan, diğerinde olmayan çapraz köşeleri gösterir. 0 ile 1 arasında değişir.

-*Ochiai*: Benzerlik ölçümlerindeki kosinüsün ikilem veriler için olan karşılığıdır. 0 ile 1 arasında değişir.

-*Rogers ve Tanimoto*: Eşleşmeyen verileri iki kat (double) ağırlıklandırır.

-*Russel ve Rao*: Eşleşenleri ve eşleşmeyenleri eşit ağırlıklandırır. İkilemler için yaygın olarak kullanılan bir benzerlik ölçüsüdür.

-*Sokal ve Sneath-1*: Eşleşen verileri iki kat (double) ağırlıklandırır.

-*Sokal ve Sneath-2*: Eşleşmeyen verileri iki kat ağırlıklandırırken, yokluklar (absence) gözardı edilir.

-*Sokal ve Sneath-3*: Eşleşenlerin eşleşmeyenlere oranını gösteren bir indekstir.

-*Sokal ve Sneath-4*: Tahmin ortalaması tek bir yönde alınarak, bir maddedeki özelliğin, diğer maddedeki değerle eşleşmesi şeklinde açıklanabilecek olan koşullu olasılıktır.

-*Sokal ve Sneath-5*: Pozitif ve negatif çiftlerin koşullu olasılığının geometrik ortalamasının karesidir. 0 ile 1 arasında değişir.

-*Yule Q*: Goodman ve Kruskal'ın Gamma'sının 2x2'lik tablolara özel şeklidir ve -1 ile 1 arasında değişir.

Hangi uzaklık ölçümünün seçileceğine karar vermede araştırmacıların dikkat etmesi gereken noktalar şöyle özetlenebilir (Hair ve ark.,2006):

-Farklı uzaklık ölçümleri ya da değişkenlerin ölçüldüğü ölçek düzeyindeki değişiklikler, farklı kümeleme çözümlerine neden olabilir. Bundan dolayı birkaç farklı ölçümün kullanılması ve elde edilen sonuçların kuramsal yapı ya da daha önceden bilinen örüntülerle karşılaştırılması önerilir.

-Değişkenler ilişkili olduğunda (pozitif ya da negatif) Mahalanobis uzaklığı en uygun uzaklık ölçümü olacaktır; çünkü bu ölçüm korelasyonları düzelterek tüm değişkenlerin eşit ağırlıklandırılmasını sağlar.

-Eğer araştırmacılar değişkenlerin eşit olmayan (unweighted) şekilde ağırlıklandırılmasını istiyorsa, bu durumda diğer yöntemleri tercih edebilirler.

4.2.1.1.2. Hiyerarşik Olmayan Yöntemler: Küme sayısının belirlenmiş olduğu durumlarda kullanılır. Bir başka deyişle araştırmacının küme sayısı konusunda ön bilgisinin olduğu durumlarda ya da küme sayısına karar verilmiş olması durumunda kullanılması önerilmektedir (Özdamar, 2004).

Hiyerarşik olmayan yöntemlerin hiyerarşiklerden temel farkları şöyle özetlenebilir:

- Herhangi bir hiyerarşik işleyiş yoktur.
- Hiyerarşik yöntemlerde nesneler adım adım her nesne tek bir kümede oluncaya kadar ya da tam tersi şekilde kümelenir. Hiyerarşik olmayan yöntemlerde ise nesneler başlangıçta belirlenen kümelere atanarak işlem yapılır.
- Hiyerarşik yöntemlerde her adımda hangi nesnenin hangi kümede olduğu belirirken, hiyerarşik olmayan yöntemlerde sadece nesnelerin en sondaki üyelik durumları önemlidir.
- Hiyerarşik yöntemlerde dendogramlar kullanılırken, hiyerarşik olmayan yöntemlerde dendogramlar hiç bir şey ifade etmez.
- Hiyerarşik olmayan yöntemler, hiyerarşik yöntemlere göre daha büyük veri kümelerine uygulanabilir (Akat, 2007; Johnson ve Wichern, 1988).

4.2.2. Sayıltılar ve Analizin Diğer Gereklilikleri

Çoklu regresyon, varyans analizi gibi tekniklerde birkaç değişken yer alır. Bu değişkenler -bağımsız değişkenler ya da ortak değişkenler (covariates)- bir bağımlı değişkeni yordar ya da açıklarlar. Dolayısıyla da bu yöntemler "bağımlılık yöntemleri (dependence methods)" olarak adlandırılır. Faktör analizi, çok boyutlu ölçekleme ve kümeleme analizi gibi yöntemler ise, değişkenler arasındaki ilişkileri dikkate alır. Genellikle yordama amaçlı kullanılmaz ve bir "p" değeri yoktur. Araştırmacılar analiz sonuçlarını yorumlayarak en iyi modele karar verirler (<http://www.socialresearchmethods.net/tutorial/Flynn/multivar.htm>).

Tüm modeller analize giren verilerin birbirleriyle ilişkili olmasını gerektirir. Faktör analizi için bunun anlamı korelasyondur. Çok boyutlu ölçekleme ve kümeleme analizi birbirinden farklı ve çeşitli verileri (örn. benzerlik ya da



uzaklıklar) kullanabilir. Bu da çok boyutlu ölçekleme ve kümeleme analizinin, faktör analizinden daha esnek olduğu şeklinde yorumlanabilir. Bu yöntemlerin tümünün en önemli sayıltısı, analize giren verinin "geçerli (valid)" olmasına ilişkindir. Daha önce de değinildiği gibi, bu yöntemler bağımlılık yöntemlerinin sahip olduğu kestirisel istatistik mantığına sahip değildir. Dolayısıyla da, sadece girdinin kalitesi ölçüsünde iyi ya da kötü sonuçlar üretirler (<http://www.socialresearchmethods.net/tutorial/Flynn/multivar.htm>).

Kümeleme analizi, çok boyutlu ölçekleme gibi teknikler, yukarıda da değinildiği gibi, örneklemiden evrene ilişkin parametrelerin kestirildiği, örneklemiden evrenin temsilcisi olma olasılığının değerlendirildiği bir anlam çıkartıcı istatistik tekniği değildir. Kümeleme analizi, bir grup gözlemin yapısal özelliklerini nicelleştirme yöntemidir. Güçlü matematiksel temellere sahip olmakla birlikte, güçlü istatistiksel temellere sahip değildir. Normallik, doğrusallık ve varyansların homojenliği gibi diğer teknikler için önemli olan sayıltılar, kümeleme analizinde çok az etkilidir. Ancak araştırmacıların odaklanması gereken iki kritik nokta vardır. Bunlar, "örneklemiden temsiliyeti" ve "değişkenler arasındaki çoklu bağlantı (multicollinearity)" problemidir (Hair ve ark.2006).

4.2.2.1. Örneklemiden temsiliyeti: Çok ender olarak araştırmacılar kümeleme analizinde kullanmak için evrenin tam sayısına sahiptirler. Genellikle örneklemiden üzerinde çalışılır ve bu grupların evrenin yapısını temsil etmesi ve araştırmacıların da bu temsiliyeti güvenmesi gerekir. Araştırmacılar kümeleme analizinin sadece örneklemiden temsiliyeti oranında iyi sonuçlar vereceğinden farkında olmalıdırlar. Bu nedenle de tüm çabalar, örneklemiden evreni temsil etmesi ve ancak bu sağlandığında elde edilen sonuçların evrene genellenebileceği üzerinde yoğunlaşmalıdır (Hair ve ark.2006).

4.2.2.2. Değişkenler arası çoklu bağlantı: Çoklu bağlantı problemi çok değişkenli analizlerde, aralarında çoklu bağlantı problemi olan değişkenlerin gerçek etkilerinin anlaşılmasını güçleştirdiğinden dolayı önemli bir sorundur. Ancak kümeleme analizindeki etkisi farklıdır; çünkü çoklu bağlantı aslında bir çeşit dolaylı ağırlıklandırma oluşturur. Örneğinden, bir grup cevaplayıcısının 10 değişken dikkate alınarak kümelendiği varsayalım. Bu 10 değişken bir hizmete yönelik tutum ifadeleri olsun. Çoklu bağlantı incelendiğinde, iki grup değişken belirlensin. İlk grup sekiz ifadeden; diğer grup ise, geriye kalan iki ifadeden oluşsun. Eğer bizim amacımız gerçekten cevaplayıcıları hizmet boyutlarına (bu örnekte iki grup değişken tarafından temsil edilmektedir) göre gruplamaksa, orijinal 10 değişkenin kullanılması yanıltıcı olacaktır. Çünkü her değişken küme içerisinde eşit ağırlıklandırılacaktır; oysaki ilk boyut, diğer boyuta oranla benzerlik ölçümlerini etkileme konusunda dört kat daha fazla (bir boyutta iki madde varken, diğer boyutta sekiz madde olduğundan) şansa

(olasılığa) sahiptir. Sonuç olarak benzerlik, iki maddeye sahip ikinci boyuta göre, sekiz maddeye sahip ilk boyut tarafından ağırlıklı olarak etkilenecektir (Hair ve ark., 2006).

Kümeleme analizinde çoklu bağlantı durumu, araştırmacı tarafından gözlenemeyen ancak analizi etkileyen bir ağırlıklandırma işlemi olarak rol oynar. Bu nedenle araştırmacılar kümeleme analizinde kullanılan değişkenler arasında önemli bir çoklu bağlantı probleminin olup olmadığını mutlaka incelenmeli ve eğer çoklu bağlantı problemi bulunursa, ya her bir grupta yer alan değişken sayısının eşitlenmesi ya da Mahalanobis uzaklığı gibi bu korelasyonu dengeleyecek bir uzaklık ölçüsünün kullanılması gerekir (Hair ve ark., 2006).

Tatlıdil (1992) ise kümeleme analizinin sayıltılarına ilişkin olarak, kümeleme analizinde de diskriminant analizinde olduğu gibi normallik sayıltısı bulunmakla birlikte, bu sayıltının prensipte kaldığını ve uzaklık değerlerinin normalliğinin yeterli görüldüğünü ifade etmektedir. Ayrıca bu analizde kovaryans matrislerine ilişkin herhangi bir sayıltı bulunmadığını da belirtmektedir.

Özekici (1999) kümeleme analizinin tahminden çok tanımlama ile, değişkenlerden çok bireylerle, kriter-tahmin değişkenleri arasındaki ilişkilerden çok, tüm veri setindeki ilişkilerle ilgilendiğini ifade etmektedir. Ayrıca bu analizde değişkenler arasındaki ilişkinin doğrusal olması şartı bulunmadığını ve seçilen kümeleme yöntemine göre sınıflamalı, sıralamalı, aralıklı veya karma verilere uygulanabileceğini ifade etmektedir.

Sonuç olarak kümeleme analizinin sayıltılarına ilişkin tartışmalar şöyle özetlenebilir:

- Bir grup gözlemin yapısının nicelleştirilmesine yarayan objektif bir teknik olan kümeleme analizi, bir kestirisel istatistik tekniği değildir.
- Uç değerlerin incelenmesi önemlidir.
- Verilerin ve kümelerin çoklu bağlantı problemi açısından incelenmesi önemlidir.
- Seçilen örneklemin evreni temsil etmesi ve eksik örnekleme (undersampling) yapılmaması önemlidir. Evrene genelleme garanti altına alınmalıdır (<https://facultystaff.richmond.edu/~pli/psy538/Cluster%20Analysis/Assumptions.html>).

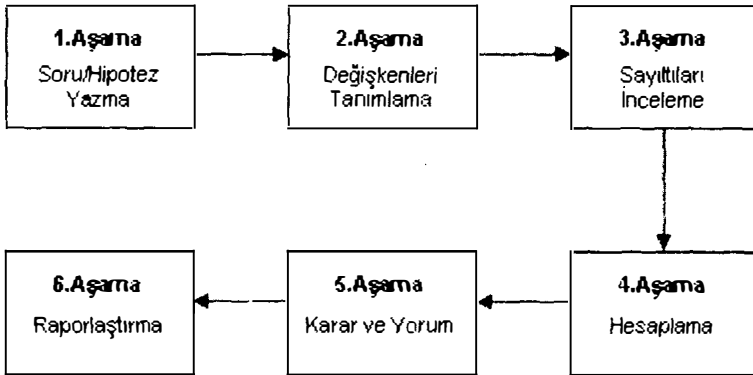
Sayıltıların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler ve SPSS adımlar için **“Bölüm 1.Çok Değişkenli İstatistiklere Giriş”** bölümünden yararlanılmalıdır.

4.2.3. Araştırma Deseni

Bireyleri, kurumları veya objeleri benzer özelliğe sahip homojen gruplara ayırarak sıralamayı amaçlayan çok değişkenli keşfedici bir istatistik olan küme analizi, temelde korelasyonel araştırma desenlerinde kullanılan bir veri analizi tekniğidir. Korelasyonel araştırmalar, iki ya da daha çok değişken arasındaki ilişkinin, herhangi bir şekilde bu değişkenlere müdahale edilmeden incelendiği araştırmalardır. Korelasyonel araştırmalar, değişkenler arasındaki ilişkilerin açığa çıkarılmasında, bu ilişkilerin düzeylerinin belirlenmesinde etkili ve bu ilişkilerle ilgili daha üst düzey araştırmaların yapılması için gerekli ipuçlarını sağlayan araştırmalardır (Büyüköztürk ve ark., 2008).

4.3. İşlem Aşamaları

Kümeleme analizine ilişkin işlem aşamaları Şekil 4.5.'de görüldüğü gibi özetlemek mümkündür.



Şekil 4.5. Kümeleme analizi akış şeması

Şekil 4.5. incelendiğinde, birinci aşamanın, araştırma sorularının ya da hipotezlerinin yazılması olduğu görülmektedir. Kümeleme analizinin kullanımını gerektiren bir araştırma sorusu, "Üniversite öğrencileri istatistik başarı puanı, istatistik kaygı puanı ve istatistik tutum puanlarına göre nasıl gruplandırılabilir?" şeklinde yazılabilir.

İkinci aşamayı, bireylerin veya objelerin gruplandırılmasında temel alınan değişkenlerin tanımlanması oluşturur.

Üçüncü aşama analize ilişkin sayıtların test edilmesidir. "Bölüm 4.2.2. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri" başlığı altında bu sayıtların neler olduğuna değinilmiştir.

Dördüncü aşama ilgili işlem adımlarının izlenmesi ile analizin gerçekleştirilmesidir. Bu işlem aşamaların neler olduğu "4.4.Örnekler" başlığı altında ayrıntılı olarak gösterilmektedir.

Beşinci aşamada araştırma sorusunun cevaplanmasına ya da hipotezin desteklenip desteklenmemeye durumuna ilişkin bir karara varılır.

Altıncı ve son aşamada ise, analiz sonuçlarının raporlaştırılarak sunulmasıdır.

4. 4. Örnekler

Bu bölümde kümeleme analizin SPSS'teki işlem basamakları gösterilerek analizin gerçekleştirilmesi ve analiz sonucunda elde edilen çıktı (output) dosyalarının yorumlanması hakkında bilgiler verilmiştir. Söz konusu analiz, verilerin kümeleme analizine ilişkin sayıtları karşıladığı kabulünden yola çıkılarak yapılmıştır.

Kümeleme analizi uygulamasına ilişkin iki farklı örnek sunulmaktadır. Uygulama örneklerinden birincisinde "Araştırma Kaygısı Ölçeği"nin açımlayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen faktör yapısı ile birleştirici / toplamalı hiyerarşik kümeleme analizi sonucunda elde edilen küme yapıları karşılaştırılmıştır. Bu örnekte "Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi" kullanılmıştır ve benzerlik ölçütü olarak da "Pearson Korelasyon" yöntemi kullanılmıştır.

İkinci örnekte ise üniversite öğrencilerinin istatistik başarı puanı, istatistik kaygı puanı ve istatistik tutum puanlarına göre sözel bölüm ve sayısal bölüm öğrencileri olarak kümelenip kümelenmeyeceklerine ilişkindir. Bu örnekte "Tam Bağlantı (En Uzak Komşuluk)" ve çok yaygın kullanılan bir uzaklık ölçütü olan "Öklit Uzaklığı" yöntemi kullanılmıştır.

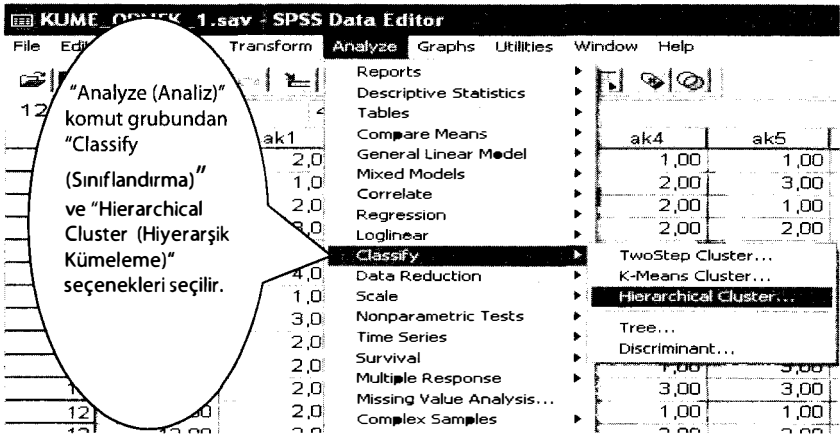
Kullanım yaygınlığı göz önünde bulundurularak analiz SPSS paket programı ile yapılmıştır. Aşağıda Örnek 4.4.1.'de analizin gerçekleştirilmesine ilişkin temel işlem basamakları ayrıntılı olarak gösterilmiştir. İkinci örnekte ise sadece analiz sonuçları sunulmuştur.

Örnek 4.4.1.

"Araştırma Kaygısı Ölçeği"nin açımlayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen faktör yapısı ile birleştirici / toplamalı hiyerarşik kümeleme analizi sonucunda elde edilen küme yapıları karşılaştırılmıştır. Hiyerarşik kümeleme analizi sonucunda elde edilen kümeler ile Araştırma Kaygısı Ölçeği'nin faktör yapısının karşılaştırılabilmesi için öncelikle aracın alt ölçeklerinde yer alan maddeler hakkında bilgi vermekte yarar vardır. Araştırma Kaygısı Ölçeği iki faktör altında toplanan 18 maddeden oluşan beşli likert tipi bir ölçektir. Aracın

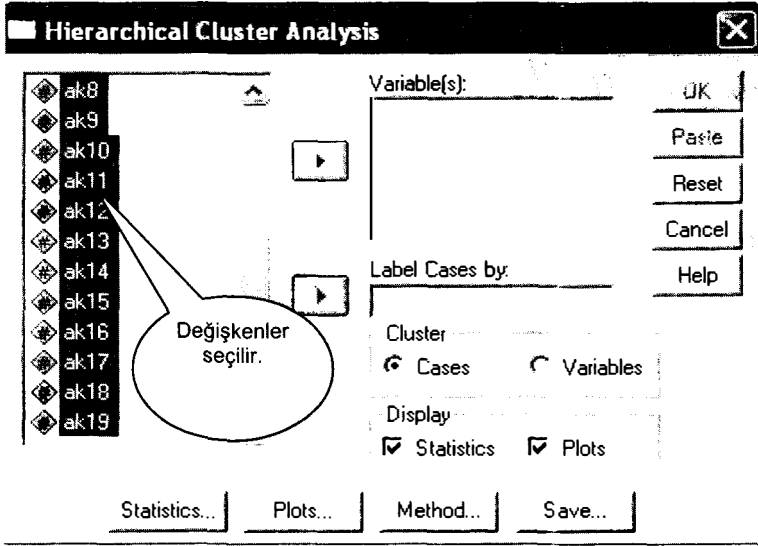
birinci faktörü 2, 3, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 18, 19 no'lu maddelerden oluşmaktadır. Birinci faktörde toplam 12 madde vardır. Aracın ikinci faktörü ise 1, 4, 7, 9, 11, 13, 17 no'lu maddelerden oluşmaktadır. İkinci faktörde toplam 7 madde vardır. Uygulama verileri klasöründe bulunan (KUME_ORNEK_1.sav) adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

4.4.1.1. İşlem Aşamaları: Araştırmacının analize başlamak amacıyla ilk yapması gereken, "Analyze (Analiz)" komut grubu içerisinde kümeleme analizi penceresini açmaktır. Bu bölümde hiyerarşik kümeleme analizinin anlatımı amaçlandığından, hiyerarşik kümeleme analizi penceresi Şekil 4.6.'da gösterildiği gibi açılır.



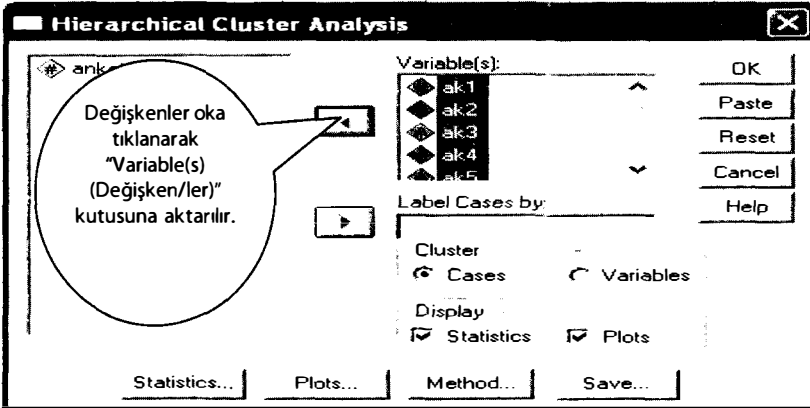
Şekil 4.6. Kümeleme Analizi Penceresinin Açılması

Şekil 4.6.'daki işlemin gerçekleştirilmesinin ardından, açılan pencerede analize dâhil edilecek olan değişkenler içerisinde, Şekil 4.7.'de görüldüğü gibi değişkenler seçilir. Burada değişkenler Araştırma Kaygısı Ölçeği'nin maddeleridir.



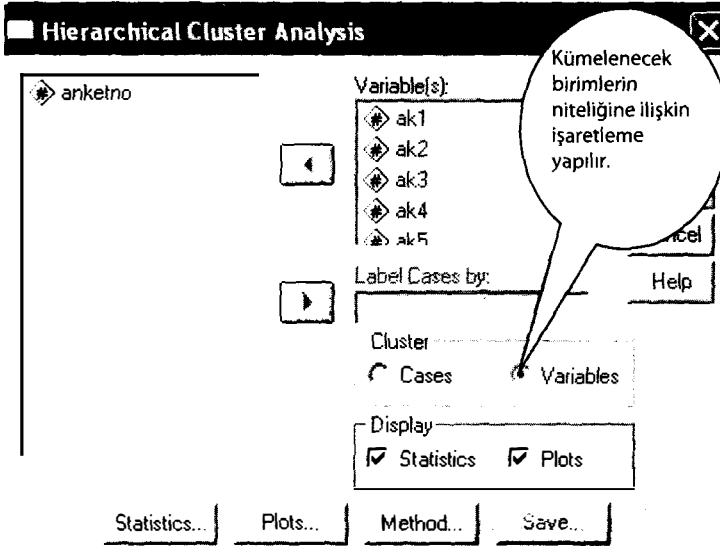
Şekil 4.7. Değişkenlerin Seçilmesi

Analize dâhil edilmek üzere seçilen değişkenler Şekil 4.7.'de gösterildiği biçimde "Variable(s) (Değişken/ler)" kutusuna aktarılır.



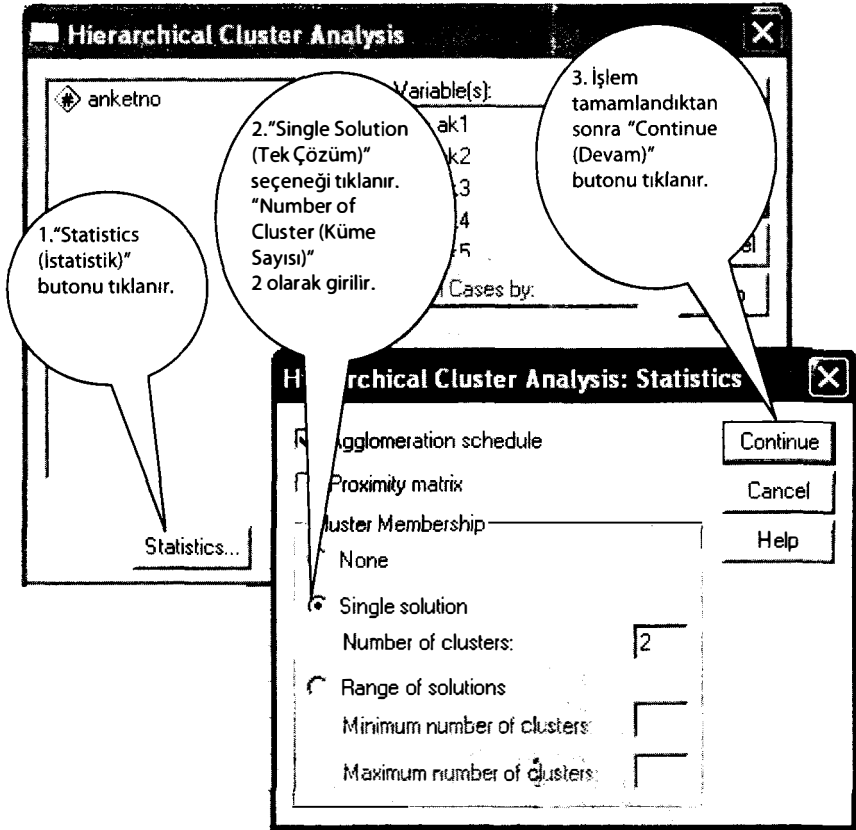
Şekil 4.8. Değişkenlerin Aktarılması

Örneğimizde analize dâhil edilecek değişkenler bireyler değil, ölçek maddeleri olduğundan ve ölçek maddelerinin kümelenmesi ile ilgilenildiğinden, Şekil 4.9.'da gösterildiği biçimde "bireylerin (Cases)" değil, "Değişkenlerin (Variables)" kümeleneceğini ilişkin seçim yapılır.



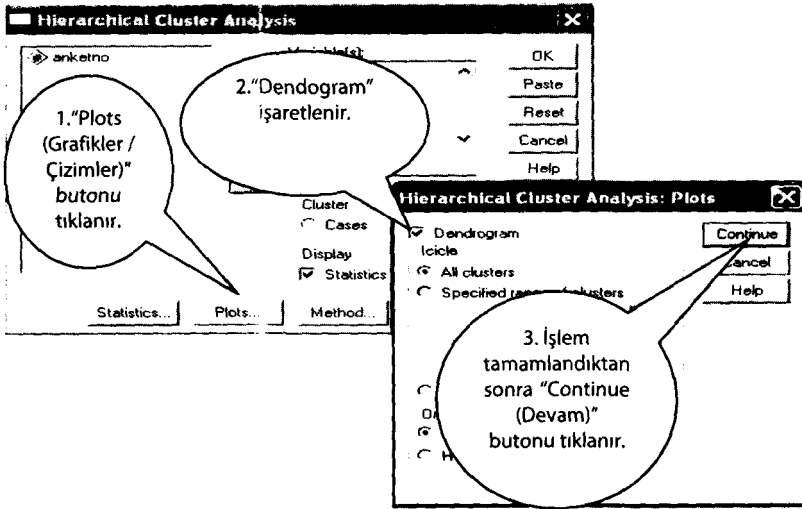
Şekil 4.9. Kümelenecek Birimlerin Niteliğinin İşaretlenmesi

Ardından Şekil 4.10.'da görüldüğü gibi "Statistics (İstatistik)" butonu içerisinde "Cluster Membership (Küme Üyelikleri)" işaretlenir. Burada Araştırma Kaygısı Ölçeği'nin iki boyutlu bir ölçek olduğu belirlendiğinden "Single Solution (Tek Çözüm)" seçeneği tıklanarak "Number of Cluster (Küme Sayısı)" "2" olarak girilmiştir.



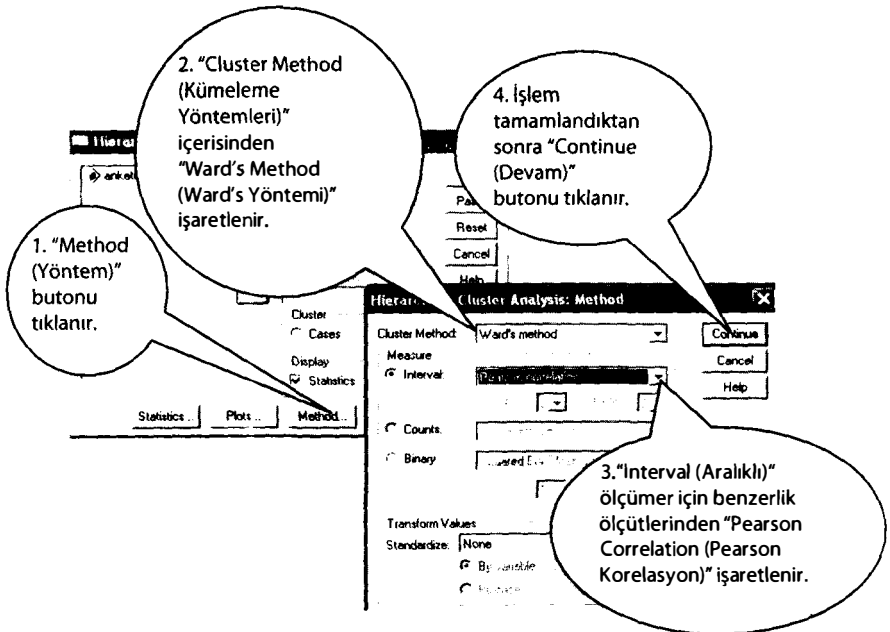
Şekil 4.10. Statistics (İstatistik) Butonu İçerisinden Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

Ardından Şekil 4.11.'de görüldüğü gibi "Plots (Grafikler / Çizimler)" butonu içerisinden "Dendogram (Ağaç Diyagramı)" işaretlenir.



Şekil 4.11. Plots (Grafikler) Butonu İçerisinden Dendogramın İşaretlenmesi

Şekil 4.12.'de görüldüğü gibi "Method (Yöntem)" butonu içerisinden gerekli işaretlemeler yapılır.



Şekil 4.12. Method Butonu İçerisinde Gerekli İşaretlemelerin Yapılması

Yukarıda söz edilen işlem adımlarının ardından hiyerarşik kümeleme analizine ilişkin aşağıda sunulan çıktılar (output) elde edilir. Bu bölümde sadece çıktılarda yer alan tabloların ne ifade ettikleri hakkında kısa bilgiler sunulmakta, tablolaştırma ve yorumlanmasına ilişkin ayrıntılı bilgilere ise "4.5. Raporlaştırma" bölümünde değinilmektedir.

Kümeleme Analizi

Tablo 4.1. Ward's Bağlantı Yöntemi ile Birleştirme Tablosu

Cluster

Ward Linkage

Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	6	14	,357	0	0	2
2	6	18	,690	1	0	3
3	6	12	,975	2	0	5
4	11	16	1,253	0	0	17
5	6	19	1,515	3	0	10
6	1	7	1,757	0	0	11
7	4	17	1,982	0	0	11
8	3	5	2,207	0	0	9
9	3	10	2,426	8	0	12
10	6	15	2,620	5	0	15
11	1	4	2,782	6	7	13
12	3	8	2,916	9	0	14
13	1	13	3,044	11	0	16
14	2	3	3,125	0	12	15
15	2	6	3,186	14	10	18
16	1	9	3,245	13	0	17
17	1	11	3,129	16	4	18
18	1	2	2,819	17	15	0

SPSS'te yapılan hiyerarşik kümeleme analizi sonuçlarında ilk olarak Tablo 4.1.'de görülen sonuçlar sunulmaktadır. İlk satır kümeleme analizinin ilk aşamasını (Stage) gösterir ve burada Araştırma Kaygısı Ölçeği'nde 19 madde bulunduğu için, 18 kümeden oluştuğu görülmektedir. Sağında yer alan sütun "Cluster Combined (Birleştirilmiş Küme)" sütunudur. Bir sonraki sütunda "Coefficients (Katsayılar)" yer alır. Ardından "Stage Cluster First Appears



(Kümelerin İlk Görüldüğü Aşamalar)" ve "Next Stage (Sonraki Aşama)" sütunları yer alır.

Tablo 4.2.'de "Cluster Membership (Küme Üyelikleri)" tablosu sunulmaktadır. Bu tabloda da Araştırma Kaygısı Ölçeği'nin maddelerinin hangi kümelerde yer aldığı görülmektedir.

Tablo 4.2. Küme Üyelikleri

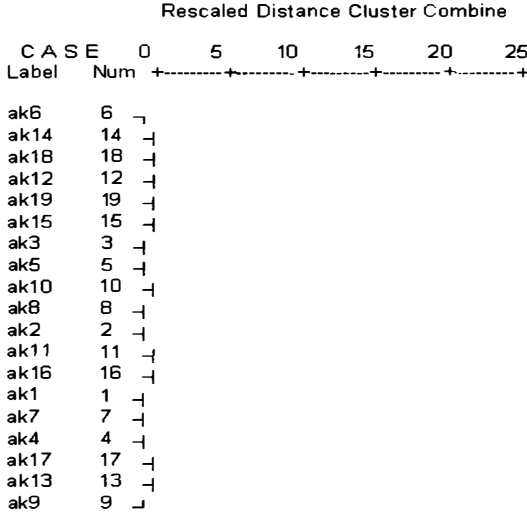
Cluster Membership	
Case	2 Clusters
ak1	1
ak2	2
ak3	2
ak4	1
ak5	2
ak6	2
ak7	1
ak8	2
ak9	1
ak10	2
ak11	1
ak12	2
ak13	1
ak14	2
ak15	2
ak16	1
ak17	1
ak18	2
ak19	2

Şekil 4.13.'de ise hiyerarşik kümeleme analizi sonuçlarına ilişkin dendrogram sunulmaktadır.

Dendrogram

*****HIERARCHICAL CLUSTER ANALYSIS*****

Dendrogram using Ward Method



Şekil 4.13. Hiyerarşik Kümeleme Analizi Sonuçlarına İlişkin Dendrogram

4.5. Raporlaştırma

Bu bölümde hiyerarşik kümeleme analizi sonucunda elde edilen çıktıların (output) tablolaştırılması ve yorumlanmasına ilişkin bilgiler verilmektedir.

Tablo 4.3.'de Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi ile elde edilen birleştirme sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 4.3. Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi Birleştirme Sonuçları

Aşama	Birleştirilmiş Küme		Katsayılar	Kümelerin İlk Görüldüğü Aşamalar		Sonraki Aşama
	Küme 1	Küme 2		Küme 1	Küme 2	
1	6	14	.357	0	0	2
2	6	18	.690	1	0	3
3	6	12	.975	2	0	5
4	11	16	1.253	0	0	17
5	6	19	1.515	3	0	10
6	1	7	1.757	0	0	11
7	4	17	1.982	0	0	11
8	3	5	2.207	0	0	9
9	3	10	2.426	8	0	12
10	6	15	2.620	5	0	15
11	1	4	2.782	6	7	13
12	3	8	2.916	9	0	14
13	1	13	3.044	11	0	16
14	2	3	3.125	0	12	15
15	2	6	3.186	14	10	18
16	1	9	3.245	13	0	17
17	1	11	3.129	16	4	18
18	1	2	2.819	17	15	0

Tablo 4.3. incelendiğinde, ilk satırın kümeleme analizinin ilk aşamasını gösterdiği ve 18 kümeden oluştuğu görülmektedir. Birleştirilmiş küme sütunu incelendiğinde, Küme 1'deki 6. değişken (madde) ile Küme 2'deki 14. değişkenin (madde) birbirine en yakın gözlemler olduğu ve söz konusu değişkenler arasındaki mesafenin .357 olduğu görülmektedir. Birinci satırdaki 6 ve 14. değişkenlerin, 2. aşamada aralarına 18. değişkeni (maddeyi) alarak ilk kümeyi oluşturacakları anlaşılmaktadır.

Tablo 4.4.'de Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi ile elde edilen küme üyelikleri sunulmaktadır.

Tablo 4.4. Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi ile Elde Edilen Küme Üyelikleri

Değişken (Madde)	Küme	Değişken (Madde)	Küme
1	1	11	1
2	2	12	2
3	2	13	1
4	1	14	2
5	2	15	2
6	2	16	1
7	1	17	1
8	2	18	2
9	1	19	2
	10	2	

Tablo 4.4.'de Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi ile elde edilen küme üyelikleri incelendiğinde, 2, 3, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 15, 18, 19 nolu maddelerin birinci kümede, 1, 4, 7, 9, 11, 13, 16, 17 no'lu maddelerin ise ikinci kümede yer aldığı görülmektedir. Ölçeğin açımlayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen faktör yapısında ise birinci faktörün 2, 3, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 18, 19 no'lu maddelerden, ikinci faktörün ise 1, 4, 7, 9, 11, 13, 17 no'lu maddelerden oluştuğu belirlenmiştir. Bu durumda 16 no'lu maddenin yer değiştirmesi dışında, açımlayıcı faktör analizi ile elde edilen yapının neredeyse aynen elde edildiği görülmektedir. Bu durumda Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemi ile elde edilen kümeleme sonuçlarının, açımlayıcı faktör analizi bulguları ile oldukça uyumlu olduğu ve bir başka deyişle açımlayıcı faktör analizine alternatif oluşturabileceği belirtilebilir.

Şekil 4.14.'de Ward's Bağlantı (En Küçük Varyans) Yöntemine ilişkin ağaç diyagramı (dendrogram) sunulmaktadır. Ağaç diyagramı incelendiğinde, burada da öncelikle birinci kümede yer alan maddelerin, ardından ikinci kümeyi oluşturan maddelerin sıralandığı görülmektedir. Bir başka deyişle dendrogram, küme üyelikleri tablosunun görsel sunumu olarak düşünülebilir ve kümeleme analizi sonuçlarının raporlanmasında sunulup sunulmaması araştırmacının tercihinə bağlıdır.

Dendrogram

*****HIERARCHICAL CLUSTER ANALYSIS*****

Dendrogram using Ward Method

		Rescaled Distance Cluster Combine					
CASE	0	5	10	15	20	25	
Label	Num	+	+	+	+	+	+
ak6	6	└					
ak14	14	└					
ak18	18	└					
ak12	12	└					
ak19	19	└					
ak15	15	└					
ak3	3	└					
ak5	5	└					
ak10	10	└					
ak8	8	└					
ak2	2	└					
ak11	11	└					
ak16	16	└					
ak1	1	└					
ak7	7	└					
ak4	4	└					
ak17	17	└					
ak13	13	└					
ak9	9	└					

Şekil 4.14. Ward's Bağlantı Kümeleme Yöntemine İlişkin Dendrogram

Örnek 4.4.2.

200 üniversite öğrencisinin istatistik başarı puanları, istatistik kaygı puanları ve istatistik tutum puanları ile ilgili veriler toplanmıştır. Burada amaç, söz konusu başarı puanı ve ölçek puanlarını kullanarak, öğrencilerin sözel ya da sayısal bölümlerde lisansüstü öğrenim görmelerinin uygunluğunu belirlemektir. Uygulama verileri klasöründe bulunan (**KUME_ORNEK_2.sav**) adlı dosya açılarak, aşağıda verilen işlem aşamaları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir. Bu örneğe ilişkin dendrogram çok uzun olduğundan ve Örnek 4.4.1'de bir dendrogram örneği sunulmuş olduğundan, burada tekrar yer verilmemiştir.

Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	74	84	,000	0	0	96
2	144	195	1,000	0	0	111
3	131	190	1,000	0	0	57
4	125	134	1,000	0	0	46
5	33	80	1,000	0	0	33
6	64	76	1,000	0	0	120
7	23	27	1,000	0	0	63
8	192	197	1,414	0	0	67
9	126	189	1,414	0	0	35
10	132	178	1,414	0	0	46
11	173	175	1,414	0	0	41
12	128	161	1,414	0	0	112
13	111	158	1,414	0	0	83
14	140	152	1,414	0	0	110
15	129	141	1,414	0	0	99
16	120	127	1,414	0	0	113
17	115	123	1,414	0	0	109
18	47	96	1,414	0	0	40
19	8	92	1,414	0	0	87
20	22	79	1,414	0	0	114
21	57	75	1,414	0	0	97
22	40	65	1,414	0	0	75
23	11	43	1,414	0	0	88
24	5	37	1,414	0	0	74
25	105	191	1,732	0	0	56
26	149	179	1,732	0	0	138
27	143	177	1,732	0	0	70
28	103	170	1,732	0	0	92
29	81	83	1,732	0	0	116
30	39	62	1,732	0	0	98
31	19	42	1,732	0	0	86
32	20	36	1,732	0	0	97
33	7	33	1,732	0	5	63
34	21	24	1,732	0	0	105
35	124	126	2,000	0	9	65
36	26	90	2,000	0	0	120
37	29	89	2,000	0	0	107
38	18	70	2,000	0	0	86
39	2	49	2,000	0	0	121
40	3	47	2,000	0	18	59
41	163	173	2,236	0	11	110
42	136	172	2,236	0	0	111
43	116	167	2,236	0	0	93
44	156	166	2,236	0	0	83
45	112	146	2,236	0	0	113
46	125	132	2,236	4	10	106



Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
47	35	100	2,236	0	0	128
48	32	87	2,236	0	0	118
49	53	78	2,236	0	0	117
50	54	77	2,236	0	0	145
51	17	68	2,236	0	0	108
52	12	34	2,236	0	0	64
53	109	200	2,449	0	0	124
54	102	183	2,449	0	0	102
55	165	174	2,449	0	0	79
56	105	151	2,449	25	0	106
57	101	131	2,449	0	3	141
58	91	98	2,449	0	0	130
59	3	86	2,449	40	0	117
60	38	82	2,449	0	0	127
61	51	66	2,449	0	0	94
62	16	61	2,449	0	0	127
63	7	23	2,449	33	7	105
64	4	12	2,449	0	52	128
65	121	124	2,828	0	35	125
66	56	67	2,828	0	0	126
67	107	192	3,000	0	8	77
68	142	164	3,000	0	0	150
69	145	154	3,000	0	0	131
70	137	143	3,000	0	27	124
71	114	135	3,000	0	0	131
72	14	93	3,000	0	0	134
73	41	85	3,000	0	0	116
74	5	48	3,000	24	0	149
75	40	44	3,000	22	0	98
76	108	193	3,162	0	0	163
77	107	184	3,162	67	0	123
78	110	176	3,162	0	0	115
79	157	165	3,162	0	55	148
80	122	130	3,162	0	0	132
81	71	97	3,162	0	0	162
82	185	196	3,317	0	0	101
83	111	156	3,317	13	44	135
84	59	73	3,317	0	0	159
85	1	52	3,317	0	0	87
86	18	19	3,317	38	31	147
87	1	8	3,464	85	19	140
88	11	60	3,606	23	0	130
89	31	46	3,606	0	0	114
90	106	199	3,742	0	0	138
91	160	171	3,742	0	0	122
92	103	138	3,742	28	0	125
93	116	118	3,742	43	0	154
94	51	99	3,742	61	0	144
95	25	94	3,742	0	0	145
96	72	74	3,742	0	1	104
97	20	57	3,742	32	21	142

Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
98	39	40	3,742	30	75	121
99	129	186	4,123	15	0	129
100	104	147	4,123	0	0	122
101	185	187	4,243	82	0	158
102	102	133	4,243	54	0	167
103	50	95	4,243	0	0	137
104	10	72	4,243	0	96	165
105	7	21	4,359	63	34	155
106	105	125	4,472	56	46	112
107	28	29	4,472	0	37	139
108	6	17	4,472	0	51	146
109	115	182	4,583	17	0	143
110	140	163	4,583	14	41	129
111	136	144	4,583	42	2	132
112	105	128	4,583	106	12	168
113	112	120	4,583	45	16	136
114	22	31	4,583	20	89	155
115	110	148	4,690	78	0	160
116	41	81	4,690	73	29	134
117	3	53	5,000	59	49	142
118	13	32	5,000	0	48	144
119	155	169	5,196	0	0	135
120	26	64	5,385	36	6	164
121	2	39	5,385	39	98	147
122	104	160	5,477	100	91	160
123	107	153	5,477	77	0	151
124	109	137	5,477	53	70	170
125	103	121	5,477	92	65	154
126	56	58	5,477	66	0	164
127	16	38	5,477	62	60	146
128	4	35	5,477	64	47	140
129	129	140	5,657	99	110	157
130	11	91	5,657	88	58	159
131	114	145	5,745	71	69	163
132	122	136	5,745	80	111	141
133	159	162	5,916	0	0	161
134	14	41	6,000	72	116	156
135	111	155	6,164	83	119	177
136	112	119	6,164	113	0	161
137	15	50	6,325	0	103	174
138	106	149	6,403	90	26	168
139	28	69	6,708	107	0	149
140	1	4	6,708	87	128	166
141	101	122	6,782	57	132	167
142	3	20	6,782	117	97	156
143	115	194	7,000	109	0	153
144	13	51	7,000	118	94	186
145	25	54	7,348	95	50	171
146	6	16	7,348	108	127	169
147	2	18	7,483	121	86	169
148	139	157	7,616	0	79	157



Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
149	5	28	7,616	74	139	179
150	142	168	7,681	68	0	184
151	107	181	7,874	123	0	175
152	113	180	7,874	0	0	158
153	115	117	8,062	143	0	182
154	103	116	8,124	125	93	177
155	7	22	8,124	105	114	166
156	3	14	8,246	142	134	172
157	129	139	8,602	129	148	183
158	113	185	8,775	152	101	175
159	11	59	9,110	130	84	180
160	104	110	9,220	122	115	181
161	112	159	9,274	136	133	178
162	71	88	9,434	81	0	176
163	108	114	9,487	76	131	170
164	26	56	9,695	120	126	172
165	9	10	9,899	0	104	174
166	1	7	10,050	140	155	187
167	101	102	10,100	141	102	184
168	105	106	10,677	112	138	178
169	2	6	10,954	147	146	171
170	108	109	11,358	163	124	182
171	2	25	11,747	169	145	187
172	3	26	11,790	156	164	180
173	150	188	11,874	0	0	192
174	9	15	12,042	165	137	191
175	107	113	12,369	151	158	183
176	63	71	12,369	0	162	190
177	103	111	12,450	154	135	181
178	105	112	13,638	168	161	185
179	5	45	15,166	149	0	188
180	3	11	15,362	172	159	186
181	103	104	15,843	177	160	194
182	108	115	16,155	170	153	189
183	107	129	16,882	175	157	185
184	101	142	17,521	167	150	189
185	105	107	17,889	178	183	192
186	3	13	17,889	180	144	188
187	1	2	20,224	166	171	191
188	3	5	20,273	186	179	193
189	101	108	20,928	184	182	194
190	30	63	21,048	0	176	197
191	1	9	23,685	187	174	193
192	105	150	24,779	185	173	196
193	1	3	25,000	191	188	197
194	101	103	26,439	189	181	195
195	101	198	32,665	194	0	196
196	101	105	33,226	195	192	199
197	1	30	34,598	193	190	198
198	1	55	43,139	197	0	199
199	1	101	95,572	198	196	0

Cluster Membership

Case	2 Clusters	Case	2 Clusters	Case	2 Clusters	Case	2 Clusters
1	1	26	1	51	1	76	1
2	1	27	1	52	1	77	1
3	1	28	1	53	1	78	1
4	1	29	1	54	1	79	1
5	1	30	1	55	1	80	1
6	1	31	1	56	1	81	1
7	1	32	1	57	1	82	1
8	1	33	1	58	1	83	1
9	1	34	1	59	1	84	1
10	1	35	1	60	1	85	1
11	1	36	1	61	1	86	1
12	1	37	1	62	1	87	1
13	1	38	1	63	1	88	1
14	1	39	1	64	1	89	1
15	1	40	1	65	1	90	1
16	1	41	1	66	1	91	1
17	1	42	1	67	1	92	1
18	1	43	1	68	1	93	1
19	1	44	1	69	1	94	1
20	1	45	1	70	1	95	1
21	1	46	1	71	1	96	1
22	1	47	1	72	1	97	1
23	1	48	1	73	1	98	1
24	1	49	1	74	1	99	1
25	1	50	1	75	1	100	1

101	2	126	2	151	2	176	2
102	2	127	2	152	2	177	2
103	2	128	2	153	2	178	2
104	2	129	2	154	2	179	2
105	2	130	2	155	2	180	2
106	2	131	2	156	2	181	2
107	2	132	2	157	2	182	2
108	2	133	2	158	2	183	2
109	2	134	2	159	2	184	2
110	2	135	2	160	2	185	2
111	2	136	2	161	2	186	2
112	2	137	2	162	2	187	2
113	2	138	2	163	2	188	2
114	2	139	2	164	2	189	2
115	2	140	2	165	2	190	2
116	2	141	2	166	2	191	2
117	2	142	2	167	2	192	2
118	2	143	2	168	2	193	2
119	2	144	2	169	2	194	2
120	2	145	2	170	2	195	2
121	2	146	2	171	2	196	2
122	2	147	2	172	2	197	2
123	2	148	2	173	2	198	2
124	2	149	2	174	2	199	2
125	2	150	2	175	2	200	2



4.6. Anahtar Sözcükler

Hiyerarşik Kümeleme Yöntemleri: Hiyerarşik kümeleme yöntemleri özellikle küçük örneklemeler (tipik olarak $n < 250$) için uygundur. Hiyerarşik kümeleme analizi yapmak için araştırmacılar, benzerlik ya da uzaklığın nasıl tanımlanacağına ve kümelerin nasıl birleşeceğine ya da ayrılacağına karar vermek durumundadırlar (Everitt ve Landau, 2001; Hair ve ark., 2006).

Bölünmeli / Ayrıcı (Divisive) Hiyerarşik Kümeleme Yöntemi: Bütün gözlemler başlangıçta tek bir küme olarak kabul edilir. Ardından küme sayısı bir indirgenerek benzerlik matrisi tekrar oluşturulur ve benzerlik veya uzaklık matrisine göre benzer birimler bir araya getirilerek n birim aşamalı olarak sırasıyla 1, 2, 3... $(n-r)$... $(n-3)$, $(n-2)$, $(n-1)$ ve n kümeye yerleştirilir (Everitt, 1971).

Birleştirici / Toplamalı (Agglomerative) Hiyerarşik Kümeleme Yöntemi: Başlangıçta her gözlem ya da birim kendi başlarına bir küme oluşturur. Bir başka deyişle, n tane birey, n tane küme olmak üzere işlemlere başlanır. Daha sonra küme sayısı bir indirgenerek benzerlik matrisi tekrar oluşturulur ve benzerlik veya uzaklık matrisine göre n birim aşamalı olarak sırasıyla n , $(n-1)$, $(n-2)$,... $(n-r)$,...3,2,1 kümeye yerleştirilir (Everitt, 1971). Bir diğer deyişle işlem, her adımda küme sayısının azalması ile devam eder ve en sonunda bütün birimler büyük tek bir kümede toplanır.

Hiyerarşik Olmayan Kümeleme Yöntemleri: Küme sayısının belirlenmiş olduğu durumlarda kullanılır. Bir başka deyişle araştırmacının küme sayısı konusunda ön bilgisinin olduğu durumlarda ya da küme sayısına karar verilmiş olması durumunda kullanılması önerilmektedir (Özdamar, 2004).

Kaynaklar

- Aldenderfer, M. S. & Blashfield, R. K., (1984). *Cluster analysis*. Beverly Hills: Sage Publications.
- Akat, Y. (2007). *Ülkelerin askeri benzerliklerine göre kümeleme analizi yardımıyla sınıflandırılması*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Akın, Y (2008). Veri madenciliğinde kümeleme algoritmaları ve kümeleme analizi. Yayınlanmamış doktora tezi. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Fırat, S.Ü. (1997). Kümeleme analizi: İstihdamın sektörel yapısı açısından Avrupa ülkelerinin karşılaştırılması. *İ.Ü. Sosyal Bilimler Dergisi*, III (2), 50-59.
- Garson, G. D. (2009). *Cluster analysis*. <http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/PA765/cluster.htm>
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B., Anderson, R. E. & Tatham, R.L. (2006). *Multivariate data analysis (6th edition)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Johnson, R. A. & Wichern, D. W. (1988). *Applied multivariate statistical analysis* (2nd Ed.) Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Lorr, M. (1983). *Cluster analysis for social sciences*. San Francisco: Jossey-Bass.
- Özdamar, K. (2004). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi*. Eskişehir: Kaan Kitabevi.
- Selanik, M. (2007). *Türk tarımının Avrupa Birliği içindeki yerinin kümeleme analizi ile belirlenmesi*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi. Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Şentürk, A. (1995). Kümeleme analizi ve bir uygulama. *Yayınlanmamış yüksek lisans tezi*. Uludağ Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bursa.
- Şimşek-Gürsoy, U. T. (2009). *Veri madenciliği ve bilgi keşfi*. Ankara: Pegem Akademi.
- Tatlıdil, H. (1996). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz*. Ankara: Akademi Matbaası.
- <http://fmi.uni-sofia.bg/fmi/statist/education/textbook/ENG/stcluan.html#d>
- Yaylalı, M., Oktay, E., Akan, Y. ve Kaynak, S. (2007). *Türkiye ve Avrupa Birliği'ne üye ülkelerin bilgi ekonomisi performanslarının veri zarflama analizi metoduyla karşılaştırılması*. TÜİK 16.İstatistik-Araştırma Sempozyumu, Ankara.

AÇIMLAYICI FAKTÖR ANALİZİ

5.1. Özet

Faktör analizi, sosyal bilimlerde ölçek geliştirme ya da uyarlama çalışmalarında ve bir ölçeğin farklı bir amaç ya da farklı bir örneklem için kullanıldığı araştırmalarda, yapı geçerliliğine ilişkin kanıt elde etmek amacıyla en sık kullanılan tekniklerden biridir. Faktör analizi, ölçme aracının geçerliliğine ilişkin tek bir katsayı vermek yerine, faktör yapısını ortaya çıkarmak ya da daha önceden kestirilen faktör yapısını doğrulamak amacıyla uygulanır. Faktör analizi sonucunda edinilen bilgiler, daha sonra yapılacak olan geçerlilik ve güvenilirlik çalışmalarına ve ölçme aracından elde edilecek puanlar doğrultusunda yapılacak diğer istatistiksel çözümlemelere ilişkin bir yol haritası sunar.

Faktör analizi, birbiriyle ilişkili çok sayıda değişkeni bir araya getirerek, kavramsal olarak anlamlı daha az sayıda yeni değişkenler (faktörler, boyutlar) bulmayı, keşfetmeyi amaçlayan çok değişkenli bir istatistik olarak tanımlanabilir (Büyüköztürk, 2002; 2007). Genel bir sınıflandırma ile açımlayıcı faktör analizi (exploratory factor analysis) ve doğrulayıcı faktör analizi (confirmatory factor analysis) olarak ikiye ayrılabilir. Açımlayıcı faktör analizi, değişken azaltma ve ortaya çıkan faktörleri isimlendirmenin ötesinde, faktör analizi sonucunda ortaya çıkan faktörlerin, davranışın anlaşılmasına yardımcı olan kuramın yapıları (gözlenemeyen gizil / örtük değişkenler) ile benzer olup olmadığını ortaya koyar. Diğer bir ifadeyle faktör analizi sonucunda, belli bir faktör altında toplanan göstergelerin, kuramsal yapının göstergeleri olup olmadığına ilişkin bir sorgulama yapılır (Green, Salkind ve Akey, 1997). Doğrulayıcı faktör analizinde ise kuramsal bir yapı doğrultusunda geliştirilen ölçme aracından elde edilen verilere dayanarak, söz konusu yapının doğrulanıp doğrulanmadığı test edilmeye çalışılır. Son derece güçlü olan bu teknik, yapı geçerliliğini saptamada, dolayısıyla kuram geliştirme ve varolan kuramların geçerliliğini test etmede yaygın olarak kullanılır (Erkuş, 2003).



Faktör analizine açımlayıcı ya da doğrulayıcı tekniklerle başlama konusunda tek bir yol önermek olanaklı değildir ve bu durumda karar araştırmacıya aittir. Açımlayıcı ve doğrulayıcı faktör analizlerinin sayıltıları ve özellikleri bellidir ve dolayısıyla araştırmacının ulaşmak istediği bilgi doğrultusunda, araştırmacının amacı ile en iyi bir biçimde örtüşen yöntem seçilmelidir. Bu konuda araştırmacının zihni karışabilir, ancak unutulmamalıdır ki, yapı geçerliliğine ilişkin deneysel kanıtların ortaya konmasında tek ve mutlak bir yol yoktur. Yapı geçerliliği kanıtlarının ortaya konması yaratıcı bir süreç gerektirir. Bununla birlikte geçerlilik ve güvenilirlik kanıtlarına sahip özgün araçların uyarılama çalışmalarında önceden keşfedilen kuramsal yapıyı tanımlayan modelin, uyarlanacak kültürde toplanan verilerle ne derece uyum gösterdiği, kısacası modelin geçerliliği ilk olarak doğrulayıcı faktör analizi kullanılarak incelenebilir.

5.2. Tanımlama

Faktör analizi, birbiriyle ilişkili çok sayıda değişkeni bir araya getirerek, az sayıda kavramsal olarak anlamlı yeni değişkenler (faktörler / yapılar) keşfetmeyi ya da faktörler ile göstergeleri arasında tanımlanan ilişkileri açıklayan ölçme modellerini test etmek amacıyla kullanılan çok değişkenli bir istatistiktir. Daha önce vurgulandığı gibi faktör analizinin, açımlayıcı faktör analizi (exploratory factor analysis) ve doğrulayıcı faktör analizi (confirmatory factor analysis) olmak üzere iki temel yöntemi vardır.

Jöreskog ve Sörbom'a (1993) göre, açımlayıcı faktör analizi sıklıkla gözlenen ölçümlerdeki varyansın ve kovaryansın gizil kaynaklarını bulmak ve ortaya çıkartmak için kullanılır. Bu bakımdan açımlayıcı faktör analizleri, test geliştirmede ya da test geliştirmek için deneyim elde etme çabasının ilk evrelerinde oldukça kullanışlı olabilmektedir. Thurstone'nun temel zihinsel yetenekler, French'in yetenek ve başarı testleri ve Guilford'un zekânın yapısı üzerine yaptıkları çalışmalar bu durum için iyi örnekler olarak gösterilebilir. Açımlayıcı analizlerin sonuçları sezgisel (heuristic) ve diğer çok değişkenli yöntemlerle çok daha nesnel olarak test edilebilecek sayıltılar üretmesi açısından anlamlı değerler vermektedir. Sosyal ve psikolojik ölçmelerin doğası hakkındaki bilgiler açımlayıcı faktör analizleri ile artabilir, ancak detaylı bilgiler elde etmek için bu analizler yeterli ya da kullanışlı olmayabilir. Pek çok çalışma, bilinen ve bilinmeyen durumlara ilişkin değişkenleri içermesi nedeniyle hem açımlayıcı, hem de doğrulayıcı faktör analizlerini kapsar. Bu nedenle daha sonra yapılacak olası çıkarımlar hakkında mümkün olduğu kadar çok bilgi elde etmek için açımlayıcı analizler amaç doğrultusunda dikkatle seçilmelidir. Ölçme aracına ilişkin faktör desenini ortaya

koymak için uygulanacak açımlayıcı tekniklerin ardından, modelin doğrulayıcı tekniklerle de incelenmesi arzu edilen bir durumdur.

Bu bölümde yalnızca açımlayıcı faktör analizi açıklanmış; doğrulayıcı faktör analizi, yapısal eşitlik modeli (structural equation modeling) bölümü altında ele alınmıştır.

5.2.1. Giriş

Bilimde, yapılar ya da sistemler, bileşenlerden ya da kendisini oluşturan alt sistemlerden oluşur ve bu sistemler genel olarak çok boyutludur. Bu yapıları ortaya koyabilmek amacıyla çeşitli bilim dallarında yapısal kuramlar geliştirilmiştir. Psikolojide ve eğitimde de zekâ, başarı, kişilik, ilgi, tutum ve diğer psikolojik özelliklere ilişkin yapısal kuramlar vardır. Faktör analizi, bu yapısal kuramları ortaya koymada kullanılan önemli bir istatistiksel araçtır (Baykul, 2000).

Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin'e (1991) göre, faktör analizi ile ilgili tartışmalar, kuramcılar, faktör analizinin yapı geçerliliği kapsamında tartışılması gerektiği noktasına götürmektedir. Yapı geçerliliği açısından bakıldığında ise faktör analizi bir kuram olmaksızın düşünülemez. Eğer bir araştırmacı, ölçmek istediği özellik ile ilgili herhangi bir kuramsal temele sahip değilse faktör analizine başvurmamalıdır.

Yapı, birbiriyle ilgili olduğu düşünülen belli öğelerin ya da öğeler arasındaki ilişkilerin oluşturduğu bir örüntüdür. Bu anlamda, yapı geçerliliği ise temelde, testin maddelerine verilen cevaplar arasındaki ilişkilerin analizine dayanır. Bir testin yapı geçerliliğini belirleme süreci, bir ölçüde, bilimsel kuram geliştirme süreci ile aynıdır (Tekin, 2000).

Psikolojik ölçme araçlarından elde edilen puanların geçerliliği probleminin en önemli boyutlarından birisi yapı geçerliliğidir. 1954 yılında yayımlanan test standartları raporunda geçerlilik kavramının, "*yapı geçerliliği*" şemsiyesi altında bütünleşmesi gerektiği tartışılmıştır (Cronbach ve Meehl, 1955; Jonson ve Plake, 1998; Şencan, 2005; Urbina, 2004; Westen ve Rosenthal, 2005). Ayrıca Kline (2000) yapı geçerliliğinin, geçerlilikle ilgili diğer yaklaşımları da kapsadığını ve dolayısıyla geçerliliğin tüm türlerinin yapı geçerliliğinin değerlendirilmesi ile ilişkili olduğunu ifade etmektedir. Bu çerçevede diğer geçerlilik türleri, test puanlarının kestirim yollarının değişip değişmediğini değerlendirmek için, bazı değişkenlerin deneysel manipülasyonlarını içeren yapı geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılabilir.



Psikolojik özellikler, somut ve gözlenebilir olmaktan ziyade, soyut ya da gizil (latent)'dir ve bunlara "yapı" (construct) adı verilir (Nunnally ve Bernstein, 1994). Bu gizil özellikler, "yapı" ya da "faktör" olarak adlandırılır (Kline, 2005).

Bir okul psikoloğu, bir çocuğun ağırlık ve boy gibi belirli fiziksel özelliklerini ya da sözcük dağarcığını, sosyal olgunluğunu, belirli bir konudaki bilgisi gibi psikolojik özelliklerini ölçebilir. Bireyin psikolojik özellikleri, boy ve kilo gibi fiziksel özelliklerin ölçülmesinden farklı olarak, doğrudan ölçülemezler. Bu psikolojik özellikler "yapı" olarak tanımlanır. Yapılar, hipotetik kavramlardır ve bazı yapıların varlığı asla tam olarak doğrulanamaz. Dolayısıyla, bir bireyin psikolojik yapısının özellikleri hakkında, ancak onun davranışlarının gözlenmesi ile sonuç çıkartılabilir, bir diğer ifadeyle zekâ, yaratıcılık, dışadönüklük-içedönüklük gibi psikolojik yapılar doğrudan gözlenemezler (Crocker ve Algina, 1986).

Psikolojik ölçmede yapı terimi iki anlamda kullanır. Yapı teriminin birinci anlamında, testler ile toplanan belirli davranış örnekleri aracılığıyla özelliklerin (traits) varlıkları ve boyutlarının adlandırılması söz konusudur. Test yazarının ölçmeyi amaçladığı özellikleri belirli başlıklar altında (kaygı, atılgnalık, mantıksal muhakeme yeteneği, esneklik vb.) ve basit bir şekilde düzenlemesi, yapı teriminin bu anlamıyla kullanılmasına örnek olarak verilebilir. Bu terimin ikinci anlamı ise test puanlarından yapılabilecek çıkarımları adlandırmaktır (Urbina, 2004).

Nunnally ve Bernstein'a (1994) göre, bilim insanları yapı olmaksızın çalışmalarını yapamazlar. Kuramlar, yapılar ile belirli bir anlam kazanır ve bilim insanları günlük yaşamlarında bile yapılar olmaksızın çalışmalarını birbirleriyle tartışabilme olanağını bulamazlar. Genellikle bilimin, bireysel yapılar için ölçme araçları geliştirme ve farklı yapılara ait ölçme işlemleri arasındaki işlevsel ilişkileri ortaya koyma olarak iki temel problemi vardır. Bu iki problemten hareketle herhangi bir kuram eşit önemde iki bileşene sahiptir. Bu bileşenler şunlardır:

1. Yapıların ne ölçtüğünü belirleyen "ölçme bileşenleri"
2. Yapıların birbirleriyle nasıl ilişki gösterdikleri ile ilgili "yapısal bileşenler".

Yapı geçerliliği, gözlenen değişkenler aracılığıyla gözlenemeyen değişkenler hakkında yapılan çıkarımların geçerliliği ile ilgilidir. Yapılar ve göstergeler arasındaki ilişkiyi Immanuel Kant, "gerçeklere dayanmayan kavram boştur; kavramı olmayan bilgi kördür" biçiminde ifade etmiştir (Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991). Vickery'ye (1997) göre, yapı geçerliliğini test edebilmek için kuramsal bir çerçeveye ihtiyaç vardır. Bir testin yapı geçerliliği çalışmasında, tek bir yapı diğerlerinden soyutlanarak değerlendirilemez. Bir kuram, yapıyla o yapının göstergeleri arasındaki ilişkileri ve farklı yapılar ya da

değişkenler arasındaki ilişkilerin niteliğini ortaya koyar. Şencan'a (2005) göre, yapı geçerliliğinde sadece geliştirilen testin kendisi değil, aynı zamanda kurulan hipoteze dayalı ilişkiler de test edilir. Bu nedenle araştırmacı, kuramsal yapının başka değişken ya da değişkenlerle olan ilişkilerini gösteren hipotezleri de yapı geçerliliği çerçevesinde test eder.

Bir testin yapı geçerliliğini ortaya koyabilmek için öncelikle testin ölçmeyi amaçladığı özelliği olabildiğince açık olarak tanımlamak gerekir. Yapı geçerliliği, ölçülmek istenen özellik ya da özellikler hakkında, bilinenlerin dışında, testten elde edilen puanlarla ilgili hipotezler kurmak yoluyla oluşturulur. Böylece yapı geçerliliği, geçerlilikle ilgili diğer tüm yaklaşımları da kapsar (Kline, 2000).

Bir testin geçerliliği için yapıyla bağlantılı bilgilerin seçilerek toplanması süreci, test geliştirmeye başlar ve test puanlarıyla diğer değişkenler arasındaki görgül ilişkiler, test puanlarının anlamını açıkça gösterinceye kadar devam eder. Pek çok ölçme girişiminde olduğu gibi, özellikle yapı hakkında birden çok ölçüm elde edilemiyorsa yapının geçerliliği ile ilgili çıkarımlarda, testin anlamını ve yorumlanmasını etkileyebilecek olan test formatı, uygulama koşulları ve testin dili gibi özelliklere dikkat etmek gerekir (Amerikan Eğitim Araştırmaları Birliği, Amerikan Psikoloji Birliği, Eğitim Ölçümleri Uluslararası Konseyi, 1998). Bir testin yapı geçerliliğini tanımlamak, pek çok yönünün olması nedeniyle, diğer yaklaşımları tanımlamaktan daha zordur. Bir testin yapı geçerliliğini sağlamaya çalışma akıcı ve yaratıcı bir süreçtir. Bu anlamda geçerliliği sağlama, değişmez kurallara indirgenemez ve test hakkında kabul görmüş yorumların hiçbirisi son söz değildir. Bir testin ne ölçtüğü ile ilgili bir yargıyı savunmak için, temel olarak iki noktaya dikkat edilmesi gerekir. Bunlardan ilki, göstergelerin (indicator) birbiriyle olan "*yakınsaklığı*" (convergence)'dir. Bir özelliği doğru bir biçimde adlandırmak için iki ya da daha fazla türde veri toplanır. Bu göstergeler, yüzeysel farklılıklar olmasına kaşın, önerilen kuramsal yorum ile desteklenebilir. İkinci olarak ise farklı özelliklerin ölçülmesinden elde edilen puanlar, kendi aralarında çok yüksek bir korelasyon göstermemelidirler. Göstergelerin "*ıraksaklığı*" (divergence) ilkesi, özelliklere isim bulma bakımından önemlidir. Iraksaklık bazen "*ayırt edici geçerlilik*" (discriminant validity) olarak da adlandırılır (Cronbach, 1990).

Yapı geçerliliği, ölçme aracının soyut olan psikolojik özellikleri ne derece doğru ölçebildiğini gösterir. Soyut kavramları ölçebilmek için, önce bu kavramların içeriğinin belirlenmesi gerekir. Birey ne tür davranışlar gösterdiği zaman, hangi özelliklerin varlığına ya da yokluğuna karar verilebileceğine ilişkin ölçütler geliştirilmelidir ve bu ölçütlerin geliştirilmesi de alanyazını taramayı, değişik kaynaklardan bilgi toplamayı gerektirmektedir (Tavşancıl, 2005). Ölçülmek istenen kavramın ya da boyutun gelişimini etkileyen koşulların neler olduğu, boyutun nasıl ortaya çıktığı, tanımlanması, işlevi vb.



konularda yardımcı olabilecek her türlü veri toplanarak yapı geçerliliğinin kapsamında değerlendirilir (Öner, 2006).

Crocker ve Algina (1986), yapı geçerliliği çalışmalarında takip edilmesi gereken bazı adımlar önermektedirler. Bu öneriler, aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Tanımlanan yapı için, geçerliliği daha önceden sağlanmış performans ölçütleri ile ilgili diğer yapıların ölçümleri ve demografik özelliklerinden beklenen farklılıklar hakkında, bir ya da daha fazla hipotez kurulur. Bu hipotezler, açık bir şekilde ortaya konan, yapının altını çizen (yapıyı betimleyen) ve onun sözdizimsel (syntactic) tanımını üreten kuramın temelinde olmalıdır.
2. Yapının somut olarak açıklandığı ve spesifik davranışları temsil eden maddelerden oluşan bir ölçme aracı seçilir ya da geliştirilir.
3. Hipotezleri test etmeye izin veren deneysel veri toplanır.
4. Eğer veri, hipotezlerle tutarlı ise ve dikkate alınan boyutlar deneysel bulgular ile ortaya konabiliyorsa tanımlanır.

Bir ölçme aracının yapı geçerliliği, tek bir katsayı ile ifade edilemez.

Yapı geçerliliği belirlenirken, birçok yönteme başvurulabilir ve elde edilen sonuçlar, ölçme aracının ölçmek istediği yapıya ilişkin kanıt olarak kullanılabilir. Bu yöntemlerden elde edilen tüm bu kanıtlar bir araya getirilerek, ölçme aracı ile ölçülmek istenen yapının ortaya konulup konulamadığına karar verilebilir (Atılın, Kan ve Doğan, 2006).

Bir ölçme aracının yapı geçerliliğini belirlemeye ilişkin alanyazında birçok yöntem önerilmektedir (Anastasi, 1988; Atılın, Kan ve Doğan, 2006; Crocker ve Algina, 1986; Cronbach, 1990; Erkuş, 2003; Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991; Şencan, 2005; Urbina, 2004). Bu yöntemler arasında en sık dile getirilenler ve bu yöntemlerin kısa açıklamaları aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. *Faktör Analizi (Factor Analysis)*: Faktör analizi, birbirleriyle ilişkili veri yapılarını, birbirinden bağımsız ve daha az sayıda yeni veri yapısına dönüştürmek, bir oluşumu, nedeni açıkladıkları varsayılan değişkenleri gruplayarak ortak faktörleri ortaya koymak, bir oluşumu etkileyen değişkenleri gruplamak amacıyla başvurulmuş istatistik bir tekniktir (Özdamar, 2002).
2. *Gruplar Arası Ayrışma (Differentiation Between Groups)*: Bu tür çalışmalar sıklıkla denence doğrultusunda gruplar arasında fark olup olmadığını görmek amacıyla test puan ortalamalarının karşılaştırıldığı deneysel desenlerde kullanılır. Örneğin, kız ve erkeklerin "cinsiyet rolü

algısı ölçeği"nden aldıkları puanlar arasında manidar bir fark çıkması beklenir. Eğer beklenen fark bulunmazsa yapının altında yatan kuramın başarısız olduğu, yapıyı ölçmek için ortaya konan ölçme aracının yetersiz olduğu ya da konunun ele alınış biçiminin yanlış olduğu vb. bir yorum yapılabilir (Crocker ve Algina, 1986). Ölçülen özellik açısından farklı olan grupların, ölçme aracından elde ettiği puanlar arasındaki korelasyon katsayısının 0 olması ya da çok düşük olması veya iki grubun ölçme aracından elde ettiği puanların ortalaması arasında anlamlı bir fark olması ($X_1 - X_2 \neq 0$) ölçme aracının yapı geçerliliğine ilişkin kanıt olarak kullanılabilir (Atılğan, Kan ve Doğan, 2006).

3. **Çoklu Özellik-Çoklu Yöntem Matrisi (Multitrait-Multimethod Matrix):** Campbell ve Fiske 1959 yılında, yapı geçerliliğinin değerlendirilmesinde bazı matrislerin analizi için, birden çok işlemi içeren çoklu özellik-çoklu yöntem matrisini önermişlerdir (Akt.: Lomax ve Algina, 1979). Bu yaklaşımda, testin yapı geçerliliğini belirlemek amacıyla yöntem ve yapılar, iki ya da daha fazla yolla karşılaştırma amacıyla kullanılabilir. Bir ya da birden fazla yöntem, bir ya da birden fazla yapı ile karşılaştırılır ve her bir yöntemle her bir yapı için elde edilen ölçme sonuçlarının birbirleriyle olan korelasyonları hesaplanır. Bu doğrultuda, her bir korelasyon katsayısı, üç kategoriden biri olarak tanımlanır. Bu kategoriler aşağıda maddeler halinde verilmiştir.
 - a. **Güvenilirlik katsayıları:** Bu yöntemde, aynı ölçme yöntemleri kullanarak, aynı yapıların ölçümleri arasındaki korelasyonlar hesaplanır. İdeal olarak, elde edilen korelasyon katsayısının yüksek olması beklenir.
 - b. **Yakınsak geçerlilik katsayıları (Convergent validity coefficients):** Bu yöntemde, farklı ölçme yöntemleri kullanarak (likert türü ölçek, zorunlu seçmeli maddeler, görüşme vb.), aynı yapıların ölçümleri arasındaki korelasyonlar hesaplanır. İdeal olarak elde edilen korelasyon katsayısının yüksek olması beklenir ancak, ölçme yöntemlerinin düşük güvenilirlikte olması nedeniyle olası azalma göz ardı edilmemelidir.
 - c. **Ayırt edici geçerlilik katsayıları (Discriminant validity coefficients):** Bu yöntemde, aynı ölçme yöntemi uygulanarak, farklı yapıların ölçümleri arasındaki korelasyonlar (farklı özellik-tek yöntem katsayıları [heterotrait-monomethod coefficients]) ya da farklı ölçme yöntemleri uygulanarak farklı yapıların ölçümleri arasındaki korelasyonlar (farklı özellik-farklı yöntem katsayıları



[heterotrait–heteromethod coefficients]) hesaplanır. İdeal olarak elde edilen bu katsayıların, güvenilirlik ve / veya yakınsak geçerlilik katsayılarından düşük olması beklenir (Althausen ve Heberlein 1970; Crocker ve Algina, 1986).

4. *Hipotez (Denence) Sınaması ya da Deneysel Değişkenlerin Etkisi:* Bu teknikte, eldeki testten çıkarılacak sonuçlara yönelik hipotezler geliştirilir. Hipotezler, test puanını etkileyen deneysel ya da gelişimsel değişkenler; diğer testlerle olan olumlu ya da olumsuz ilişkiler hakkında olabilir (Öner, 2006).
5. *Gelişimsel Değişimler (Yaş Farklılıkları):* Bazı psikolojik özellikler, gelişimsel değişimlere göre farklılıklar gösterebilir. Zekânın yaşa göre gelişimi buna örnek olarak gösterilebilir. Eğer bir test bu gelişimi ortaya koyabiliyor, diğer bir deyişle yaşla birlikte test puanları da yükselme eğilimi gösteriyor ise söz konusu testten elde edilen puanların geçerliliği yüksektir denilebilir (Anastasi, 1988).
6. *Ölçme Aracının Homojenliği:* Cohen ve Swerdlik'e (2002) göre, bu yöntem, bir ölçme aracının tek boyutlu bir özelliği ne derece ölçebildiğini ifade eder. Homojenliğe ilişkin kanıt toplamının çeşitli yolları vardır. Örneğin, ölçme aracı alt testlerden oluşuyorsa alt testlerden elde edilen puanlarla testin tümünden elde edilen puanlar arasındaki korelasyon katsayısı, homojenliğe ilişkin bir kanıt olarak kullanılabilir. Eğer alt test puanları ile toplam test puanları arasında yüksek ve anlamlı bir korelasyon varsa testin yapısının homojen olduğuna ve ölçmek istediği yapıyı ölçtüğüne karar verilebilir (Akt: Atılğan, Kan ve Doğan, 2006).
7. *Diğer Testler ya da Yapıyla İlgili Ölçütler Arasındaki Korelasyonlar:* Bir yapının ne ölçtüğü hakkında kanıt toplamada, en sık kullanılan yöntemdir. Bu yöntemde, test puanlarıyla aynı yapıyı ölçen bir başka test ya da alt test puanlarının karşılaştırılması söz konusudur ve bu karşılaştırmada yüksek korelasyon elde ediliyorsa ölçme aracının aynı yapıyı ölçtüğü kabul edilir (Urbina, 2004).
8. *İçerik Analizi:* Niteliksel bir inceleme yöntemi olan içerik analizi, ölçme aracının kavramsal boyutlarının, araştırılan konuyla ne derece ilgili olduğunu ortaya koymaya yönelik olarak kullanılır. Araştırmacı, öncelikle kuramsal yapı ile ölçme aracı arasındaki bağı tanımlamalıdır. Bunun için kuramsal yapı irdelenmeli, mümkün olduğunca anlaşılır bir biçimde tanımlanmalı ve kuramsal yapının alt boyutları açık bir biçimde ortaya konulmalıdır (Cronbach, 1990; Şencan, 2005).
9. *İç Tutarlılık:* Ölçülen yapının homojen olduğu düşünülüyorsa iç tutarlılık yöntemi ile geçerlilik saptanabilir. Bu durumda ölçüt, ölçme

aracının kendi toplam puanıdır. Bu kapsamda iki türlü işlem yapılabilir. Bunlardan ilki, uçlardaki bireylerin (alt-üst) karşılaştırma grubu olarak kullanılmasıdır. İkincisi ise madde-test korelasyonlarına bakılarak, ayırt ediciliği düşük olan maddelerin araçtan çıkarılmasıdır. Bu yöntemle seçilen maddelerden oluşan bir ölçme aracının, iç tutarlılığa sahip olduğu ifade edilebilir. Bulunan iç tutarlılık katsayısının yüksekliği, söz konusu psikolojik yapının öngörüldüğü gibi homojen olduğuna bir kanıt oluşturur (Erkuş, 2003).

10. *Görünüş Geçerliliği ya da Test ve Test Maddeleri İle İlgili Uzman Görüşüne Başvurulması*: Bu yöntemde, ölçme aracının maddeleri bir uzman grubuna verilir ve uzmanlardan maddelerin ölçmeyi amaçladığı özelliği ya da özellikleri ölçüp ölçmediğine ilişkin mantıksal bir sorgulama yapmaları istenir.

Alanyazında faktör analizinin, yapı geçerliliğini ortaya koymak amacıyla kullanılan istatistik bir teknik olduğu konusunda yaygın bir görüş birliği bulunmaktadır (Anastasi, 1988; Atılgan, Kan ve Doğan, 2006; Bowden, 2004; Crocker ve Algina, 1986; Cronbach, 1990; Dancey ve Reidy, 2004; Erkuş, 2003; Froman, 2001; Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991; Reio ve Wisell, 2006; Rosenthal ve Rosnow, 2008; Urbina, 2004).

İlk geliştirilmesinden bu yana yaklaşık bir yüzyıl geçmesine karşın açımlayıcı faktör analizi, psikoloji ve eğitim araştırmalarında en yaygın olarak kullanılan istatistik tekniktir. Uzun bir tarihi ve geniş bir kullanım alanı olmasına rağmen, açımlayıcı faktör analizinin araştırmalardaki kullanımı sık sık eleştirilmektedir. Bu eleştiriler, daha çok kuram geliştirmeye katkısı açısından, analizin temel sınırlılıkları hakkındaki kaygılarla ilgilidir (Fabrigar, Wegener, MacCallum ve Strahan, 1999).

Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin'e (1991) göre faktör analizi, oldukça geniş bir konu ve karmaşık bir tekniktir. Faktör analizinin ne olduğu, nasıl uygulanacağı ve sonuçların nasıl yorumlanacağı konusunda alanyazın dikkatle okunduğunda bile, pek çok okuyucu korku ve şaşkınlık duyguları taşıyabilirler. Bu durum daha çok, faktör analizi ile ilgili ortaya konan düşünceler ve kullanılan kavramlar konusunda ortak bir dil yaratamamaktan kaynaklanmaktadır.

Faktör analizi, p değişkenli bir olayda (p boyutlu uzay) birbirleri ile ilişkili değişkenleri bir araya getirerek, az sayıda ancak önemli yeni (ortak) ilişkisiz değişken bulmayı amaçlar. Bir diğer deyişle faktör analizi, ortak boyutlar saptanması ve bağımlılık yapısının yok edilmesi yöntemidir (Diekhoff, 1992; Gorsuch, 1974; Hovardaoğlu, 2000; Şencan, 2005; Tatlıdil, 1992; Tavşancıl, 2005; Thompson, 2004; Tucker ve MacCallum, 1997).



Stapleton'a (1997a) göre faktör analizi genel bir terimdir. Bu terim, faktör olarak adlandırılan, gözlenen değişken ya da obje gruplarına ilişkin önemli bilgiler içerdği varsayılan, az sayıda hipotetik değişken ya da obje yapısı ile sonuçlanan bir grup değişken ya da obje arasındaki ilişkileri analiz etmeye yarayan bir dizi yöntemi betimlemek üzere kullanılır. Faktör analizi, doğasında varolan iç bağımlılıkların getirdiği avantaj sayesinde, verilerin karmaşıklığını azaltır ve böylece az sayıda faktör ile genelde çok sayıda orijinal gözlemin oluşturduğu geniş verilerin sunduğu bilgi miktarının hemen hemen aynısını sunar.

Johnson ve Wichern'e (1998) göre, faktöryel modelde değişkenler kendi korelasyonları ile gruplanabilirler. Diğer bir ifadeyle belirli bir grup içinde varsayımsal tüm değişkenler, kendi aralarında yüksek korelasyon gösterirlerken, farklı bir grup içinde nispeten daha düşük korelasyon ortaya koyarlar. Gözlenen değişkenlerin, kendi aralarında yüksek korelasyon göstererek oluşturdukları kümeye "yapı" ya da "faktör" adı verilir.

Brown'a (2006) göre faktör analizi, araştırmalarda çok sayıda maddeden oluşan ölçme araçlarının psikometrik niteliklerini belirlemek amacıyla yaygın olarak kullanılır. Gable ve Wolf (2001) faktör analizinin, belli bir ölçeğe ya da alt ölçeğe ait maddelerin, belli bir yapı ya da faktör altında bir arada kümelenip kümelenmediğini tanımlama ve doğrulama amacıyla kullanılan bir teknik olduğunu ifade etmektedirler.

Floyd ve Widaman'a (1995) göre faktör analizi, psikolojik yapılar değerlendirilirken açılma ve değişken azaltma olmak üzere iki yaklaşıma sahiptir. Faktör analizinin açılma amacı, belirli bir kuram doğrultusunda geliştirilen ölçme araçlarının, kuramsal yapıyı temsil eden daha alt düzeydeki boyutlarını tanımlamaktır. Bu doğrultuda analiz, ölçeğin temelini oluşturan gizil (örtük / latent) değişkenleri keşfetmeye odaklanır. Faktör analizinin değişken azaltma amacı ise geniş bir değişken seti içerisinde, azami değişkenlik ve güvenilirliğe sahip, daha özet sayılabilecek gösterge sayısını elde etmektir.

Reyment ve Jöreskog'a (1993) göre faktör analizi, değişkenler arası karşılıklı ilişkiliği çözümlmek, değişkenlerle (göstergelerle) ilgili az sayıda yapılar ortaya koymak ve bu yapıları adlandırmak amacıyla uygulanan yaygın bir istatistik tekniktir (Akt: Stapleton, 1997b).

Thompson'a (2004) göre ise faktör analizi üç temel amaçla kullanılabilir. Bu amaçlar şunlardır:

1. Faktör analizi, puanların geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılabilir. Geçerlilik genel olarak bir testin ölçmeyi amaçladığı özelliği doğru bir biçimde ölçüp ölçmediğine odaklanır. Hiçbir araştırmacı, puanlarından bir çıkarım yapılamayacak ya da rastlantısal

olarak bir özelliği ölçen bir araç geliştirmez. Dolayısıyla araştırmacı, faktör analizi yöntemiyle geliştirdiği testin ölçmek istediği özelliği ölçüp ölçmediğine ilişkin kanıtları ortaya koymayı amaçlar.

2. Faktör analizi, yapıların doğasıyla ilgili kuram geliştirmek amacıyla kullanılabilir. Bu amaçla ilgili olarak Guilford tarafından geliştirilen “*zihnin yapısı*” örnek olarak gösterilebilir. Guilford, bilişsel yeteneklerle ilgili düzinelerce test uygulamalarından elde ettiği sonuçlar doğrultusunda kuramını geliştirmiştir.
3. Faktör analizi, daha sonraki analizlerde (varyans analizi, regresyon analizi vb.) kullanılabilen faktör puanları arasındaki ilişkileri özetlemek amacıyla kullanılabilir.

Konu ile ilgili alanyazın incelendiğinde faktör analizi ve “*Temel Bileşenler Analizi*” (principal components analysis)’nin yaygın bir biçimde iki ayrı analiz olarak tanımlandığı görülmektedir. Bazı kuramcılara göre faktör analizini, değişkenler arası olası desenler hakkında farklı sayıtlara sahip temel bileşenler analizinin bir uzantısı olarak görmek mümkündür. Ancak bu konu, uzmanlar arasındaki görüş ayrılığı nedeniyle oldukça tartışmalıdır. Faktör analizinin, temel bileşenler analizini kapsayıp kapsamadığı konusu hakkında alanyazında farklı görüşler bulunmaktadır (Clark-Carter, 2004). Faktör analizi ve temel bileşenler analizi arasındaki benzerlik, fazla sayıdaki değişkenleri, faktörler ya da bileşenler olarak adlandırılan daha az sayıda değişken altında toplamaktır (Dancey ve Reidy, 2004). Ancak faktör analizi ve temel bileşenler analizi arasında bazı önemli farklar bulunmaktadır. Bu farklılıklardan biri, faktör analizinin değişkenler arasındaki korelasyon matrisine dayanmasına karşılık, temel bileşenler analizinin varyans-kovaryans matrisini temel almasıdır. Ayrıca bu iki analizde gözlenen ölçümlere farklı dönüştürmeler uygulanmaktadır. Bu nedenle aynı verilere her iki teknik uygulandığında farklı sonuçlar elde edilebilir. İkinci fark ise faktör analizi, gözlenen ölçümlerin kuramsal modele uygun olduğu sayıltısından hareket ederken, temel bileşenler analizinin böyle bir sayıltısı bulunmamaktadır (Hovardaoğlu, 2000). Bu kitabın konusu dışında olması nedeni ile konu hakkında ayrıntıya inilmemiştir. Ancak, faktör terimi “*faktör matrisi*” anlamına da gelmektedir. Dolayısıyla burada faktör analizi, faktör matrisini kullanarak veri analizi yapan yöntemlere verilen genel isim olarak kabul edilmiş ve konu bu çerçevede ele alınmıştır.

Faktör analizi aslında, zekâ gibi psikolojik yapıların ölçülmesi tartışmaları çerçevesinde, psikometri alanında çalışan bilim insanları tarafından ortaya konmuş ve geliştirilmiş bir tekniktir. Bu sürecin başında, alanda konu ile ilgili çalışmaların az sayıda olması ve güçlü bir bilgisayar desteğinden yoksun olunması, bir istatistik teknik olarak faktör analizinin gelişimini engellemiştir.



Ancak, bilgisayar teknolojisindeki hızlı değişim, faktör analizinin kuramsal ve uygulama alanlarına yönelik ilginin canlanmasına yol açmıştır. Böylece, yeni gelişmelerin ardından pek çok orijinal teknikle ilgili tartışmalar karara bağlanmış ya da bazı teknikler terkedilmiştir (Johnson ve Wichern, 1998).

Psikometride, faktör analizi özellikle ölçek geliştirme çalışmalarında yapı geçerliliğini test etmek amacıyla kullanılmaktadır. Araştırmacılar, bir ölçme aracı geliştirmek amacıyla çalışmalarını planlarken aracın ölçtüğü özelliğin yapısına ilişkin deneysel kanıt elde edilip edilemeyeceği, maddelerin belli bir yapı altında tanımlanıp tanımlanmadığı, yapıların birbirleriyle olan korelasyonlarının nasıl bir örüntü ortaya koyacağı gibi pek çok soruya sahiptirler. Temelde faktör analizi, faktör olarak adlandırılan yapıların, bir ölçek altında bir arada nasıl işlediği konusunda araştırmacıya bilgi verir. Bu anlamda faktör analizi, araştırmacıya ölçme aracının faktöriyel geçerliliğini ortaya koyma fırsatını sağlar. Faktör analizi, sadece bilişsel yetenekleri ölçme amacıyla geliştirilmiş testler için değil, psikoloji ve eğitimin diğer alanlarında geliştirilen testler için de yaygın olarak kullanılır (Dancey ve Reidy, 2004).

Faktör analizinin psikometrideki en temel kullanım alanı kişilik, zekâ gibi psikolojik özelliklerin ölçülmesi için nesnel ölçme araçları geliştirmektir. Bu anlamda araştırmacı, ölçmek istediği yapı ile ilgili çok sayıda madde yazarak çalışmasına başlar. Bu maddeler, rastlantısal olarak seçilen bir örnekleme uygulanır ve maddelere verilen tepkiler puanlanarak faktör analizi uygulanır. İlk faktör analizi sonucuna göre, gerekli durumlarda maddeler eklenir ya da çıkarılır, diğer bir ifadeyle araç yeniden gözden geçirilir. İkinci bir faktör analizi için araç rastlantısal olarak seçilen bir başka örnekleme uygulanır ve bu süreç, ölçülecek alanı ölçmede yeterli sayıda madde içeren uygun bir çözüme ulaşıncaya kadar devam edilir. Faktörlerin geçerliliği, bir faktörden yüksek ya da düşük puan alan bireylerin davranış farklılıklarına ilişkin yapılan araştırmalar kapsamında test edilir (Büyüköztürk, 2002; Tabachnick ve Fidell, 2001).

Faktör analizi aynı zamanda kültürler arası ölçek uyarlama çalışmalarında da alternatif bir yöntem olarak tanımlanmaktadır. Bu tekniğin uyarlama çalışmalarında kullanılmasında, özellikle iki gerekçe dile getirilmektedir. Bunlardan ilki, bir psikolojik özelliğin farklı kültürlerde farklı tanımlara sahip olabilmesi ve ikincisi, davranışların ayrımsal (differential) uygunluğunun yine yapı kavramı ile açıklanabileceğidir (Van de Vijver ve Poortinga, 2005). Bu anlamda faktör analizi, bir testin farklı dillerdeki formlarının, aynı yapıyı ölçüp ölçmediğini ortaya çıkarmak amacıyla en eski ve en yaygın kullanılan teknik olarak tanımlanır. Bu teknik, her bir kültürel grup için ayrı ayrı test puanlarının ya da maddelerin aynı biçimde işleyip işlemediğine ilişkin sonuçlar ortaya koyar. Faktör analizinin işlevine ilişkin tanımları ortaya koymak her ne kadar kolay olsa da, faktör yapılarının, farklı kültürler için karşılaştırılması oldukça

zordur ve bunun yaygın bir kuralı yoktur. Bu nedenle doğrulayıcı faktör analizi de alternatif bir yöntem olarak sıklıkla kullanılmaktadır (Sireci, Patsula ve Hambleton, 2005).

Açımlayıcı faktör analizi, bilinmeyen gizil değişkenlerle gözlenen değişkenler arasındaki bağlantıyı ortaya koyması amacıyla tasarlanan bir analizdir. Bu analiz, gözlenen değişkenlerin ilgili faktörlerle nasıl bağlantılı olduğunu açıklama ile başlar. Tipik olarak araştırmacı, az sayıda faktör tanımlamak ister. Örneğin, bir araştırmacının üç alt ölçeği olan (matematik benlik kavramı, bilim benlik kavramı ve dil becerileri benlik kavramı) “*akademik benlik kavramı*” ile ilgili bir ölçek geliştirmek istediği düşünüldüğünde, yazılan maddelerin (gözlenen değişken), bu gizil yapılarla (faktör) ilgili olması gerekir. Araştırmacı yapacağı açımlayıcı faktör analizinde, maddelerin ilgili faktörler altında çıkmasını ve yüksek faktör yük değerleri elde etmeyi arzu eder. Maddelerin gerçekten hangi faktör altında ölçme yaptıkları konusunda herhangi bir fikri olmayan araştırmacılar için bu analiz yöntemi açımlayıcı ya da keşfedici olarak tanımlanır (Byrne, 1994).

Açımlayıcı faktör analizinin sosyal bilimlerdeki başlıca kullanımı, zekâ, kişilik vb. psikolojik özellikleri ölçmek için nesnel ölçme araçlarını geliştirmektir. Faktör analizinin bunun dışında dört temel özel amacı olduğu belirtilebilir. Bunlar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Gözlenen değişkenler arasındaki korelasyon modelini özetlemek
2. Çok sayıda gözlenen değişkeni, az sayıda faktör altında azaltmak
3. Gözlenen değişkenleri kullanarak, sürecin temeli için işevuruk tanım (bir regresyon eşitliği) yapmak
4. Sürecin doğası hakkındaki kuramı test etmek (Tabachnick ve Fidell, 2001).

Kline’a (2005) göre, bazı faktör analizi teknikleri mantıksal seçimler yapmayı gerektirir. Bu çerçevede, açımlayıcı faktör analizinin üç temel özelliği bulunmaktadır. Bunlar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Faktörlerin olası sayısı, gözlenen değişkenlerin sayısı kadar değişebilir ancak, açımlayıcı faktör analizinin yapılabildiği pek çok istatistiksel paket programında kullanıcıların belirli bir sayı vermelerine olanak sağlanmaktadır.
2. Açımlayıcı faktör analizinde gözlenen değişkenlerin tümünün, her bir faktörle korelasyon göstermesine izin verilir. Dolayısıyla açımlayıcı kavramında, araştırmacının faktörlerle göstergeler arasındaki uyuma doğrudan etkisi çok azdır.



3. Belirli bir açımlayıcı faktör analizinde (örneğin, iki faktörlü bir analizde), faktörleri daha iyi yorumlayabilmek için genellikle döndürme (rotation) gerekir. Döndürme tekniklerine ilişkin tanımlara ve açıklamalara bölümün ilerleyen konularında yer verilmiştir ancak şu belirlemeyi yapmak yerinde olacaktır: Döndürme, faktörlerle göstergeler arasındaki korelasyonların değiştirilmesidir ve dolayısıyla değerlere ilişkin desende belirgin farklılıklar oluşabilir. Açımlayıcı faktör analizinde birden fazla döndürme tekniği bulunmaktadır ve dolayısıyla araştırmacının, hangi döndürme yönteminin kullanılması gerektiğine ilişkin karar vermesi gerekir.

Bir ölçme aracının yapı geçerliliğini ortaya koymak amacıyla yapılan açımlayıcı faktör analizinin iki uygulaması söz konusudur. Bu uygulamalar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. İlgili yapının kuramsal temeli ışığında maddelerin uygun ve yorumlanabilir bir örüntü içinde, birlikte kümelenip kümelenmediğini belirlemek için, aynı ölçme aracındaki n tane maddenin, maddeler arası korelasyon matrisi oluşturulur. Bir küme (cluster) biçiminde maddelere tepkilerdeki değişim (variation), faktörün altında uzanan genel faktör üzerinde bireyler arasındaki değişime yüklenebilir. Böyle bir faktör, yapı olarak düşünülür ve araştırmacının alan bilgisine ve kuramın öngördüğüne göre isimlendirilir.
2. n farklı testin ya da ölçüm takımının korelasyon matrisi: Gözlenen bu ölçümler arasındaki korelasyonların, bir ya da birden çok genel varyansa yüklenebilme derecesini belirlemek için kullanılır (Erkuş, 2003).

Bu aşamada, açımlayıcı faktör analizinin daha iyi anlaşılabilmesi için, analizle ilgili temel kavramların tanıtılması uygun olacaktır.

5.2.2. Temel Kavramlar

Açımlayıcı faktör analizi uygulamaları, bir dizi işlemi ve ortaya çıkan sonuçları yorumlamayı içeren bir süreçtir. Bu sürecin gerçekleşebilmesi için, açımlayıcı faktör analizi ile ilgili bazı temel kavramların tanımlanması gereklidir. Bu doğrultuda aşağıda, korelasyon matrisi, öz-değer, yamaç-birikinti grafiği, faktör yük değeri, ortak faktör varyansı, varyans oranı, kovaryans oranı, faktörleştirme, döndürme ve faktör isimlendirme gibi kavramlar hakkında bilgiler özetlenmiştir.

5.2.2.1. Korelasyon ve Kovaryans Matrisleri: Faktör analizi, ölçümler arasındaki korelasyonlara dayanan bir tekniktir. Gözlenen değişkenler tarafından üretilen korelasyon matrisine, "*gözlenen korelasyon matrisi*"

(observed correlation matrix) adı verilir. Faktörden üretilen korelasyon matrisine de “yeniden üretilmiş korelasyon matrisi” (reproduced correlation matrix) denir. Gözlenen ve yeniden üretilmiş korelasyon matrisleri arasındaki fark ise “artık (hata) korelasyon matrisi” (residual correlation matrix) olarak adlandırılır. İyi bir faktör analizinde, artık korelasyon matrisindeki korelasyonların küçük, gözlenen ve yeniden üretilen matrisler arasındaki uyum yakın olmalıdır (Büyüköztürk, 2002; Hovardaoğlu, 2000; Tabachnick ve Fidell, 2001). Faktör analizinde, Horald Hotelling tarafından önerilen teknikte, $Xp \times n$ ham veri matrisi doğrudan kullanılabildiği gibi, $Zp \times n$ şeklinde ifade edilen standartlaştırılmış değerler matrisi de kullanılmaktadır. Ham veri matrisinin kullanılması durumunda varyans–kovaryans matrisinden, standartlaştırılmış veri matrisinin kullanılması durumunda ise korelasyon matrisinden yararlanılmaktadır. Bu iki kullanım, birbirinden oldukça farklı sonuçlar vermektedir. Bunlardan hangisinin seçileceği kararı, verilerin ölçü birimine göre verilmektedir. Eğer verilerin ölçü birimleri ve varyansları birbirine yakın ise kovaryans matrisinden, değilse korelasyon matrisinden yararlanılması önerilmektedir. Ancak açımlayıcı faktör analizinde, genellikle korelasyon matrisi kullanılmaktadır (Tavşancıl, 2005).

Faktör analizinde verilerin kategorik olması halinde ise “tetrakorik korelasyon matrisi” (tetrachoric correlation matrix) kullanılır (Atılğan ve Saçkes, 2004). İlk defa 1901 yılında, Karl Pearson tarafından kullanılan tetrakorik korelasyon katsayısı, normal dağılıma sahip olduğu halde, yapay olarak iki kategorili hale getirilmiş iki değişken arasındaki korelasyonun hesaplanmasında kullanılır (Baykul, 1999; Glass ve Hopkins, 1984; Howell, 1997; McDonald, 1999). Tetrakorik korelasyon katsayısının hesaplanmasında kullanılan formül aşağıda verilmiştir (Baykul, 1999).

$$r_t = \cos \left(\frac{180^\circ}{1 + \sqrt{\frac{B \cdot C}{A \cdot D}}} \right)$$

5.2.2.2. Öz Değer (Eigen Value): “Tipik kök” (characteristic root) ya da “gizil kök” (latent root) olarak da adlandırılan ve “ λ ” (lambda) sembolü ile gösterilen öz değer kavramının tam olarak ne anlama geldiği, matris kuramına başvurulmaksızın açıklanamaz. Ancak, öz değer kavramına genel olarak bakıldığında, bu kavram, bir faktörle p kadar orijinal değişken arasındaki ilişki katsayılarının, diğer bir deyişle faktör yüklerinin kareleri toplamı olarak

tanımlanabilir. Bir faktörün öz değeri, faktörle orijinal değişkenler arasındaki ilişkinin gücünü yansıtır. Öz değerler, faktörlerce açıklanan varyansı hesaplamada ve faktör sayısına karar vermede kullanılır. Faktör analizinde, sadece öz değerleri bir ve birin üzerinde olan faktörler kararlı olarak kabul edilir (Köklü, 2002; Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991). Öz değer yükseldikçe, faktörün açıkladığı varyans da yükselir (Büyüköztürk, 2002; Tatlıdil, 1992).

Thompson'a (2004) göre açımlayıcı faktör analizinde, öz değerlerle ilgili dört kabul söz konusudur. Bu kabuller şunlardır:

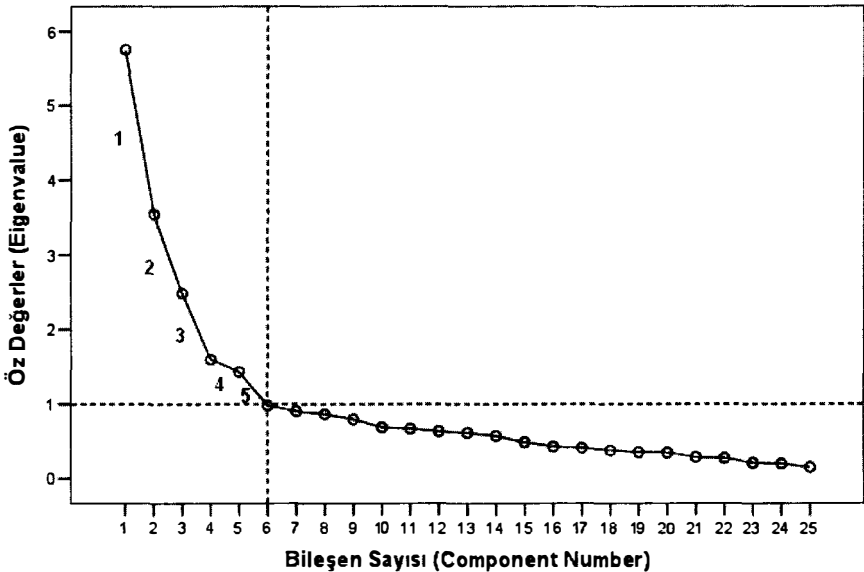
1. Öz değerlerin sayısı, analiz edilen değişken ölçümlerinin sayısına eşittir.
2. Öz değerlerin toplamı, değişken ölçümlerinin sayısına eşittir.
3. Her bir değişkene ait ölçümlerin sayısı tarafından bölünen öz değer, yeniden üretilen bir faktörle analiz edilen ilişkiler matrisindeki bilgi oranı / miktarını gösterir.
4. Her bir değişkene ait ölçümlerin sayısı tarafından bölünen seçilmiş faktörlerin öz değerlerinin toplamı, yeniden üretilmiş bir set olarak analiz edilen matristeki bilgi oranı / miktarını gösterir.

Faktör analizinde kaç adet faktör belirlenmesi gerektiği ile ilgili karar verilirken, öz değerlerin yığılması (birikimli / toplam / kümülatif) açıklama oranları göz önüne alınır. Eğer k tane öz değer, toplam varyansın % 80–90 gibi bir oranını karşılıyor ise k sayıda faktör belirlenir ya da öz değerlerin azalan eğilimlerini gösteren yamaç-birikinti grafiği çizilerek eğimin kaybolduğu ya da çok küçük olduğu noktaya kadar olan öz değerler alınarak faktör belirlenir (yamaç-birikinti grafiği bir sonraki başlık altında verilmiştir). Kaiser tarafından 1960 yılında önerilen kurallardan bir tanesi de, faktör sayısının sıfırdan büyük olan öz değerler kadar olmasını tercih etmektir. Diğer bir yaklaşım ise değeri birden büyük olan öz değer sayısı kadar faktör sayısı belirlemektir. Pratik bir yaklaşım olarak faktör sayısına karar verilirken, verilerin incelenmesi ve açıklayıcılığı en iyi biçimde verecek bir faktör yapısının deneme ile elde edilmesi tercih edilebilir. Faktör sayısı değiştirilerek anlamlı bir faktör yapısı ortaya konulması için uygun çözümlere ulaşılmalıdır. Çünkü orijinal değişken yapısına uygun bir faktör yapısı belirlemek, oluşan faktör yapılarını pratik uygulama alanına göre yorumlama mümkün olur (Özdamar, 2002).

5.2.2.3. Yamaç-Birikinti Grafiği (Scree Plot): "Scree" terimi, "bir dağ eteğindeki yığıntı", "plot" terimi ise "bir haritada noktaları birleştirme" anlamında kullanılmaktadır. Yamaç-birikinti grafiği, faktör sayısına karar vermek amacıyla Cattell tarafından önerilen yardımcı bir grafikdir. Daha önce belirtildiği gibi, eğer öz değer bir ya da birin üzerinde ise faktörün kararlı

olduğuna karar verilmektedir. Ancak bu grafik, faktör sayısını öz değerlerden daha başarılı bir biçimde azaltmaktadır (Thompson, 2004).

Yamaç–birikinti grafiği, baskın faktörleri ortaya koyarak faktör azaltmaya yardımcı bir grafikdir. Bu anlamda bu grafik, faktör analizinin temel amacına hizmet eder. Grafikte Y eksen (dikey eksen) öz değer miktarını, X eksen (yatay eksen) ise bileşenleri gösterir. Yapılan faktör analizi sonucunda bu grafikte, Şekil 5.1.’de görüldüğü üzere, Y eksenindeki bileşenler, X eksenine doğru bir iniş yaparlar. Bu iniş eğilimi, varyansa yaptıkları katkı çerçevesinde noktalarla gösterilir ve belli bir noktada genellikle keskin bir şekilde plato yapar. Şekil 5.1.’de kesikli çizgilerin birleştiği yerdeki bu nokta, varyansa yapılan önemli katkının kesme noktası olarak düşünülebilir çünkü bu noktadan sonraki bileşenlerin varyansa yaptıkları katkı hem görece küçük, hem de yaklaşık olarak aynıdır. Faktör sayısına karar vermede bu nokta önemlidir ve bu noktaya kadar olan noktaların arası, olası faktör sayısı hakkında araştırmacıya bilgi verir (Gorsuch, 1974).



Şekil 5.1. Yamaç–Birikinti Grafiği Örneği

Şekil 5.1.’de görüldüğü üzere, eğim beşinci noktadan sonra plato yapmaktadır. Bu doğrultuda faktör sayısı için kesme noktası, beş olarak belirlenebilir.



5.2.2.4. Faktör Yük Değeri (Factor Loading): Kline'a (1994) göre faktör yük değeri, maddelerin faktörlerle olan ilişkisini açıklayan bir katsayıdır. Maddelerin yer aldıkları faktördeki yük değerlerinin yüksek olması beklenir. Bir faktörle yüksek düzeyde ilişki veren maddelerin oluşturduğu bir küme varsa bu bulgu, o maddelerin birlikte söz konusu yapıyı ölçtüğü anlamına gelir. Bir maddenin, 0.30 düzeyinde faktör yükü, faktör tarafından açıklanan varyansın % 9 olduğunu ($0.30^2=0.09$) gösterir. Bu düzeydeki varyans dikkat çekicidir ve genel olarak, işaretine bakılmaksızın 0.60 ve üstü yük değeri yüksek; 0.30–0.59 arası yük değeri orta düzeyde büyüklükler olarak tanımlanabilir ve değişken çıkartmada dikkate alınır. Faktör yük değerleri, standardize edilmiş regresyon katsayılarıdır ve değişkenle faktör arasındaki korelasyona işaret eder. Bu anlamda faktör yük değeri olarak istatistiksel anlamlılık bakımından da incelenebilir. Ancak, düşük korelasyon miktarının da, örneklem arttıkça anlamlı çıkma olasılığının artacağı unutulmamalıdır (Akt: Büyüköztürk, 2002).

Bir maddenin faktör yük değerinin düşük olması, o maddenin söz konusu faktörle yeterince güçlü bir şekilde ilişkili olmadığını gösterir. Alanyazında, bir maddenin faktör yük değeri için asgari büyüklüğün 0.30 olması yönünde yaygın bir görüş vardır, ancak bu büyüklüğün 0.40 olması gerektiğini savunan kuramcılar da mevcuttur. Faktör yük değerinin büyüklüğüne karar vermede, örneklem büyüklüğünü de dikkate almak gerekir (Şencan, 2005).

Tabachnick ve Fidell'e (2001) göre ise temel bir kural olarak her bir değişkenin yük değerinin 0.32 ve daha üzerinde değerlendirilmesi gerekir. Comrey ve Lee (1992), yük değerinin

- 0.71 olması halinde (varyansın % 50'sini açıklar) "*mükemmel*",
- 0.63 olması halinde (varyansın % 40'ını açıklar) "*çok iyi*",
- 0.55 olması halinde (varyansın % 30'unu açıklar) "*iyi*",
- 0.45 olması halinde (varyansın % 20'sini açıklar) "*vasat*" ve
- 0.32 olması halinde (varyansın % 10'unu açıklar) "*zayıf*" olarak değerlendirilmesi için öneri getirmişlerdir (Akt.: Tabachnick ve Fidell; 2001).

Kim-Yin (2004), bir maddenin ölçekte kalması yönünde karar verilebilmesi için belli örneklem büyüklükleri önermiştir. Buna göre,

- faktör yükü 0.30 olan bir madde için örneklem büyüklüğünün en az 350,
- faktör yükü 0.40 olan bir madde için örneklem büyüklüğünün en az 200,
- faktör yükü 0.50 olan bir madde için örneklem büyüklüğünün en az 120,

- d) faktör yükü 0.60 olan bir madde için örneklem büyüklüğünün en az 85 ve
- e) faktör yükü 0.70 olan bir madde için örneklem büyüklüğünün en az 60 olması gerektiği ifade edilmiştir (Akt: Şencan, 2005).

Faktör yük değerlerini değerlendirmek amacıyla yüklerin büyüklüğü için kesme noktasının ne olması gerektiğine ilişkin karar, araştırmacının tercihleri ile ilgili bir sorundur. Zaman zaman faktörlere karşılık gelen yüklerde belirgin bir açıklık meydana gelebilir ve eğer kesme noktası böyle bir açıklığa denk gelirse hangisinin yüklenip hangisinin yüklenmediğini belirlemek kolaydır. Faktör yüklerinin büyüklüğü, örneklemde elde edilen puanların homojenliğinden etkilenir. Eğer homojenlik şüpheli ise büyük olasılıkla düşük yük değerleri elde edilecektir. Örneklemde gözlenen değişkenlere ilişkin benzer puanlar üretmesi durumunda, faktörleri değerlendirmek için daha düşük kesme noktaları kullanılabilir (Tabachnick ve Fidell, 2001).

5.2.2.5. Ortak Faktör Varyansı, Varyans Oranı ve Kovaryans Oranları:

Faktör analizinde varyansın açıklanmasıyla ilgili olarak üç tür varyanstan söz edilmektedir. Bunlardan ilki, ortak faktörler tarafından açıklanabilen varyans olan ortak faktör varyansı (common factor variance); ikincisi, bir test ya da bir değişkende gözlenen varyansı tanımlayan özgül varyans (specific variance); üçüncüsü ise veri setine ilişkin varyansın açıklanamayan kısmını gösteren hata varyansı (error variance)'dir (Büyüköztürk, 2002; Hovardaoğlu, 2000; Şencan, 2005). Ortak faktör varyansı, faktör analizi sonucunda faktörlerin her bir değişken üzerinde yol açıkları ortak varyanstır. Bir maddenin ya da değişkenin, faktör yüklerinin kareleri toplamı olarak ifade edilir. Bu değer, bir değişkendeki çıkarılmış (extracted) faktörlerce açıklanan varyans oranını belirler (Köklü, 2002). Tablo 5.1.'de görüldüğü gibi ortak faktör varyansı, bir maddenin her bir faktördeki faktör yük değerlerinin kareleri toplanarak elde edilmektedir. Örneğin, Tablo 5.1.'deki madde 1 için ortak faktör varyansı aşağıda gösterildiği biçimde bulunmuştur.

Madde 1 için:

$$\sum a^2 = (0.965)^2 + (-0.023)^2 = 0.932$$

Bu değer, faktör 1 ve faktör 2 tarafından hesaplanan madde 1'in varyansı açıklama oranıdır.

Tabachnick ve Fidell'e (2001) göre, faktör analizinde eğer dik açılı döndürme yöntemleri (orthogonal)'nden biri kullanılmışsa her bir faktör için değişken seti içerisinde varyans oranı (proportion of variance) da



hesaplanabilir. Varyans oranı, bir faktördeki maddelerin faktör yük değerleri kareleri toplamının, o faktördeki toplam madde sayısına bölünmesiyle elde edilir. Buna göre, Tablo 5.1.'de görüldüğü gibi, birinci faktörün varyans oranı aşağıda gösterildiği biçimde bulunmuştur.

Faktör 1 için:

$$\Sigma a^2 = (0.965)^2 + (0.912)^2 + (0.885)^2 + (-0.045)^2 + (0.063)^2 + (0.052)^2 = 2.728/6 = 0.46$$

Bu değer, faktör 1 tarafından hesaplanan değişkenlerin varyansı açıklama oranıdır.

Kovaryans oranı (proportion of covariance) ise bir faktördeki maddelerin faktör yük değerlerinin kareleri toplamının, ortak faktör varyansları toplamına bölünmesiyle elde edilir. Buna göre, Tablo 5.1.'de görüldüğü gibi, birinci faktörün varyans oranı aşağıda gösterildiği biçimde bulunmuştur.

Faktör 1 için:

$$\Sigma a^2 = (0.965)^2 + (0.912)^2 + (0.885)^2 + (-0.045)^2 + (0.063)^2 + (0.052)^2 = 2.728/4.69 = 0.58$$

Tablo 5.1. Bir Ölçeğin Faktör Yük Değerleri ile Ortak Faktör Varyansı, Varyans Oranları ve Kovaryans Oranlarının Hesaplanmasına İlişkin Bir Örnek

	Faktör 1	Faktör 2	Ortak Faktör Varyansı (h^2)
Madde 1	0.965	-0.023	$\Sigma a^2 = 0.932$
Madde 2	0.912	0.121	$\Sigma a^2 = 0.846$
Madde 3	0.885	-0.088	$\Sigma a^2 = 0.791$
Madde 4	-0.045	0.865	$\Sigma a^2 = 0.750$
Madde 5	0.063	0.852	$\Sigma a^2 = 0.730$
Madde 6	-0.052	0.798	$\Sigma a^2 = 0.640$
	$\Sigma a^2 = 2.728$	$\Sigma a^2 = 2.525$	4.689
Varyans Oranı	0.455	0.421	
Kovaryans Oranı	0.582	0.539	

Açıklanan varyans oranının yüksekliği, geliştirilen ölçeğin faktör yapısının gücünü gösterir (Gorsuch, 1974). Analize dâhil edilen değişkenlerle ilgili toplam varyansın 2/3'ü kadar miktarının ilk olarak kapsadığı faktör sayısı, önemli faktör sayısı olarak değerlendirilir. Uygulamada, özellikle davranış bilimlerinde, ölçek geliştirmede sözü edilen miktara ulaşmak güçtür. Çok faktörlü desenlerde faktör sayısının yüksek tutulması, açıklanan varyansı artırır, ancak bu kez de faktör isimlendirmede, onları anlamlı kılmada zorluk yaşanması muhtemeldir. Tek faktörlü desenlerde açıklanan varyansın % 30 ve daha fazla olması yeterli görülebilir. Çok faktörlü desenlerde ise açıklanan varyansın daha yüksek olması beklenir. Açıklanan varyansı arttırmak için iki tür yol izlenebilir. Bunlardan ilki, önemli faktör sayısını arttırmak, ikincisi ise açıklanan madde seçiminde daha yüksek faktör yük değerleri aramaktır (Büyüköztürk, 2007). Scherer, Wiebe, Luther ve Adams'a (1988) göre, sosyal bilimlerde açıklanan varyansın % 40 ile % 60 arasında olması yeterli olarak kabul edilir (Akt: Tavşancıl, 2005).

5.2.2.6. Faktörleştirme (Factoring): Faktör analizi, bir faktörleştirme ya da ortak faktör adı verilen yeni kavramları (değişkenleri) ortaya çıkartma ya da maddelerin faktör yük değerlerini kullanarak kavramların işlevsel tanımlarını elde etme süreci olarak tanımlanmaktadır. İyi bir faktörleştirmede ya da faktör çıkartmada ise üç duruma dikkat edilmesi gerekir. Bu durumlar şunlardır:

1. Faktör azaltma olmalıdır,
2. Üretilen yeni değişken ya da faktörler arasında ilişkisizlik sağlanmalıdır,
3. Ulaşılan sonuçlar, diğer bir ifadeyle elde edilen faktörler anlamlı olmalıdır.

Faktör analizinde, faktörleştirme ya da faktör çıkartmada kullanılan pek çok teknik vardır. Bu teknikler arasında temel bileşenler analizi, temel faktörler analizi, maksimum olasılık faktör analizi, imaj-faktör analizi, ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi, genelleştirilmiş / ağırlıklandırılmış en küçük kareler analizi, alpha analizi sayılabilir. Ancak bunlar içerisinde en sık kullanılanları temel bileşenler analizi ve temel faktörler analizidir (Büyüköztürk, 2002).

Faktör analizinde faktörleştirme tekniğini seçilirken, tüm faktörleştirme tekniklerinin döndürme teknikleri olmaksızın yorumlanabilir çözümler üretemeyeceği akıldan çıkarılmamalıdır. Bu nedenle faktörleştirme ve döndürme teknikleri, birlikte düşünülmesi gereken kavramlardır (Tabachnick ve Fidell, 2001).

Açımlayıcı faktör analizinde hangi faktörleştirme tekniğinin kullanılacağı, araştırmacının sayıltılarına ve amacına göre değişir. Araştırmacı faktör



analizine başlamadan önce, sayıltılarını gözden geçirmeli ve amacını açık ve net bir biçimde belirlemelidir (Şencan, 2005). Faktörleştirme tekniklerinin karşılaştırmasına dayalı bazı deneysel çalışmalar, genellikle her bir tekniğe ilişkin kuramsal bilgiyi doğrulamaktadır (Gorsuch, 1974). Bu doğrultuda, faktörleştirme teknikleri ve bu tekniklere ilişkin temel kavramlar aşağıda özetlenmiştir.

1. *Temel Bileşenler Analizi (Principal Components Analysis)*: Tabachnick ve Fidel'e (2001) göre temel bileşenler analizi, en sık kullanılan faktörleştirme tekniklerinden birisidir. Temel bileşenler analizinin temel amacı, her bir bileşenle veri setinden azami varyansı çıkartmaktır. Temel bileşenler analizi, fazla sayıdaki değişkeni, daha küçük sayıda bileşen altında azaltarak toplamak isteyen araştırmacı için bir çözüm yoludur. Bu teknik, aynı zamanda, faktörlerin doğası hakkında bilgi elde etmek isteyen araştırmacılar için faktör analizindeki ilk adım olarak oldukça kullanışlıdır. Tatlıdil'e (1992) göre ise temel bileşenler analizi, değişkenler arası bağımlılık yapısının yok edilmesi ve / veya boyut indirgeme amacıyla kullanılan başlı başına bir analiz olmasının yanında, aynı zamanda, başka analizler için veri hazırlama tekniği olarak da kullanılmaktadır. Tavşancıl'a (2005) göre temel bileşenler analizi, verilerin kovaryans matrisinin biçimi üzerinde herhangi bir sayıltıda bulunmaksızın gözlenen değişkenlerden temel bileşenlere dönüşümünü amaçlar. Şencan'a (2005) göre temel bileşenler analizi, eşit aralıklı ölçme araçlarında gözlem değişkenlerini farklılaştıran "temel boyutlar"ı ortaya çıkartır ve bu boyutlar, kuramsal yapının parçalarıdır. Eğer araştırmacı, ölçtüğü konunun temel boyutlarını ortaya koymak istiyorsa, çalıştığı veriler en az eşit aralık ölçeğinde ise, verilerde hata varyansı düşükse ve esas amacı bir ölçek geliştirmek ya da maddelerin hangi boyutlar altında gruplanabileceğini saptamaksa temel bileşenler analizi yöntemini kullanır. Temel bileşenler analizinde ortaya çıkan faktörler arasında yüksek derecede ilişki olması beklenmez, bir başka deyişle ortaya çıkan faktörler (yapılar) birbirinden bağımsızdır.
2. *Temel Faktörler Analizi (Principal Factors Analysis)*: Temel faktörler analizinin temel bileşenler analizinden farkı, ortak faktör varyansını tekrarlı (iterative) yöntemler aracılığıyla tahmin etmesidir. Temel faktörler analizinin temel amacı, temel bileşenler analizinde olduğu gibi, her bir faktörle veri setinden azami dik açılı (orthogonal) varyansı çıkartmaktır. Temel faktörler analizinin iki avantajı bulunmaktadır. Bunlardan ilki, bu analizin yaygın olarak kullanılmasıdır. İkinci avantaj ise temel faktörler analizinde ortak faktör varyansı, özgül ve hata varyansları çıkartılarak analiz edilmesi nedeniyle bu teknik faktör

analizi modeline uyar. Bu temel amaç çerçevesinde, azami varyans ortaya konulabilir, ancak temel faktörler analizi bazen korelasyon matrisinin yeniden üretilmesi konusunda diğer faktörleştirme teknikleri kadar iyi olmayabilir (Tabachnick ve Fidel, 2001; Thompson, 2004).

3. *Maksimum Olasılık Faktör Analizi (Maximum Likelihood Factor Analysis)*: Maksimum olasılık faktör analizi bir faktörleştirme tekniği olarak 1940'larda Lawley tarafından geliştirilen bir tekniktir. Bu teknik, evrenden çekilen gözlenen korelasyon matrisi örneğinin en yüksek hesaplanan yük değerleri olasılığında, faktör yükleri için evren değerlerini tahmin eder. Maksimum olasılık faktör analizi, aynı zamanda, faktörler ve değişkenler arasındaki kanonik korelasyonu en yüksek büyüklüğe çıkartır (Tabachnick ve Fidel, 2001). Maksimum olasılık faktör analizi, sürekli göstergelerle yapılan açımlayıcı faktör analizi için en sık kullanılan faktörleştirme tekniklerinden birisidir. Bu analiz aynı zamanda, doğrulayıcı faktör analizinde de çok sık kullanılır. Maksimum olasılık faktör analizi tahmin yönteminin önemli bir avantajı, veri setinde göstergeler arasındaki ilişkilerin yeniden düzenlenebilmesi için, nasıl daha iyi faktör çözümlemeleri yapılabileceğine ilişkin istatistiksel değerlendirmeler için olanak sağlamasıdır. Tekniğin bu özelliği, faktör sayısının belirlenmesi için oldukça yardımcıdır. Ancak maksimum olasılık faktör analizi, değişkenler için çok değişkenli normal dağılım sayılıştısını gerektirir ve eğer bir veri seti bu sayılıştıyı karşılamıyorsa çarpıtılmış ve güvenilir olmayan bir sonuç verebilir (Brown, 2006). Maksimum olasılık faktör analizi ile faktörler arasındaki korelasyon katsayılarını görmek ve faktör yüklerinin anlamlı olup olmadığını test etmek mümkündür. Ancak, bu tekniğin uygulanmasında çok değişkenli normallik sayılıştısı gerektiğinden, değişkenlerin çarpıklık değerinin 2'den, basıklık değerinin 7'den büyük olmaması gerekir (Şencan, 2005).
4. *İmaj Faktör Analizi (Image Factor Analysis)*: Guttman'ın 1953 yılında "imaj kuramı" (image theory) çerçevesinde ortaya attığı bu matematiksel bağıntı, Jöreskog tarafından 1963 yılında tanımlanmıştır. Bu teknik, çok az kullanılan bir faktör analizi modeli ve analitik bir yöntemdir (Tucker ve MacCallum, 1997). Bu tekniğin imaj-faktör olarak adlandırılmasının nedeni, diğer değişkenler tarafından "yansıtılan" gözlenen değişkenlerin varyansı sonucunda oluşan faktörler arasındaki dağılımı (tasnifi) yapmasıdır. İmaj faktör analizi, temel bileşenler analizi ve temel faktörler analizi arasında dikkate değer bir uzlaşma sağlar. İmaj faktör analizinde, faktörleştirme için kovaryans matrisinden yararlanılır. Her bir değişken için imaj (tahmin



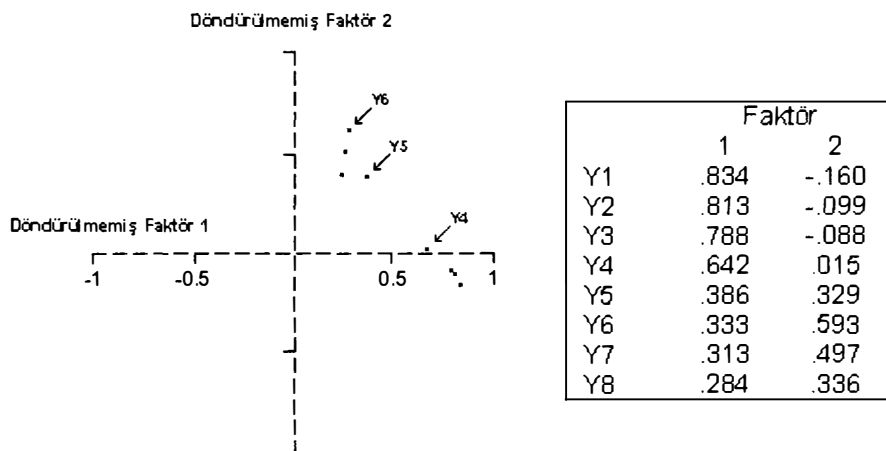
edilen / predicted) puanları çoklu regresyon tarafından üretilir ve kovaryans matrisi söz konusu bu imaj puanlarından hesaplanır (Tabachnick ve Fidel, 2001). Araştırmacı, olası faktörlerin birbirinin tersi olduğunu düşünmesi halinde (örneğin, içedönüklük-dışadönüklük vb.) faktörleştirme için bu tekniğe başvurabilir (Şencan, 2005).

5. *Alfa Faktörleştirme Analizi (Alpha Factoring Analysis)*: Kaiser ve Caffrey tarafından 1965 yılında ortaya konulan alfa analizi, örneklemedeki değil, evrendeki ilişkileri dikkate alır. Bu genelleme ve örnekleme tartışması çok önemli bir psikometrik sorundur ancak hiçbir faktör analizi yöntemi bunu dikkat almamaktadır (Tucker ve MacCallum, 1997). Alfa analizi, azami güvenilirlikle faktörlerin yaratılmasına odaklanır (Thompson, 2004). Alfa analizi, tutarlı bir şekilde bulunan ortak faktörleri keşfetmek ilgisi ile yapılan psikometrik araştırmalarda kullanılır. Bu teknik, grup farklılıklarının güvenilirliğinden ziyade, ortak faktörlerin güvenilirliği ile ilgilidir ve analiz sonucunda ortaya çıkan faktörlerin alpha güvenilirlik katsayısını azami düzeye çıkarma amacına yöneliktir (Tabachnick ve Fidel, 2001).
6. *Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Analizi (Unweighted Least Squares Analysis)*: Comrey tarafından 1962'de geliştirilen ve Harman ve Jones tarafından 1966'da yeniden düzenlenen bu tekniğin orijinal adı "asgari artık / fark" (minimum residual)'tır. Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi, gözlenen ve yeniden üretilen korelasyon matrisleri arasındaki farklılıkların karelerini en aza indirmeyi amaçlar. Bu teknik, ortak faktör varyansını çözümlemeden sonra tahmin eden, temel faktörler analizinin özel bir durumu olarak görülebilir (Tabachnick ve Fidel, 2001).
7. *Genelleştirilmiş / Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Analizi (Generalized / Weighted Least Squares Analysis)*: Genelleştirilmiş en küçük kareler analizi de, ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizinde olduğu gibi, gözlenen ve yeniden üretilen korelasyon matrisleri arasındaki farklılıkların karelerini en aza indirmeyi amaçlar ancak, işlem sırasında her bir madde kendi özgün faktör değeri ile ağırlıklandırılır. Bu tekniğin, verilerin dağılımının bilinmediği durumlarda kullanılması önerilmektedir (Şencan, 2005).

5.2.2.7. Döndürme (Rotation): Döndürme işlemi, faktör uzayı içerisinde değişkenlerin konumları ölçülerek faktör eksenlerini hareket ettirmeyi içerir. Böylece araştırmacı, yapıların doğası hakkında çok daha açık bilgiye ulaşmış olur. Döndürme iki biçimde gerçekleştirilebilir. Bunlardan ilki, araştırmacının karar vermesinde görsel olarak yardımcı olan grafiklerdir. Bir diğeri ise yıllardır

geliştirilen çok sayıda algoritmalarından birisini deneysel olarak kullanmaktır. Faktör analizinde tek faktör için dönüştürme olanaklı değildir ancak, iki ya da daha fazla faktörün olduğu her durumda yapılan döndürme işlemi araştırmacıya yorumlama kolaylığı sağlaması açısından gereklidir (Thompson, 2004). Hangi faktörleştirme tekniği seçilirse seçilsin, dönüştürme olmaksızın, faktörleştirme sonuçlarını yorumlamak büyük olasılıkla zor olacaktır. Faktörleştirmeden sonra, çözümün yorumlanabilmesi ve bilimsel yararı geliştirmek için döndürme işlemlerinden yararlanılır. Döndürme işlemi, gözlenen ve yeniden üretilen korelasyon matrisleri arasındaki matematiksel uyumun kalitesini geliştirmek için kullanılmaz, çünkü tüm dik döndürme çözümleri, döndürmeden önce birbirleriyle matematiksel olarak denktirler. Faktörleştirmenin farklı teknikleri, iyi bir veri setiyle birbirine benzer sonuçlar verme eğilimindedir ve dolayısıyla eğer veri seti içerisindeki korelasyon deseni yeterince belirgin (net / açık) ise hangi faktörleştirme tekniği kullanılırsa kullanılsın yine benzer sonuçlar verir. Bir başka deyişle kararlı bir çözüm, kullanılan döndürme tekniğine bakmaksızın ortaya çıkma eğilimindedir (Tabachnick ve Fidel, 2001).

Brown'a (2006) göre araştırmacı, bir faktör analizi tekniğini uygulayarak elde ettiği m kadar önemli faktörü, "*bağımsızlık, yorumlamada açıklık ve anlamlılık*" sağlamak amacıyla bir eksen döndürmesine (rotation) tabi tutabilir. Eksenlerin döndürülmesi sonrasında maddelerin bir faktördeki yükü artarken, diğer faktörlerdeki yükleri azalır. Böylece faktörler, kendileriyle yüksek ilişki veren maddeleri bulurlar ve böylece faktörler daha kolay yorumlanabilir. Şekil 5.2.'de, döndürülmemiş faktör matrisinin geometrik olarak gösterilmesine ilişkin bir örnek verilmiştir (Brown, 2006).



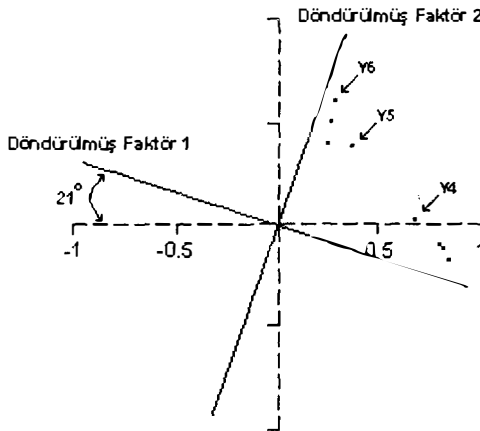
Şekil 5.2. Döndürülmemiş Faktör Matrisinin Geometrik Olarak Gösterilmesi (Unrotated Factor Matrix)



Şekil 5.2.'de örneği gösterilen grafik, 500 kişilik gerçek bir örneklem üzerinden elde edilmiştir. Yapılan faktör analizi sonucunda ölçeğin iki faktörden oluşmasına karar verilmiştir. Bu doğrultuda, Y1–Y4 birinci faktörün, Y5–Y8 ise ikinci faktörün göstergeleridir. Şekil 5.2.'de herhangi bir döndürme işlemi yapılmaksızın faktörlerin eksenler üzerindeki dağılımları gösterilmektedir. Göstergelerin yük değerleri incelendiğinde, beşinci (Y5) göstergenin binişik olduğu ve ikinci faktöre ait göstergelerin, birinci faktör için görece yüksek faktör yük değerleri verdiği ifade edilebilir.

Döndürmenin “dik” (orthogonal) ve “eğik” (oblique) olmak üzere iki yöntemi vardır. Bu noktada, araştırmacının döndürme için hangi yöntemi seçmesi gerektiğine ilişkin bir karar vermesi gerekir. Bu yöntemlere ilişkin temel kavramlar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. *Dik Döndürme (Orthogonal Rotation)*: Dik döndürmede, faktörler birbirleri ile ilişkisizdir ve faktörler eksenlerin konumu değiştirilmeksizin 90° ’lik açıyla döndürülür. Dik çözümler yorumlama, tanımlama ve sonuçları kolay raporlaştırma rahatlığını sağlar (Büyüköztürk, 2007; Gorsuch, 1974; Tabachnick ve Fidel, 2001). Dik döndürülmüş faktör matrisinin geometrik olarak gösterilmesine ilişkin örnek, Şekil 5.3’te sunulmuştur (Brown, 2006).



	Faktör	
	1	2
Y1	.836	.150
Y2	.794	.199
Y3	.767	.201
Y4	.594	.244
Y5	.242	.445
Y6	.098	.673
Y7	.114	.576
Y8	.145	.416

Şekil 5.3. Dik Döndürülmüş Faktör Matrisinin Geometrik Olarak Gösterilmesi – Varimax (Orthogonal Rotated Factor Matrix)

Şekil 5.3.’te görüldüğü gibi, göstergelerin daha iyi kümelenmesi için eksenler 21° ’lik bir açıyla döndürülmüştür. Faktör yük değerlerini azami dereceye çıkartmak ve asgari düzeye çekmek için yapılan döndürmenin

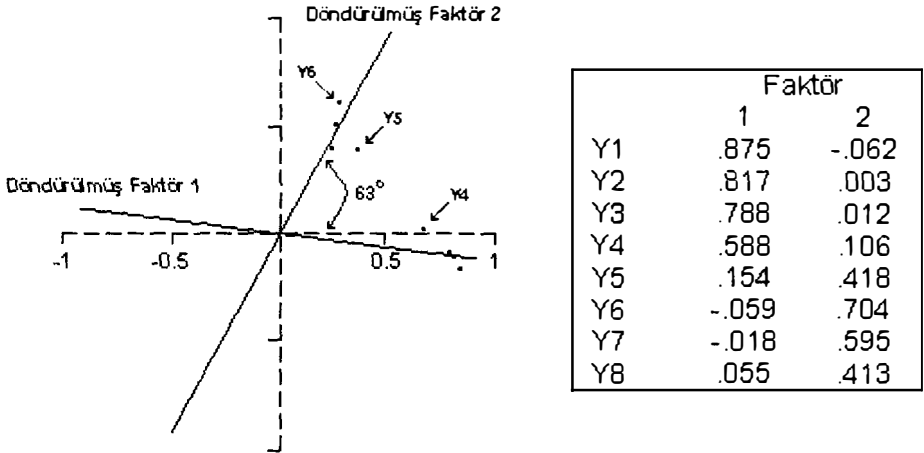
etkisini kanıtlamak için beşinci gösterge (Y5) incelenebilir. Şekil 5.2.'de görüldüğü üzere, rotasyon öncesinde Y5'in faktör yükleri birinci ve ikinci faktörlerde oldukça birbirine yakinken, 21° 'lik döndürmeden sonra Y5'in pozisyonu ikinci faktör ekseninde yükselmiş ve birinci faktör ekseninde azalmıştır. Bu döndürme ile faktör deseni daha kolay yorumlanabilmektedir. Ayrıca, Y5'in ya da diğer göstergelerin döndürme sonrasında ortak faktör varyansı değişmez. Örneğin, Y5 Şekil 5.2.'de görüldüğü gibi döndürme öncesinde birinci faktör için 0.386, ikinci faktör için 0.329 yük değeri verirken, Şekil 5.3.'te görüldüğü gibi rotasyon sonrasında birinci faktör için 0.242, ikinci faktör için 0.445 yük değeri vermektedir. Faktör yük değerleri değişse de, ortak faktör varyansı döndürme öncesi yük değerleri üzerinden $(0.386^2 + 0.329^2 = 0.257)$ ya da döndürme sonrası yük değerleri üzerinden $(0.242^2 + 0.445^2 = 0.257)$ hesaplandığında aynı sonucu verir. Aynı zamanda, Y5–Y8 göstergelerinin faktörler altındaki yük değerlerine bakıldığında, bu göstergelerin birinci faktör altındaki yük değerleri azalırken, ikinci faktör altındaki yük değerleri göreceli olarak artmaktadır. Şekil 5.3. aynı zamanda, dik döndürme yönteminin daha uygun bir döndürme yaklaşımı olduğuna ilişkin bir işaret vermektedir. Bir faktör analizinde yapılan döndürme sonrasında faktörlere ait göstergelerin ait oldukları eksenler arasında, ayrı ayrı ve kendi aralarında kümelenmesi arzu edilen bir durumdur. Bu bakımdan Şekil 5.3. araştırmacı için, doğru döndürme yöntemini kullandığına ilişkin bir ipucu niteliği taşır (Brown, 2006).

Dik döndürme yöntemleri altında en sık kullanılan teknikler ve bu tekniklerin temel özellikleri aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

- Varimax (Maksimum Değişkenlik)*: Basit yapıya ulaşmada faktör yükleri matrisinin sütunlarına öncelik veren bu yöntemde, her sütundaki bazı yük değerleri 1'e yaklaştırılırken, geriye kalan çok sayıda değeri 0'a yaklaştırılır. Kaiser tarafından önerilen bu yöntem quartimax (en büyük çeyrek) yönteminin bir modifikasyonudur. Diğer yöntemlerde olduğu gibi bu yöntemde de, daha iyi yorum yapılabilmesi için faktör varyanslarının maksimum olmasını sağlayacak biçimde döndürme yapılır (Tatlıdil, 1992).
- Quartimax (En Büyük Çeyrek)*: Yapının iki faktörlü olması durumunda en iyi sonucu veren yöntemlerden biri olan quartimax yönteminde, basit yapıya ulaşmada faktör yükleri matrisinin satırları göz önünde bulundurulur. Diğer bir ifadeyle her satırdaki herhangi bir değer büyütülüp 1'e yaklaştırılırken, öteki değerler küçültülerek 0'a yaklaştırılır (Tatlıdil, 1992).
- Equamax (Eşit Ölçüde Maksimize Etme)*: Faktörleri ve değişkenleri basitleştirmek için eş zamanlı olarak çalışan bir yöntem olan

equamax, varimaks ve quartimax yöntemlerinin bir melezidir. Ancak, Mulaik (1972), araştırmacının güvenle faktör sayısını tayin etmedikçe, bu yöntemin kararsız kalma eğiliminde olduğunu belirtmektedir (Akt.: Tabachnick ve Fidel, 2001).

2. *Eğik Döndürme (Oblique Rotation)*: Eğik döndürme yönteminde her faktör birbirinden bağımsız olarak döndürülür. Bu yöntemde eksenlerin birbirine dik olması gerekli değildir (Tatlıdil, 1992). Eğer araştırmacı, faktörler arasında bir ilişki olduğunu düşünüyorsa eğik döndürme yöntemine başvurur. Bu yöntemde, döndürme farklı açılarla yapılır ve döndürme sonunda değişkenlerle ilgili açıklanan toplam varyans değişmezken, faktörlerin açıkladığı varyans değişir. Eğik döndürmede faktörlerin birbirleriyle ilişkili olması, belli kavramsal avantajlar sağlayabilir ancak, bu yaklaşım yorumlama, tanımlama ve sonuçları kolay raporlaştırma açısından dezavantaja sahiptir (Büyüköztürk, 2007; Gorsuch, 1974; Tabachnick ve Fidel, 2001). Eğik döndürülmüş faktör matrisinin geometrik olarak gösterilmesine ilişkin örnek, Şekil 5.4.'te sunulmuştur (Brown, 2006).



Şekil 5.4. Eğik Döndürülmüş Faktör Matrisinin Geometrik Olarak Gösterilmesi
– Promax (Obliquely Rotated Factor Matrix)

Şekil 5.4.'te görüldüğü üzere, bu faktör deseni için eğik döndürme de oldukça uygun sonuçlar üretmektedir. Göstergeler kendi faktör eksenlerinin üst ucu etrafında kümелendiğinde, faktörler çok daha iyi tanımlanmaktadır. Bu yöntemde, faktör yükleri genellikle yükselmekte ve göstergeler faktör eksenleriyle daha yakın ilişki göstermektedir (Brown, 2006).

Eğik döndürme yöntemleri altında en sık kullanılan teknikler ve bu tekniklerin temel özellikleri aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

- a. *Direct Oblimin*: Bu yöntemde eksenler, 90 derecenin dışında herhangi bir açıyla döndürülür. Yöntem, faktörlerin birbirleri ile ilişkili olmasına izin verir. Faktörlerin kendi aralarında ilişkili olma derecesini belirlemeye yönelik olarak bir delta değeri hesaplanır. Delta sıfır ya da negatif işaretli bir değerdir. Sıfır değeri, en yüksek derecede birbirleri ile ilişkili olan faktörleri ortaya çıkarırken, büyük negatif değerler dik açılı döndürmeye yakın değerler verir (Şencan, 2005; Tabachnick ve Fidel, 2001).
- b. *Promax*: Eğik döndürme yöntemi kullanılacağı zaman, promax döndürme yöntemi hızlı ve ekonomik olması açısından iyi bir seçenektir (Thompson, 2004; Tabachnick ve Fidel, 2001). Bu yöntemde, genellikle 2, 4 ya da 6 olarak tanımlanan bir kappa (κ) (alanyazında eksen gücü [pivot power] olarak da geçmektedir) değeri hesaplanır. Promax döndürme yöntemini kontrol eden kappa değerinin 4 olması halinde, analiz için en iyi çözüm olduğu kabul edilir. Promax yöntemi ilişkili basit yapıları ortaya çıkarması açısından, alanyazında melez döndürme yöntemi olarak tanımlanmaktadır (Şencan, 2005; Tabachnick ve Fidel, 2001).

5.2.2.8. Faktör İsimlendirme (Etiketleme): Faktör analizi sonucunda ortaya çıkan faktör yüklerine bakılarak, faktör ya da faktörler altında toplanabilecek değişkenler belirlenir. Bundan sonraki aşamada yapılacak olan, faktörlere uygun bir isim bulmaktır. Bu işleme alanyazında “*etiketleme*” adı da verilmektedir. Faktörlere isim verme sonuçları tartışmayı ve yorum yapmayı kolaylaştırır. Faktörlere isim verme bazen oldukça kolay bir şekilde yapılabilirken, bazen ise oldukça zordur. Bu noktada araştırmacının alanyazın bilgisi, uygun kavramı bulma konusunda kelime haznesinin zenginliği, sezgileri ve görüş ufkü gibi etkenler rol oynamaktadır. Seçilen isim anlamlı, ifadeleri kapsayan ve bilinen bir sözcük olmalıdır. Faktör yorumları ve isimler kuramsal bir temele sahip olmalıdır (Şencan, 2005). Faktöre isim vermede, ilk olarak en yüksek yük değerine sahip maddeleri dikkate almak ve maddeleri küme (grup) yapan ortak özelliği belirlemeye çalışmak yararlı olacaktır.

5.2.3. Sayıltılar ve Analizin Diğer Gereklilikleri

Açımlayıcı faktör analizini uygulama sürecine başlamadan önce, ortaya çıkabilecek sorunları asgariye indirebilmek amacıyla bazı temel kavramların ve olası durumların araştırmacı tarafından sorgulanması gerekmektedir. Bu doğrultuda örneklem büyüklüğü, kayıp değerler, normallik, doğrusallık, çoklu bağlantı ve teklik ile uç değerler kavramlarının tartışılmasının yararlı olacağı



düşünülmektedir. Ayrıca sayıtların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler için birinci bölümden yararlanılmalıdır.

5.2.3.1. Örneklem Büyüklüğü (Sample Size): Comrey ve Lee (1992), faktör analizinde yeterli örneklem büyüklüğü için 50'nin çok zayıf, 100'ün zayıf, 200'ün orta, 300'ün iyi, 500'ün çok iyi ve 1000'in mükemmel olduğunu belirtmektedirler. Faktör analizinde en az 300 örneklem sayısının uygun olduğu genel kural olarak ortaya konmaktadır. Ancak, yüksek yük değerleri elde etmek için, büyük örneklemelerin gerekmediği, 150 civarında örneklem büyüklüğünün yeterli olduğu da vurgulanmaktadır (Akt: Tabachnick ve Fidell, 2001). Kline (1994) ise faktör analizinde güvenilir faktörler çıkartmak için bir mutlak ölçüt olarak 200 kişilik örneklem genellikle yeterli olacağını, faktör yapısının açık ve az sayıda olduğu durumlarda bu rakamın 100'e kadar indirilebileceğini, ancak büyük örneklemle çalışmanın daha uygun olacağını vurgulamaktadır.

Örneklem büyüklüğü, madde ya da faktör sayısı gibi bağıl ölçütlere dayalı olarak da tahmin edilmektedir. Kline (1994), örneklem büyüklüğünün değişken (madde) sayısının 10 katı kadar olmasını önermektedir. Yazara göre, faktör analizinin uygulanması için örneklem büyüklüğü, madde sayısının en az iki katı kadar olması gerekmektedir. Bryman ve Cramer'ın (2001), örneklem büyüklüğü için önerisi ise değişken (madde) sayısının beş ya da onla çarpılmasıyla elde edilen sayı doğrultusunda uygulama yapmaktır. Ancak Guadagnoli ve Velicer (1988), bu tür bilgilere karşı çıkmakta ve bu oranların hiçbir kuramsal ya da ampirik bir temeli olmadığını ileri sürmektedirler. Yazarlar, Monte Carlo yöntemini kullanarak yaptıkları bir çalışmada, faktör çözümlemesindeki istikrarlılığı belirlemede üç kavramın etkili olduğunu ifade etmektedirler. Bu kavramlar şunlardır:

1. Faktör başına düşen gösterge sayısı,
2. Örneklem büyüklüğü
3. Faktöre doygunluk

Buna göre katılımcı sayısı 50'den az olsa dahi, gösterge sayısı dikkate alınmaksızın 0.80 ve daha yüksek faktör yük değerlerinin oldukça istikrarlı olduğu görülmektedir. Faktör yüklerinin 0.60 sınırında olması halinde ise 150'den fazla örneklem büyüklüğü ve faktör başına dört madde bulunduğu takdirde istikrarlı sonuçlar elde edilebilmektedir. Faktör yükleri 0.40 sınırında olduğunda ise iki olasılık değerlendirilebilir. Buna göre, faktör çözümlemesinden istikrarlı bir çözüm elde etmek için, faktör başına düşen gösterge sayısının dikkate alınmadığı durumlarda 300–400 civarında bir örneklem büyüklüğü gerekmede ya da faktör başına düşen gösterge sayısının

on olduğu durumlarda ise 150 civarında bir örneklem büyüklüğü gerekmektedir (Akt: Floyd ve Widaman, 1995).

Örneklem büyüklüğü açısından faktör analizi için veri yapısının uygunluğunu test etmeye yönelik bir başka ölçüt Kaiser–Meyer–Olkin testi sonuçlarıdır. Kaiser–Meyer–Olkin, gözlenen korelasyon katsayılarının büyüklüğü ile kısmi korelasyon katsayılarının büyüklüğünü karşılaştıran bir testtir (Kalaycı, 2005). Kaiser–Meyer–Olkin değerinin yüksek olması, ölçekteki her bir değişkenin, diğer değişkenler tarafından mükemmel bir şekilde tahmin edilebileceği anlamına gelir. Değerlerin sıfır ya da sıfıra yakın çıkması durumunda, korelasyon katsayılarının dağılımında, bir dağınıklık olduğu için bu değerlere dayalı olarak yorum yapılamaz. Kaiser–Meyer–Olkin testi sonucunda, değer 0.50’den düşük olması halinde faktör analizine devam edilemeyeceği yorumu yapılır. Örneklem büyüklüğü için değer,

- a) 0.50–0.60 arasında ise “*kötü*”,
- b) 0.60–0.70 arasında ise “*zayıf*”,
- c) 0.70–0.80 arasında ise “*orta*”,
- d) 0.80–0.90 arasında ise “*iyi*” ve
- e) 0.90 üzerinde ise “*mükemmel*” olduğu yorumu yapılır (Leech, Barrett ve Morgan, 2005; Şencan, 2005; Tavşancıl, 2005).

Faktör analizi için uygun örneklem büyüklüğünün tahmininde farklı yaklaşımlar dikkate alındığında, literatürde yer verilen ölçütlerden en az ikisini karşılayacak bir büyüklüğe ulaşılması araştırmacılar için önerilir.

5.2.3.2. Kayıp Değerler (Missing Values): Faktör analizi, değişkenler arası korelasyon matrisi temel alınarak yapıldığından, kayıp değerlerin korelasyon katsayılarını ne şekilde etkilediğinin kontrol edilmesi gerekir (Şencan, 2005). Faktör analizi yapılmadan önce, veri seti içerisindeki satırlarda kayıp değerler için üç tür çözüm yolu önerilebilir. Bunlardan ilki, kayıp değerlerin tahmin edilmesidir. İkincisi, kayıp değerlerin bulunduğu satırların silinmesi (çıkarılması)’dır. Son olarak üçüncüsü ise kayıp veri (pairwise) korelasyon matrisi hesaplanmasıdır. Bu noktada araştırmacı, karar verirken kayıp değerlerin dağılımı (rastlantısal olarak dağılıp dağılmadığı), kayıp değerleri tahmin etme ya da değerlerin bulunduğu satırları silme durumunda elde kalan örneklem büyüklüğü vb. bazı durumları dikkate almak durumundadır (Tabachnick ve Fidel, 2001).

5.2.3.3. Normallik (Normality): Faktör analizinde gözlenen değişkenler, geniş bir grupta kullanıldığı ve değişkenler arasındaki ilişkiler uygun yollarla betimsel olarak yorumlandığı sürece, değişkenlerin dağılımına ilişkin normallik sayılıştısını ortaya koymak çok güç değildir. Eğer değişkenler normal



dağılıyorsa, çözüm alternatifleri artar ancak, normal dağılımın elde edilemediği durumlarda alternatifler azalır ama yine de veri setinden yararlı sonuçlar elde edilebilir. Bununla birlikte, istatistiksel çözümlemeler faktör sayısını saptamak için kullanıldığında, çok değişkenli normalliğin olduğu sayıltısı kabul edilir. Çok değişkenli normallik, tüm değişkenlerin ve değişkenlerin tüm doğrusal kombinasyonlarının normal olarak dağılması sayıltısıdır (Tabachnick ve Fidell, 2001). Verilerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiği "*Bartlett Küresellik Testi*" (Bartlett's Test of Sphericity) ile ortaya konur. Bartlett küresellik testi sonucu ne kadar yüksek ise manidar olma olasılığı da o kadar yüksektir (Tavşancıl, 2005). Bartlett küresellik testi, ki-kare (χ^2) istatistik değerini verir. Bu testte de diğer χ^2 testlerinde olduğu gibi anlamlılık değerine bakılır ve anlamlılık değeri 0.05'ten küçük ise R korelasyon ya da kovaryans matrisindeki birim matrisi (herhangi bir matriste köşegendeki rakamların dışındaki tüm değerlerin sıfır olması)'nden farklı olduğu sonucuna varılır. Bu durum, korelasyon matrisinden faktör çıkarılabileceği anlamına gelir ancak, anlamlılık değeri 0.05'ten büyük ise "*matriste paylaşılan varyans olmadığı*" yorumu yapılır ve söz konusu veri seti için faktör analizi yapılmaz (Şencan, 2005). Ancak, örneklem büyüklüğü arttığında χ^2 de büyüyeceğinden, χ^2 'nin manidar çıkma olasılığı da artacaktır. Bu nedenle büyük örneklemeler üzerinden yapılacak açımlayıcı faktör analizi çalışmalarındaki Bartlett küresellik testi sonuçlarını yorumlanmasında temkinli olunmalıdır. Bartlett küresellik testi için χ^2 'nin hesaplanmasında kullanılan formül aşağıda verilmiştir (Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991).

$$\chi^2 = - \left\{ [N - 1] - \left[\frac{2k + 5}{6} \right] \right\} \log_e |R|$$

Çok değişkenli normallik testi, oldukça duyarlı olmasına rağmen tek değişkenler arasındaki normallik "*Çarpıklık / Kayışlılık*" (Skewness) ve "*Basıklık*" (Kurtosis) katsayıları ile test edilir. Çarpıklık, örneklem verilerinin dağılımdaki asimetriklik olarak tanımlanır. Böyle bir durumda, dağılımın bir tarafındaki değerler, diğer taraftaki değerlerden ortaya doğru daha uzakta olma eğilimindedirler. Çarpık veriler için merkezi eğilim ölçüleri birbirinden farklılık gösterir. Çarpıklık katsayısı ise bir dağılımda, normal dağılımdan uzaklaşmanın derecesini verir. Çarpıklık katsayısının sıfır olması, dağılımın ortalamaya göre simetrik olduğu; sıfırdan küçük olması, çarpıklığın negatif (sola) olduğu; sıfırdan büyük olması ise çarpıklığın pozitif (sağa) olduğu anlamına gelir. Ayrıca her simetrik dağılımın, normal olmayabileceği akıldan çıkarılmamalıdır. Çarpıklık katsayısının hesaplanmasında kullanılan formül aşağıda verilmiştir (Kurtz, 1999).

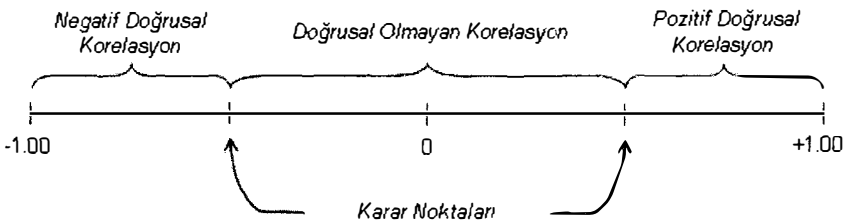
$$\text{Çarpıklık Katsayısı (Skewness)} = \frac{3(\bar{X} - \text{Medyan})}{S}$$

Basıklık ise bir dağılımın sivri olup olmadığının (ya da basıklığının) bir ölçüsüdür. Basıklık katsayısı, bir dağılımın genişliğini yorumlamak amacıyla kullanılır ve normal dağılıma göre, bir dağılımın sivrililiğinin ya da basıklığının (yayvanlığının) derecesidir. Basıklık katsayısının sıfır olması, normal dağılımı; sıfırdan küçük olması, dağılımın basık (platykurtic) olduğunu; sıfırdan büyük olması, dağılım sivri (leptokurtic) olduğunu gösterir (Köklü, 2002; Kurtz, 1999; Sapp, 2006). Basıklık katsayısının hesaplanmasında kullanılan formül aşağıda verilmiştir (Kurtz, 1999).

$$\text{Basıklık Katsayısı (Kurtosis)} = \frac{\sum (X - \bar{X})^4}{n \cdot S^4} - 3$$

Tabachnick ve Fidell'e (2001) göre, eğer bir değişken doyurucu bir çarpıklık ve basıklık değerine sahip değilse puanların dönüştürülmesi düşünülmelidir.

5.2.3.4. Doğrusallık (Linearity): Doğrusallık, iki değişken arasındaki doğru / düz bir ilişkinin olması olarak tanımlanabilir. İki değişken arasında doğrusal bir ilişkinin varlığı, doğrusal korelasyon katsayısı (r) ile bulunur. Doğrusallığa ilişkin karar noktası ise örneklemdaki kişi sayısına göre değişmektedir. Örneğin, n=10 için karar noktası 0.632 (-1.00 ile -0.632 ve +0.632 ile +1.00) iken, n=100 için karar noktası 0.196 (-1.00 ile -0.196 ve +0.196 ile +1.00)'dır. İki değişken arasındaki doğrusallığa ilişkin karar noktası aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (Johnson, 1980).



Şekil 5.5. Korelasyon Katsayısının Doğrusallığı İçin Karar Noktaları



Çok değişkenli normallik sayıltısı ise değişken çiftleri arasındaki ilişkinin doğrusal olduğuna işaret eder. Doğrusallığın söz konusu olmadığı durumda, yapılan analizin değeri azalır. Değişken çiftleri arasındaki doğrusallık, saçılma diyagramlarını (scatterplot) kontrol ederek değerlendirilebilir. Eğer bir araştırmada, 1 ve 0 gibi kategorik ölçümler kullanılmışsa, doğrusallık sayıltısının ihlal edilmesi nedeniyle bu tür puanlar için uygulanan analizin sonuçları yanıltıcı olabilir (Büyüköztürk, 2002; Hovardaoğlu, 2000).

5.2.3.5. Çoklu Bağlantı (Multicollinearity) ve Tekillik (Singularity):

Çoklu bağlantı, test maddelerinin ikiyeşerli olarak birbirleriyle yüksek derecede ilişkili olması durumudur. Bir değişkenin, başka bir değişkenin yerine geçebilecek kadar benzer olup olmadığı bu kavram çerçevesinde değerlendirilir. Böyle bir benzerlik için referans noktası ise $r_{xy} > 0.90$ 'dır. Tekillik ise bir testin madde çiftleri arasındaki korelasyon katsayısının $r_{xy} = 1.00$ olması durumudur (Şencan, 2005). Temel bileşenler analizinde, matrisi tersine çevirmeye ihtiyaç olmadığı için çoklu bağlantı bir problem değildir. Ancak, pek çok faktör analizi yöntemi için, tekillik ve aşırı çoklu bağlantı bir problemdir. Böyle bir durumda, bu tür değişkenlerin veri setinden çıkarılmasına karar verilebilir (Tabachnick ve Fidel, 2001).

5.2.3.6. Uç Değerler (Outliers):

Pek çok veri seti, kontrol altına alınamayan, başka değişkenler tarafından üretilen ve varyansa ait olmayan bir miktar beklenmedik gözlemler içerir. Söz konusu beklenmedik gözlemlerin sayısı az ya da çok olabilir ve bu durum çok değişkenli veri setlerinde oldukça karmaşık olabilir. Bu beklenmedik gözlemler ya da aşırı değerler (extreme values), uç değerler olarak adlandırılır (Hinkle, Wiersma ve Jurs, 1998; Johnson ve Wichern, 1998; Schumacker ve Lomax, 1996).

Uç değerler, veri setini oluştururken "99" yerine, "999" girme gibi bir durum sonucunda ortaya çıkabilir. Bu tür olası yanlış veri girişleri kontrol edilmeli ve düzeltilmelidir. Eğer uç değerler için puanlar geçerli ise daha sonra araştırmacının bu konuda iki temel olasılığı düşünmesi gerekir. Bunlardan ilki, verilerin farklı bir örneklemden gelebileceği ya da aynı örneklemden toplanan veriler içinde aşırı durumlar olabileceği olasılığıdır. Böyle bir durum, araştırmacı tarafından her zaman açık bir biçimde görülemeyebilir ve hatta bazen bunu ortaya çıkarmak hemen hemen imkânsız olabilir. İkinci olasılık ise örneklem büyüklüğü ve uç değerlerin miktarına dayanan sorunlardır. Çok fazla uç değer bulunduğu küçük örneklem bu olası problemlere örnek olarak gösterilebilir. Böylesi bir durumda, çok fazla veri kaybı olabilir; bu ise analizin yapılması açısından bir problem olarak araştırmacının karşısına çıkabilir (Kline, 2005).

Uç değerler, "tek değişkenli" (univariate) ve "çok değişkenli" (multivariate) uç değerler olmak üzere ikiye ayrılır. Tek değişkenli uç değerler tek bir

değişken için olağan olmayan (beklenmeyen) satırlardır. Bunun için işlem toplam puan üzerinden yapılır ve “mahalanobis uzaklığı” (mahalanobis distance)’nın hesaplanması gerekir. Mahalanobis uzaklığı, normalde regresyon analizinde doğrusallık ve normallik sayıltılarının karşılanması güçleştiren uç değerlerin olup olmadığını anlamak üzere kullanılan bir değerdir. Bağımsız değişkenin uzayındaki merkezden veya örneklem ortalamasından tek bir veri uzaklığını ölçen bir istatistiktir. Mahalanobis uzaklığının hesaplanmasında kullanılan formül aşağıda verilmiştir (Clark-Carter, 2004).

$$\text{Mahalanobis Uzaklığı} = (n - 1) \cdot \left[\text{leverage}(h_{ii}) - \frac{1}{n} \right]$$

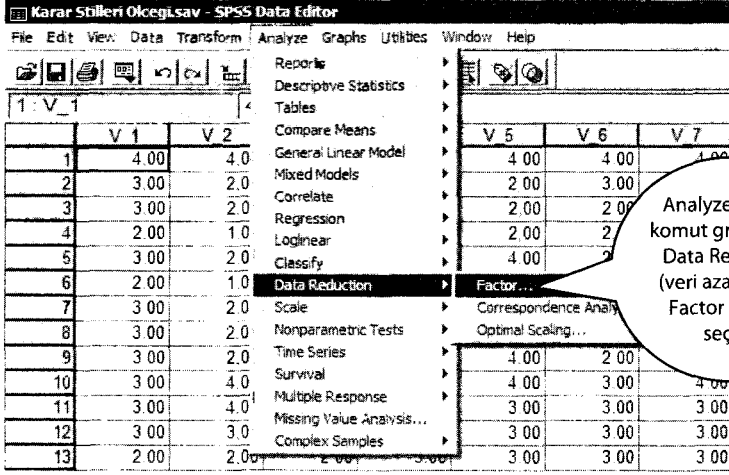
Çok değişkenli uç değerler ise değişken sayısı için olağan olmayan (beklenmedik) kombinasyonlara sahip olan satırlardır. Bireysel değişkenlerin değerleri (madde puanı) tek yönlü uç değer olamaz. Çok yönlü uç değerleri belirlemek amacıyla ölçeğin madde puanlarının standart puana dönüştürülmesi gerekir (Tabachnick ve Fidel, 2001). Standart puanlara dönüştürmede ise “z puanı” kullanılır. Standart puanlara çevrilen puanlarda -3 ve +3’ün dışına taşan değerler çok değişkenli uç değer olarak tanımlanır ve alanyazındaki bazı kaynaklarda, bu satırların veri setinden çıkarılması önerilmektedir.

Sayıltıların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler ve SPSS adımlar için “**Bölüm 1.Çok Değişkenli İstatistiklere Giriş**” bölümünden yararlanılmalıdır.

5.3. İşlem Aşamaları

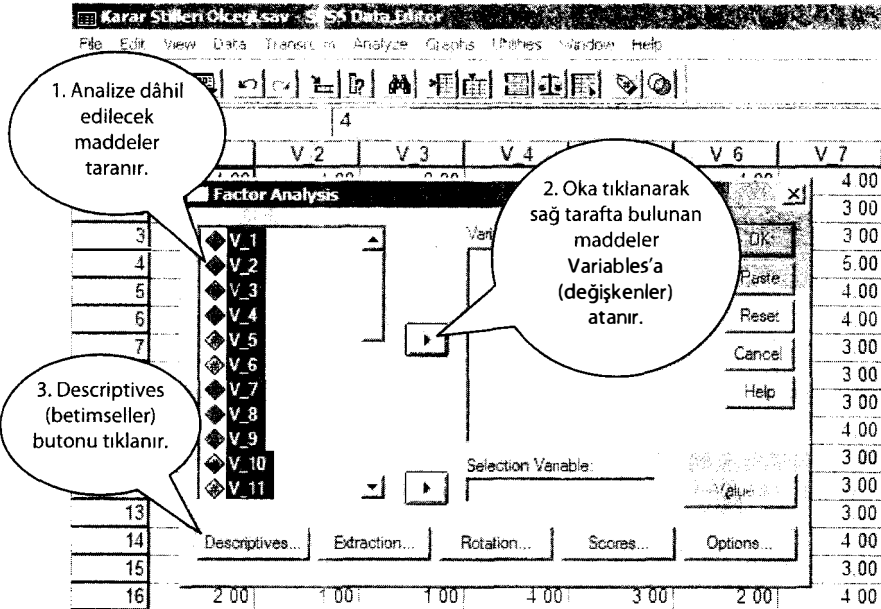
Bu bölümde açımlayıcı faktör analizinin SPSS’teki işlem aşamalarına yer verilmiştir.

Araştırmacının analize başlamak amacıyla ilk yapması gereken, analizi yapılacak olan kayıtlı veri seti için faktör analizi penceresini açmaktır. Faktör analizi penceresi, aşağıda Şekil 5.6.’da gösterildiği biçimde açılır.



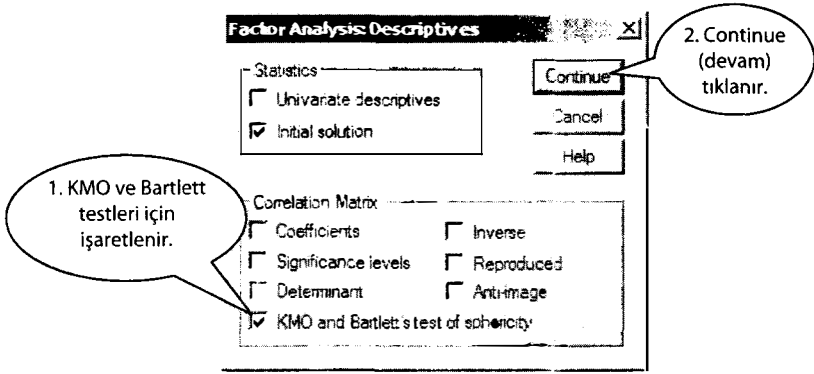
Şekil 5.6. Faktör Analizi Penceresinin Açılması

Şekil 5.6.'da belirtilen işlemin gerçekleştirilmesinin ardından, açılan pencerede, analize dâhil edilecek olan maddeler aşağıda Şekil 5.7.'de gösterildiği biçimde "Variables"a (Değişkenler) atanır.



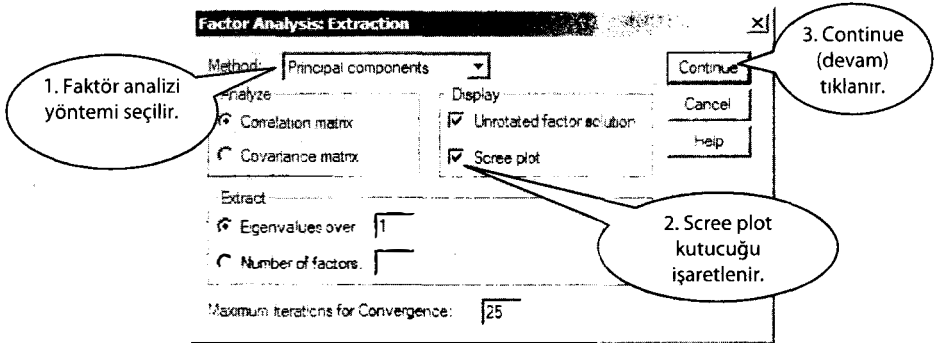
Şekil 5.7. Analize Dâhil Edilecek Maddelerin Atanması

Maddelerin "Variables" bölümüne atanmasından sonra, örneklem büyüklüğü açısından faktör analizi için veri yapısının uygunluğunu test etmek amacıyla Kaiser-Meyer-Olkin testi ve verilerin çok değişkenli normal dağılımdan gelip gelmediğini belirlemek amacıyla Bartlett Küresellik Testi (Bartlett's Test of Sphericity) için "Descriptives" (Betimseller) butonuna tıklanır. Aşağıda Şekil 5.8.'de gösterildiği gibi, açılan penceredeki "KMO and Bartlett's test of sphericity" kutucuğu işaretlenir ve "Continue" (Devam) tıklanır.



Şekil 5.8. Descriptives (Betimseller) Penceresi

Bu işlemin ardından, faktör analizi için faktör çıkartma tekniği seçmek ve yamaç-birikinti (scree plot) grafiği seçeneğini işaretlemek amacıyla "Extraction" (çıkartma) butonuna tıklanır. "Extraction" penceresine ilişkin örnek, aşağıda Şekil 5.9.'da gösterilmiştir.



Şekil 5.9. Extraction (Çıkartma) Penceresi



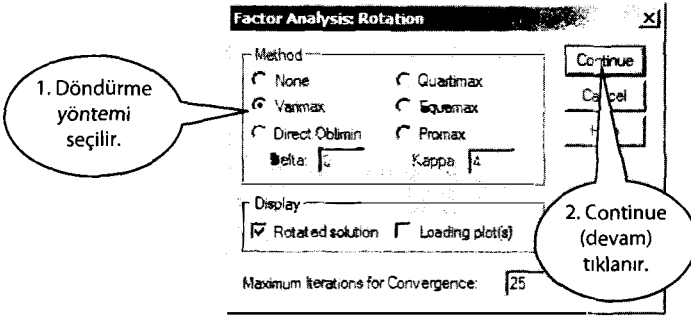
Bu aşamada, ilk olarak "Method" (yöntem) bölümünde bulunan faktör çıkartma yöntemlerinden hangisinin kullanılacağına karar verilmesi gerekir (faktör çıkartma yöntemlerine ilişkin bilgi için bkz. s.197). Eğer yöntem için bir seçenek işaretlenmezse SPSS'teki varsayılan analiz yöntemi temel bileşenler (principal components) analizidir. Diğer bir ifadeyle araştırmacı herhangi bir seçeneği belirlemezse analiz, temel bileşenler analizi üzerinden gerçekleştirilecektir.

Yöntemin belirlenmesinin ardından, analizin hangi matris üzerinden gerçekleştirileceğini belirlemek amacıyla "Analyze" (analiz) bölümünün altındaki korelasyon ya da kovaryans matrisi seçeneklerden birinin işaretlenmesi gerekir. Herhangi bir belirleme yapılmazsa analiz, korelasyon matrisi (correlation matrix) üzerinden gerçekleştirilecektir.

Analizde hangi matrisin temel alınacağını belirlenmesinin ardından, yamaç-birikinti grafiğinin çıktı dosyasında yer alması amacıyla "Display" bölümünün altındaki "Scree plot" kutucuğu işaretlenir.

Son olarak, "Extract" bölümündeki gerekli olan seçeneğin işaretlenmesi gerekir. Araştırmacılar kuramsal bir temele sahip olsalar da, genellikle araçlarının kaç faktörden oluştuğuna ilişkin sınırlı bilgileri vardır. Bu durumda ilk analizde, bu bölüm için herhangi bir belirleme yapılmaz. Böylece "Eigenvalues over" seçeneğinin (varsayılan işaretli seçenek budur) karşısında 1 yazan kısım üzerinden analiz gerçekleştirilir. Bu seçeneğin işaretli olması, özdeğeri 1'in üzerinde olan faktörlerin (Kaiser ölçütü) önemli bir faktör olarak belirlenmesi anlamına gelmektedir. Pratikte böyle bir yaklaşım, analizin ilerleyen aşamalarında faktör sayısı için kesin olacak belirlemenin yapılması açısından yol göstericidir. Yukarıdaki işlemlerin tamamlanmasının ardından, "Continue" butonu tıklanır.

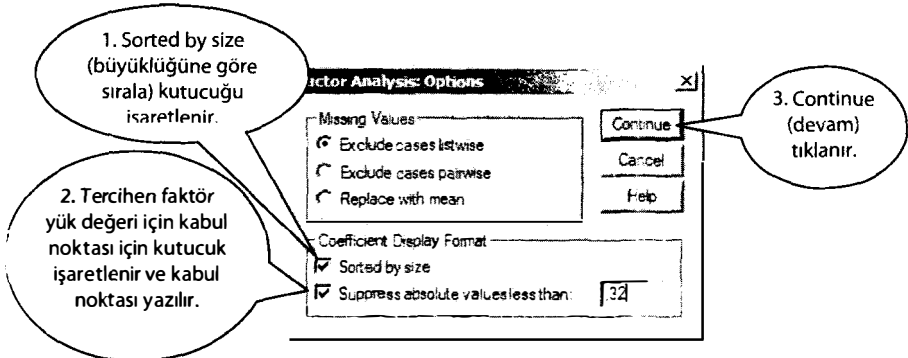
Bu işlemin ardından, eğer ölçme aracı çok faktörlü ise döndürme yöntemine karar vermek amacıyla "Rotation" (döndürme) butonuna tıklanır. Analizin başında araştırmacı ölçme aracının kaç faktörlü olduğu konusunda genellikle kesin bir bilgiye sahip olmadığı için, analizin ilk aşamasında bu işlem adımı atlanabilir. Çünkü döndürme işlemi, ölçme aracı eğer çok faktörlü ise yapılır, diğer bir ifadeyle tek faktörlü desen için döndürme işlemi yapılamaz. Eğer dik döndürme yapılacak ise sosyal bilimlerde genellikle varimax, eğik döndürme yapılacak ise genellikle promax kullanılır (döndürme yöntem ve türlerine ilişkin bilgi için bkz. s.200). Gerekli işaretleme yapıldıktan sonra "Continue" butonuna tıklanır. "Rotation" penceresinin bir örneği aşağıda Şekil 5.10.'da gösterilmiştir.



Şekil 5.10. Rotation (Döndürme) Penceresi

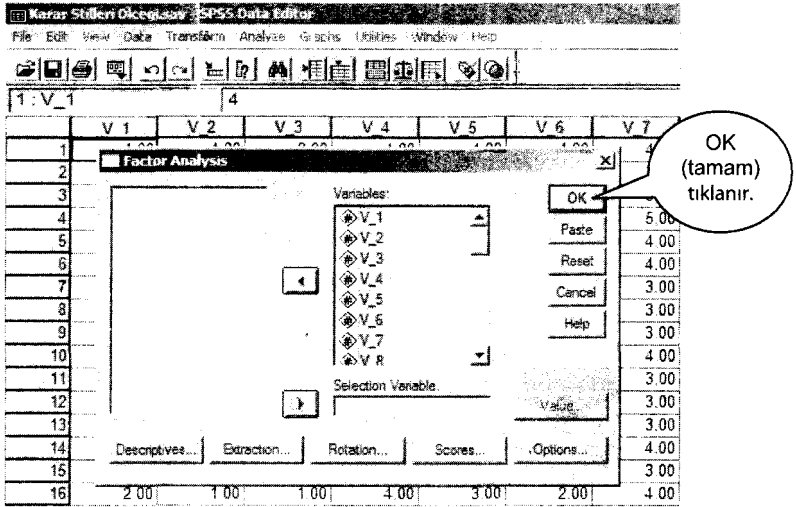
Şekil 5.10'da belirtilen işlemin ardından, "Options" (seçenekler) butonuna tıklanır. "Options" penceresinde "Coefficient Display Format" (katsayıları görüntüleme biçimi) ile ilgili tercihler belirtilir. Bu tercihlerden ilki, "Sorted by size" (büyüklüğüne göre sırala) seçeneğidir. Bu seçenek, "Component matrix" (bileşenler matrisi)'te ve / veya "Rotated Component Matrix" (döndürülmüş bileşenler matrisi)'te yer alan faktör yük değerlerinin büyükten küçüğe sıralanmasını sağlar.

Tercihen kullanılabilecek bir başka seçenek ise "Suppress absolute values less than:" (...'den küçük olan değerleri gizle)'dir. Bu seçeneğin karşısına faktör yük değerleri için temel alınan kesme noktası (en az .32) yazılır. Bu belirleme ile bileşenler matrisinde ve döndürülmüş bileşenler matrisinde faktör yük değeri bu bölümde belirlenen değerden daha küçük faktör yük değerleri gösterilmez. Bu sayede araştırmacının matrisi daha rahat bir biçimde okuması sağlanmış olur. Gerekli işaretlemeler yapıldıktan sonra "Continue" butonuna tıklanır. "Options" penceresinin bir örneği aşağıda Şekil 5.11'de gösterilmiştir.



Şekil 5.11. Options (Seçenekler) Penceresi

Gerekli işaretlemlerin yapılmasının ardından, "Factor Analysis" penceresindeki "OK" (tamam) butonuna basılarak analizin işlem basamakları tamamlanır.



Şekil 5.12. Analizin Başlatılması

5.4. Örnekler

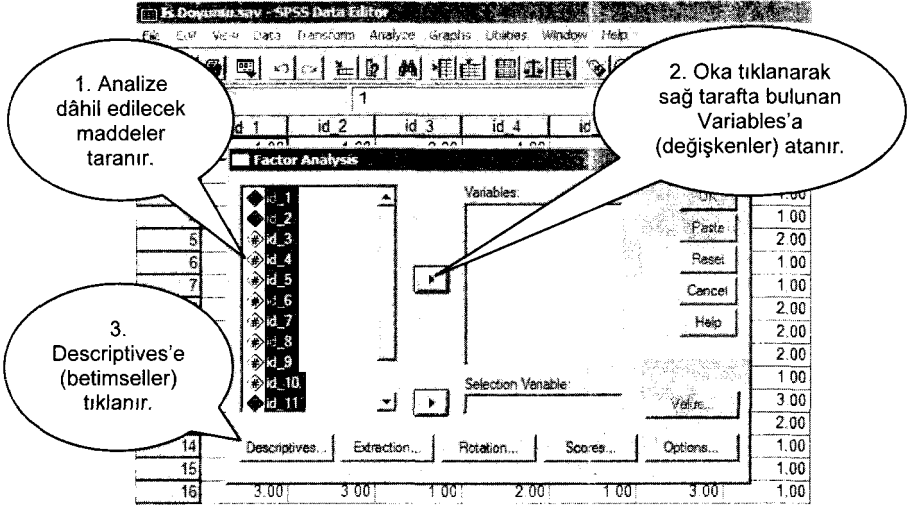
Bu bölümde, açıklayıcı faktör analizinın uygulamasına ilişkin araştırmacılara ışık tutması için iki uygulama örneği verilmiştir. Uygulama örneklerinden birincisi, tek faktörlü bir ölçme aracının faktör deseni test edilmesi ile ilgilidir. İkinci örnek ise çok faktörlü bir ölçme aracının faktör deseni hakkındadır. Sürekli veriler için açıklayıcı faktör analizi, pek çok istatistik paket programı (SPSS, Statistica, Lisrel, EQS, Amos vb.) kullanılarak yapılabilir. Alanda yaygın olarak SPSS kullanılması nedeniyle örnekler, bu istatistik paket programı üzerinden verilmiştir.

5.4.1. Tek Faktörlü Desen İçin Örnek

Açıklayıcı faktör analizi için ilk örnek, tek faktörlü bir iş doyumu ölçeğine¹ ait veri seti üzerinden verilmiştir. İşgörenlerin iş doyumunu ölçmek amacıyla geliştirilmiş olan ölçme aracı 12 maddeden oluşmaktadır. 5.4.1.ÖRNEK dosyası açılarak, aşağıda verilen işlem basamakları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

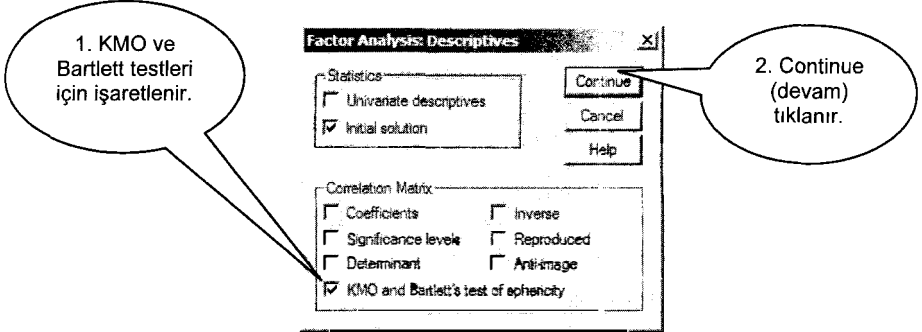
¹ Ölçek adı ve veri seti yazarlar tarafından değiştirilmiştir.

5.4.1.1. İşlem Aşamaları: Faktör analizi penceresi açılarak, analize dâhil edilecek olan maddeler, aşağıda Şekil 5.13'te gösterildiği biçimde, "Variables"a (Değişkenler) atanır.



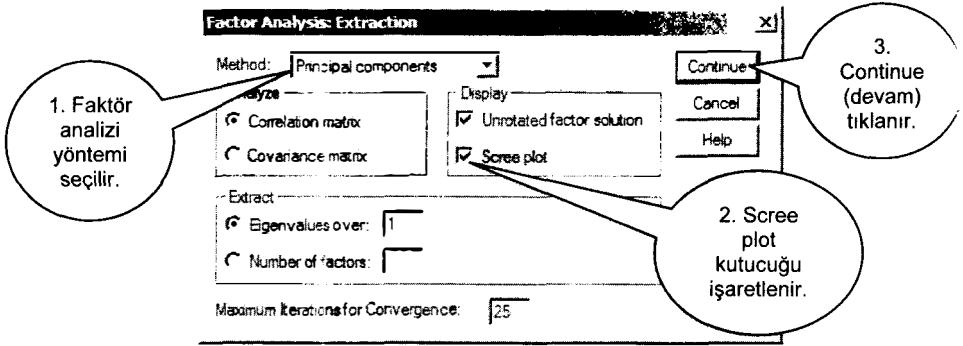
Şekil 5.13. İş Doyumu Ölçeği İçin Analize Dâhil Edilecek Maddelerin Atanması

Maddelerin "Variables" bölümüne atılmasından sonra, Kaiser-Meyer-Olkin testi ve Bartlett Küresellik Testi için "Descriptives" butonuna tıklanır. Aşağıda Şekil 5.13'te gösterildiği gibi, açılan penceredeki "KMO and Bartlett's test of sphericity" kutucuğu işaretlenir ve "Continue" tıklanır.



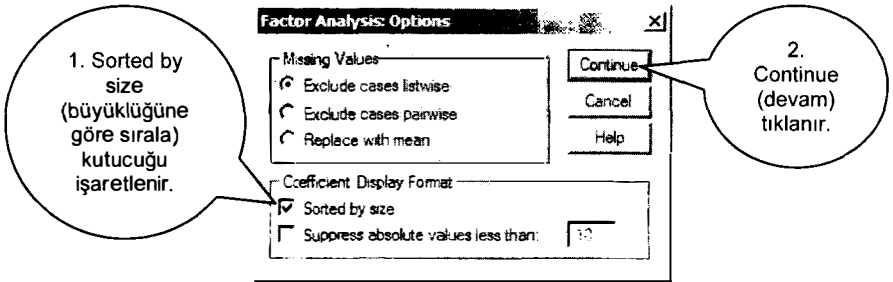
Şekil 5.14. Descriptives (Betimseller) Penceresi

Bu işlemin ardından, faktör analizi için faktör çıkartma tekniği seçmek ve yamaç-birikinti (scree-plot) grafiği seçeneğini işaretlemek amacıyla "Factor Analysis" penceresindeki "Extraction" butonuna tıklanır. Faktör sayısı hakkında kesin bir bilginin bulunmaması nedeniyle "Eigenvalues over: 1" seçeneği işaretli kalmıştır.



Şekil 5.15. Extraction (Çıkartma) Penceresi

Bu işlemin ardından, "Options" butonuna tıklanır. "Options" penceresinde "Coefficient Display Format" bölümündeki "Sorted by size" in başında bulunan kutucuk işaretlenir.



Şekil 5.16. Options (Seçenekler) Penceresi

Gerekli işaretlemeler yapıldıktan sonra "Factor Analysis" penceresindeki "OK" butonuna basılarak analizin işlem basamakları tamamlanır.

5.4.1.2. Elde Edilen Sonuçların Değerlendirilmesi: Analizin işlem basamaklarının tamamlanmasının ardından, SPSS çıktı dosyası (output) yeni bir pencerede açılır. Çıktı dosyasındaki ilk tablo KMO ve Bartlett küresellik testi (KMO and Bartlett's Test) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.2.'de elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Tablo 5.2. KMO ve Bartlett Küresellik Testi Tablosu

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,865
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	952,835
	df	66
	Sig.	,000

Tablo 5.2.'nin üst bölümünde görüldüğü üzere, 300 kişiden oluşan örneklemin büyüklük açısından faktör analizi için veri yapısının uygunluğunu değerlendirmek amacıyla KMO değeri bulunmaktadır. Bu değerin .87 olduğu ve dolayısıyla veri yapısının faktör analizi yapabilmek için yeterli olduğu değerlendirmesi yapılabilir (KMO değeri hakkındaki değerlendirme aralıklarına ilişkin bilgi için bkz. s.207).

Tablo 5.2.'deki Bartlett testi sonuçları incelendiğinde, elde edilen ki-kare (χ^2) değerinin .01 düzeyinde manidar olduğu görülmektedir. Bu sonuç, verilerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiğini ve dolayısıyla faktör analizinin bir diğer sayılıtısının karşılandığı anlamına gelmektedir.

Bu iki sayılıtının karşılanması nedeniyle açımlayıcı faktör analizi sonuçlarının değerlendirilmesine devam edilebilir.

Çıktı dosyasındaki ikinci tablo "Communalities" (ortak varyans) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.3.'te elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Tablo 5.3. Communalities (Ortak Varyans) Tablosu

Communalities		
	Initial	Extraction
id_1	1,000	,452
id_2	1,000	,394
id_3	1,000	,358
id_4	1,000	,521
id_5	1,000	,569
id_6	1,000	,664
id_7	1,000	,560
id_8	1,000	,524
id_9	1,000	,391
id_10	1,000	,640
id_11	1,000	,723
id_12	1,000	,637

Extraction Method: Principal Component Analysis.

"Communalities" (ortak varyans) tablosunda, her bir maddenin ortak bir faktördeki varyansı birlikte açıklama oranları verilmektedir. Tablonun ilk sütununda, analize dâhil edilen maddeler görülmektedir. Üçüncü sütunda ise çıkartma değerleri (extraction) verilmektedir. Başlangıç öz değerleri her bir maddenin varyansı açıklama oranı hakkında bilgi verir. Bu çerçevede, bu değerleri determinasyon katsayısı olarak düşünmek gerekir. Örneğin, Tablo 5.3.'te birinci maddenin (id_1) çıkartma değerinin .45 olduğu görülmektedir. Bu katsayıyı şu biçimde yorumlamak olanaklıdır: *"Birinci madde varyansın % 45'ini açıklamaktadır"*. Maddelerin faktörlerce açıklanan ortak varyansın .10'dan küçük olması halinde, bu maddeler ile ilgili bir problem olma olasılığı yüksektir. Ancak, ortak varyans sonuçlarına bakarak madde çıkarma kararı verilmemelidir. Böyle bir problemin daha sonraki tablolarda gözlenmesi muhtemeldir.

Çıktı dosyasındaki üçüncü tablo "Total Variance Explained" (açıklanan toplam varyans) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.4.'te elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Tablo 5.4. Total Variance Explained (Açıklanan Toplam Varyans) Tablosu

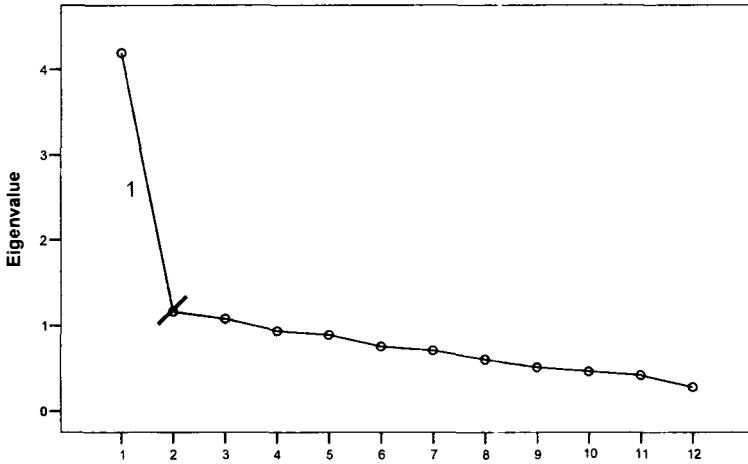
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4,192	34,935	34,935	4,192	34,935	34,935
2	1,163	9,688	44,624	1,163	9,688	44,624
3	1,079	8,990	53,613	1,079	8,990	53,613
4	,936	7,801	61,414			
5	,892	7,433	68,847			
6	,755	6,291	75,138			
7	,709	5,912	81,049			
8	,603	5,028	86,077			
9	,511	4,259	90,336			
10	,462	3,850	94,186			
11	,417	3,475	97,661			
12	,281	2,339	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Tablo 5.4.'te, ilk sütunda madde sayısı kadar bileşen (faktör) sayısı verilmektedir. "Initial Eigenvalues" (başlangıç öz değerleri) adlı altındaki birinci sütun grubunda, her bir faktörün toplam varyansa olan katkıları açısından toplam öz değer (total), varyansa katkısına ilişkin yüzdesi (% of Variance) ve varyansa katkısına ilişkin birikimli yüzdesi (Cumulative %) verilmektedir. "Extraction Sums of Squared Loadings" adlı ikinci sütun grubunda ise faktör sayısı için öneri verilmektedir.

Tablo 5.4.'te "Extraction Sums of Squared Loadings" adlı ikinci sütun grubunda görüldüğü üzere, yapılacak olan açımlayıcı faktör analizi için üç faktör önerilmektedir. Üç faktör önerilmesinin nedeni, öz değerleri 1'in üzerine çıkan üç bileşen olmasıdır. Diğer bir ifadeyle "Initial Eigenvalues" adı altındaki birinci sütun grubundaki total değerlerine bakıldığında, başlangıç öz değeri 1'in üzerinde olan üç bileşen olduğu görülmektedir. Bu üç faktörün varyansa yaptığı katkı % 53.613'tür. Ancak faktör sayısına karar verirken değerlendirilmesi gereken önemli husus, her bir faktörün toplam varyansa yaptığı katkının önemidir. "Initial Eigenvalues" adı altındaki birinci sütun grubundaki "% of Variance" değerlerine bakıldığında, birinci faktörün % 34.935 oranında bir katkı sağladığı görülmektedir. İkinci ve üçüncü faktörlerin toplam varyansa yaptıkları katkı incelendiğinde ise (yüzdelere arasındaki farklar değerlendirilir) yapılan katkının öneminin giderek azaldığı görülmektedir. Böyle bir durumda, faktör sayısının bir olarak belirlenmesine karar verilebilir. Ancak, bu karar verilmeden önce "scree plot" grafiğinin (yamaç birikinti grafiği) incelenmesinde yarar vardır. Aşağıda Şekil 5.17'de elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Scree Plot

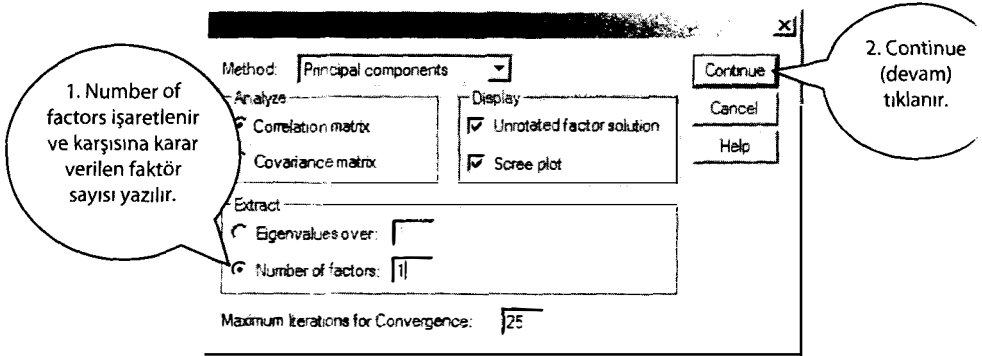


Şekil 5.17. Yamaç-Birikinti Grafiği

Şekil 5.17.'de, Y eksenindeki bileşenler, X eksenine doğru bir iniş yapmaktadır ve bu iniş eğilimi varyansa yaptıkları katkı çerçevesinde noktalarla gösterilmektedir. İki nokta arasındaki her bir aralık bir faktör

anlamına gelir. Şekil 5.17.'de görüldüğü üzere, ikinci noktadan sonra eğitim bir plato yapmaktadır. Bu noktadan sonraki faktörlerin varyansa yaptıkları katkı hem küçük, hem de yaklaşık olarak aynıdır. Bu açıdan faktör sayısının bir olmasına karar verilmiştir. Faktör sayısına karar verilirken, aracın kuramsal açıdan beklenen faktör desenine sahip olup olmadığının sorgulanmasının çok önemli olduğu akıldan çıkarılmamalıdır.

Faktör sayısına karar verildikten sonra, tekrar, "Factor Analysis" penceresindeki "Extraction" penceresinin açılması gerekmektedir. "Extraction" penceresinde "Extract" bölümünün altında yer alan "Number of factors:" (faktör sayısı) seçilir ve karşısında bulunan alana karar verilen faktör sayısı (örneğinizde 1) yazılır. Aşağıda Şekil 5.18.'de örnek gösterilmektedir.



Şekil 5.18. Extraction (Çıkartma) Penceresi

Gerekli işaretlemeler yapıldıktan sonra "Factor Analysis" penceresindeki "OK" butonuna basılarak analize devam edilir. Tek faktörlü ölçme araçlarında döndürme işleminin yapılmadığı üzerinde daha önce durulmuştu. Dolayısıyla bu aşamada, değerlendirilmesi gereken tablo "Component Matrix" (bileşenler matrisi) tablosudur. Aşağıda Tablo 5.5.'te analiz sonucunda elde edilen "component matrix" tablosu verilmiştir.

Tablo 5.5. Component Matrix (Bileşenler Matrisi) Tablosu**Component Matrix^a**

	Component
	1
id_11	.840
id_6	.759
id_5	.714
id_7	.662
id_1	.623
id_2	.599
id_10	.599
id_9	.561
id_12	.558
id_3	.439
id_8	.148
id_4	-.126

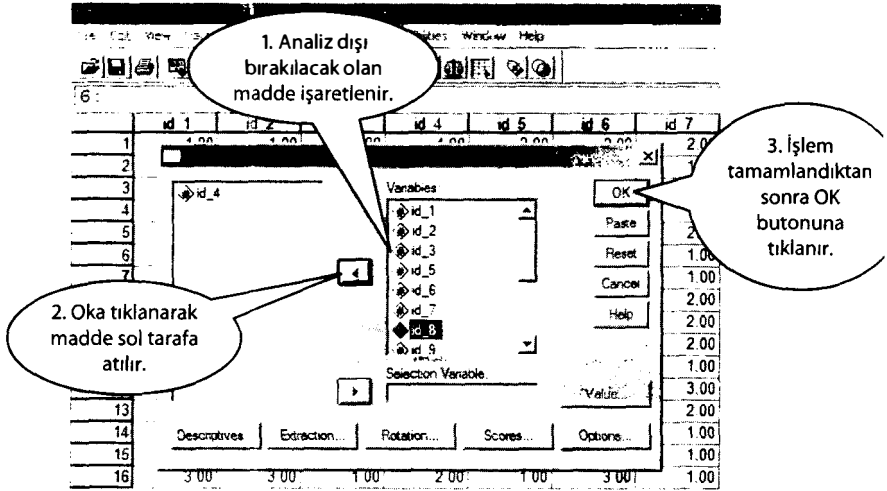
Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Analizde faktör sayısının 1 olarak belirlenmesi nedeniyle bu örnekte, faktör yük değerleri arasında binişiklik problemi söz konusu değildir. Bu nedenle "component matrix" tablosunda incelenmesi gereken, ölçeğe ait maddelerin yük değerlerinin büyüklüğüdür. Maddeler faktör yük değerleri açısından incelendiğinde ve yük değerleri için kabul noktası .32 olarak kabul edildiğinde iki maddenin (4 ve 8. maddeler) bu kabul düzeyini karşılamadığını, diğer bir ifadeyle kabul düzeyinin altında yük değeri verdikleri görülmektedir (.148 ve $-.126 < .32$). Bu durumda, araştırmacının bazı kararlar alması gerekmektedir. Bu karar çalışmanın ne amaçla yapıldığına bağlı olarak değişir. Eğer çalışma, bir ölçek geliştirme ya da uyarlama sürecinin ön deneme uygulaması ise bu durumda araştırmacı, söz konusu maddeler üzerinde gerekli çalışmayı yaparak, maddelerin düzeltilmesi kararını verebilir. Ancak eğer çalışma, ölçme aracının psikometrik niteliklerini belirlemeye yönelik nihai bir çalışma ise (deneysel / asıl uygulama vb.) araştırmacı maddelerin analiz dışı bırakılmasını, diğer bir ifade ile 4 ve 8. maddelerin araçtan çıkarılması kararını verebilir. Ayrıca yük değeri düşük olmasına rağmen, bir maddenin araçta yer almasına karar da verilebilir, ancak bu durumda kararın kuramsal bir gerekçeyle dayandırılması gerekir. Aksi halde, verilen kararın bilimsel niteliğine şüpheyle yaklaşılır.

Açımlayıcı faktör analizinde madde çıkarma kararı verilmiş ise maddelerin tek tek analiz dışı bırakılması gerekmektedir. Çünkü bir maddenin çıkarılması ile diğer maddenin faktör yük değerinde bir değişim meydana gelebilir ve bu değişimle madde kabul düzeyini karşılayabilir. Bu açıdan madde çıkarma işlemine, faktör yük değeri küçük olandan başlanması mantıklıdır. Örnekte madde çıkarma işlemine, 4. madde ile başlanması uygun görülmüştür.

Madde çıkarma işlemi için, "Factor Analysis" penceresi tekrar açılır ve "Variables" bölümünün altında yer alan maddelerden, analiz dışı bırakılacak olan madde ok yardımı ile ya da üzerine çift tıklanarak sol tarafa atılır. Yapılacak olan işlemin örneği aşağıda Şekil 5.19.'da gösterilmiştir.



Şekil 5.19. Maddenin Analiz Dışı Bırakılması Örneği

Maddenin analiz dışı bırakılmasının ardından, maddelerin faktör yük değerlerini değerlendirmeye devam etmek amacıyla tekrar "component matrix" tablosu incelenir. Aşağıda yapılan işlem sonucunda elde edilen "component matrix" tablosunun örneği Tablo 5.6.'da verilmiştir.

Tablo 5.6. Madde 4 Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonra Component Matrix (Bileşenler Matrisi) Tablosu

Component Matrix^a

	Component
	1
id_11	,840
id_6	,757
id_5	,714
id_7	,662
id_1	,623
id_10	,602
id_2	,599
id_9	,564
id_12	,557
id_3	,440
id_8	,152

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Tablo 5.6. incelendiğinde, 8. maddenin hala .32 kabul düzeyini karşılamadığı ($.152 < .32$) görülmektedir. Bu durumda, 8. maddenin de analiz dışı bırakılmasına karar verilmiştir. 8. maddenin analiz dışı bırakılması için izlenecek işlem basamakları, 4. madde için izlenen işlem basamakları ile aynıdır. Bu durumda araştırmacı, tekrar "Factor Analysis" penceresini açar ve "Variables" bölümünün altında yer alan 8. maddeyi sol tarafa atarak bu maddeyi analiz dışı bırakır ve analize devam eder. 8. maddenin analiz dışı bırakılması ile elde edilen "component matrix" tablosunun örneği aşağıda Tablo 5.7.'de verilmiştir.

Tablo 5.7. Madde 8 Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonra Component Matrix (Bileşenler Matrisi) Tablosu

Component Matrix^a

	Component
	1
id_11	,843
id_6	,757
id_5	,715
id_7	,660
id_1	,625
id_10	,601
id_2	,600
id_9	,561
id_12	,558
id_3	,440

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.



Tablo 5.7.'de görüldüğü üzere iş doyumu ölçeğine ait tüm maddelerin faktör yük değerlerinin kabul düzeyini (.32) karşıladığı görülmektedir. Bu durumda analiz sonlandırılır ve iş doyumu ölçeğinin 10 maddelik formunun yapı geçerliliğine ilişkin kanıtlar raporlaştırılır.

Bu noktada araştırmacının tek faktörlü yapının varyansa yaptığı katkısı belirlemek için son yapılan analizdeki "total variance explained" tablosuna dönmesi gerekir. Aşağıda Tablo 5.8.'de, son analize ait "total variance explained" tablosu verilmiştir.

Tablo 5.8. Analiz Sonucunda Elde Edilen Total Variance Explained (Açıklanan Toplam Varyans) Tablosu

Total Variance Explained						
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4,163	41,625	41,625	4,163	41,625	41,625
2	1,096	10,958	52,583			
3	,916	9,165	61,747			
4	,762	7,618	69,365			
5	,759	7,586	76,951			
6	,611	6,114	83,065			
7	,528	5,281	88,345			
8	,464	4,638	92,984			
9	,419	4,186	97,169			
10	,283	2,831	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Tablo 5.8.'de görüldüğü üzere, 4 ve 8. maddelerin analiz dışı bırakılması ile bir faktörün varyansı açıklama oranının % 41.625 olduğu görülmektedir.

İlgilenen okuyucular için açıklanan varyans oranı, daha önce de belirtildiği gibi (bkz. s.195), faktör yük değerlerinin kareleri toplamının madde sayısına bölünmesi yoluyla elle de hesaplanabilir. Bunun için, "component matrix" tablosundaki yük değerlerinin kareleri toplamı, madde sayısına (örneğimizde, madde sayısı 10'dur) bölünmelidir. Varyans oranının hesaplamasına ilişkin örnek aşağıda verilmiştir.

Varyans oranı:

$$\sum a^2 = (.843)^2 + (.757)^2 + (.715)^2 + (.660)^2 + (.625)^2 + (.601)^2 + (.600)^2 + (.561)^2 + (.558)^2 + (.440)^2 = 4.163/10 = .416$$

Hesaplanan bu değer, faktör tarafından hesaplanan değişkenlerin varyansı açıklama oranıdır.

Analize dâhil edilen değişkenlerle ilgili toplam varyansın 2/3'ü kadar miktarının ilk olarak kapsadığı faktör sayısı, önemli faktör sayısı olarak

değerlendirilir. Uygulamada, özellikle sosyal bilimlerde ölçek geliştirmede, sözü edilen miktara ulaşmak güçtür. Tek faktörlü desenlerde, açıklanan varyansın % 30 ve daha fazla olması yeterli görülebilir (Büyüköztürk, 2007; Tavşancıl, 2005). Bu çerçevede, tanımlanan bir faktörün, toplam varyansa yaptığı katkının yeterli olduğu görülmektedir.

Araştırmalarda ölçeklerin tek ya da çok boyutlu olup olmadığı konusu, tartışma noktalarından biridir. Bir ölçeği, tek boyutlu olarak değerlendirmek için ilgili kanıtların açık bir şekilde sunulması gerekir. Lord (1980)'a göre birinci faktörde, maddelerin yüksek yükdeğerlerine sahip olması, birinci faktörün özdeğer ve açıkladığı varyans yüksek iken ikinci faktörde bu değerlerin oldukça düşük çıkması, buna karşılık ikinci faktör ile sonraki faktörün özdeğeri arasında yakınlık bulunması tek boyutluluğu gösterir. Büyüköztürk (2007), ek olarak özdeğerlere ait çizgi grafiğinde birinci faktörden sonra ani düşme gözlenirken sonrasında yatayına bir değişim olmasının, tek boyutluluğun bir başka kanıtı olarak yorumlanabileceğini ifade etmektedir. Örneğimizdeki analiz sonuçları incelendiğinde, ölçekteki tüm maddeler için birinci faktördeki yük değerleri .44-.84 arasındadır. Birinci faktörün açıkladığı varyans %41.6 (özdeğer=4.16) iken ikinci faktörün açıkladığı varyans %10.9 (özdeğer=1.1)'dir. Birinci faktörün özdeğerinden ikinci faktörün özdeğerine büyük bir düşme gözlenirken, aradaki fark 3.8 kattır, ikinci faktör ile üçüncü faktörün (özdeğer=0.9) özdeğerinin birbirine oldukça yakın olduğu görülmektedir. Öte yandan Şekil 5.17'de verilen ilk özdeğer çizgi grafiğinde de faktörlerin özdeğerlerindeki bu değişme eğilimi net olarak görülmektedir. Belirtilen bu kanıtlar ölçeğin tek boyutlu olduğunu göstermektedir.

5.4.2. Çok Faktörlü Desen İçin Örnek

Açımlayıcı faktör analizi için ikinci örnek çok faktörlü bir akademik benlik kavramı ölçeğine¹ ait veri seti üzerinden verilmiştir. Lise öğrencilerinin akademik benlik algılarını ölçmek amacıyla geliştirilmiş olan araç 18 maddeden oluşmaktadır. Aracın geliştirilme sürecinde teorik olarak üç boyut belirlenmiştir. Bu boyutlar, 1) Matematik benlik algısı, 2) Bilim benlik algısı ve 3) Dil becerileri benlik algısıdır.

5.4.2. ORNEK dosyası açılarak, aşağıda verilen işlem basamakları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

¹ Ölçek adı ve veri seti yazarlar tarafından değiştirilmiştir.

5.4.2.1. İşlem Aşamaları: İşlem basamakları bir önceki örnekle aynıdır. Bunun için "Factor Analysis" penceresi açılarak, analize dâhil edilecek olan maddeler "Variables"a atanır. KMO ve Bartlett küresellik testleri için "Descriptives"den "KMO and Bartlett's test of sphericity" kutucuğu işaretlenir ve "Continue" tıklanır. "Extraction" penceresi açılarak "Scree plot" kutucuğu işaretlenir ve "Continue" tıklanır. Daha sonra "Options" butonuna tıklanır ve bu penceredeki "Sorted by size"nin başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "Continue" tıklanır. Bu işlemin ardından, "Factor Analysis" penceresindeki "OK" butonuna basılarak analizin işlem basamakları tamamlanır.

5.4.2.2. Elde Edilen Sonuçların Değerlendirilmesi: Analizin işlem basamaklarının tamamlanmasının ardından, SPSS çıktı dosyası (output) yeni bir pencerede açılır. Çıktı dosyasındaki ilk tablo, KMO ve Bartlett küresellik testi (KMO and Bartlett's Test) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.9.'da elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Tablo 5.9. KMO ve Bartlett Küresellik Testi Tablosu

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.769
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	846,324
	df	153
	Sig.	.000

Tablo 5.9.'un birinci satırında görüldüğü üzere, 243 kişiden oluşan örneklemin büyüklük açısından faktör analizi için veri yapısının uygunluğunu değerlendirmek amacıyla KMO değeri bulunmaktadır. Bu değer .77 olması nedeniyle veri yapısının faktör analizi yapabilmek için orta derecede yeterli olduğu değerlendirilebilir (KMO değeri hakkındaki değerlendirme aralıklarına ilişkin bilgi için bkz. s.207).

Tablo 5.9.'daki Bartlett testi sonuçları incelendiğinde, elde edilen ki-kare (χ^2) değerinin .01 düzeyinde manidar olduğu görülmektedir. Bu sonuç, verilerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiğini ve dolayısıyla faktör analizinin bir diğer sayılıntının karşılandığı anlamına gelmektedir.

Bu iki sayılıntının karşılanması nedeniyle açılımlı faktör analizi sonuçlarının değerlendirilmesine devam edilebilir.

Çıktı dosyasındaki ikinci tablo "Communalities" (ortak varyans) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.10.'da elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

Tablo 5.10. Communalities (Ortak Varyans) Tablosu

Communalities		
	Initial	Extraction
AB_1	1,000	,554
AB_2	1,000	,420
AB_3	1,000	,702
AB_4	1,000	,399
AB_5	1,000	,686
AB_6	1,000	,403
AB_7	1,000	,536
AB_8	1,000	,503
AB_9	1,000	,297
AB_10	1,000	,360
AB_11	1,000	,681
AB_12	1,000	,582
AB_13	1,000	,508
AB_14	1,000	,581
AB_15	1,000	,633
AB_16	1,000	,624
AB_17	1,000	,682
AB_18	1,000	,481

Extraction Method: Principal Component Analysis.

"Communalities" (ortak varyans) tablosunda temelde her bir maddenin ortak bir faktördeki varyansı birlikte açıklama oranları verilmektedir. Maddelerin ortak faktör varyanslarının genellikle yüksek olduğu görülmekle birlikte 9. maddeye ait değerin bir miktar düşük olduğu görülmektedir. Ancak, daha önce de ifade edildiği gibi, "Communalities" tablosuna bakılarak maddeler hakkında kesin karar verilmemelidir. Bu açıdan maddelerin işleyip işlemedikleri konusunda ilerleyen tablolar ile değerlendirme yapmak yerinde olacaktır.

Çıktı dosyasındaki üçüncü tablo, "Total Variance Explained" (açıklanan toplam varyans) sonuçları ile ilgilidir. Aşağıda Tablo 5.11.'de, elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.

**Tablo 5.11.** Total Variance Explained (Açıklanan Toplam Varyans) Tablosu

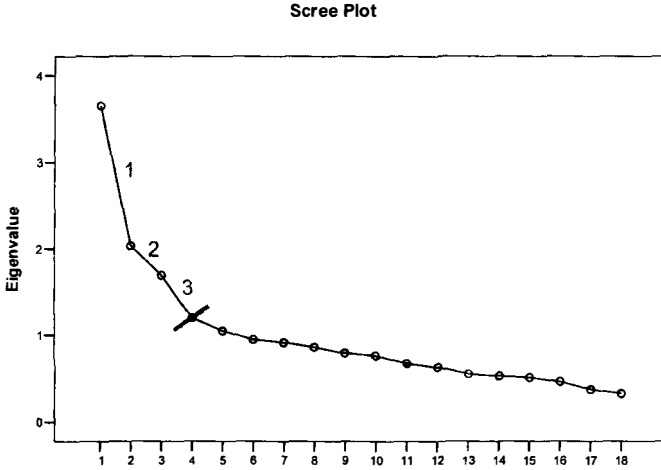
Total Variance Explained						
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,652	20,286	20,286	3,652	20,286	20,286
2	2,033	11,296	31,583	2,033	11,296	31,583
3	1,693	9,407	40,989	1,693	9,407	40,989
4	1,201	6,671	47,660	1,201	6,671	47,660
5	1,051	5,838	53,498	1,051	5,838	53,498
6	,953	5,293	58,790			
7	,918	5,102	63,893			
8	,863	4,793	68,685			
9	,796	4,420	73,105			
10	,766	4,255	77,360			
11	,678	3,764	81,125			
12	,633	3,515	84,640			
13	,554	3,076	87,716			
14	,530	2,942	90,658			
15	,513	2,849	93,508			
16	,466	2,587	96,095			
17	,375	2,084	98,179			
18	,328	1,821	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Tablo 5.11.'de, ilk sütunda madde sayısı kadar bileşen sayısı verilmektedir. "Initial Eigenvalues" (Başlangıç öz değerleri) adı altındaki birinci sütun grubunda, her bir faktörün toplam varyansa olan katkıları açısından toplam öz değer (total), varyansa katkısına ilişkin yüzdesi (% of Variance) ve varyansa katkısına ilişkin birikimli yüzdesi (Cumulative %) verilmektedir. "Extraction Sums of Squared Loadings" adlı ikinci sütun grubunda ise faktör sayısı için öneri verilmektedir.

Tablo 5.11.'te "Extraction Sums of Squared Loadings" adlı ikinci sütun grubunda görüldüğü üzere, yapılacak olan açıklayıcı faktör analizi için beş faktör önerilmektedir. Beş faktör önerilmesinin nedeni, öz değerleri 1'in üzerine çıkan beş bileşen olmasıdır. Diğer bir ifadeyle "Initial Eigenvalues" adı altındaki birinci sütun grubundaki "Total" değerlerine bakıldığında başlangıç öz değeri 1'in üzerinde olan beş faktör bulunmaktadır. Bu beş faktörün varyansa yaptığı katkının % 53.498 olduğu görülmektedir. Ancak faktör sayısına karar verirken değerlendirilmesi gereken önemli husus, her bir faktörün toplam varyansa yaptığı katkının önemidir. "Initial Eigenvalues" adı altındaki birinci sütun grubundaki "% of Variance" değerlerine bakıldığında, ilk üç bileşenin önemli ölçüde varyansa katkı sağladığı, dördüncü bileşenden itibaren bu katkının azaldığı görülmektedir. Böyle bir durumda, faktör sayısının üç olarak belirlenmesine karar verilebilir, ancak bu karar verilmeden

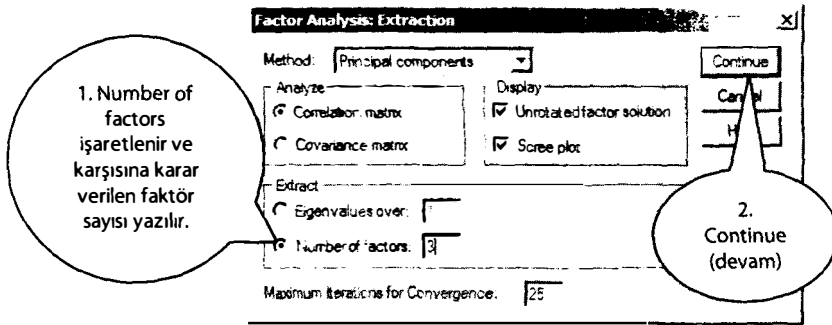
önce, "Scree Plot" grafiğinin (yamaç birikinti grafiği) incelenmesinde yarar vardır. Aşağıda Şekil 5.20.'de elde edilen sonuca ilişkin örnek verilmiştir.



Şekil 5.20. Yamaç-Birikinti Grafiği

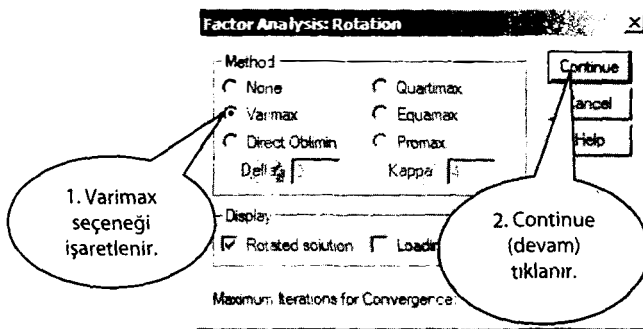
Şekil 5.20.'de, Y eksenindeki bileşenler, X eksenine doğru bir iniş yapmaktadır ve bu iniş eğilimi varyansa yaptıkları katkı çerçevesinde noktalarla gösterilmektedir. İki nokta arasındaki her bir aralık bir faktör anlamına gelir. Şekil 5.20.'de görüldüğü üzere, dördüncü noktadan sonra eğim bir plato yapmaktadır. Dördüncü noktadan sonraki bileşenlerin varyansa yaptıkları katkı hem küçük, hem de yaklaşık olarak aynıdır. Bu açıdan faktör sayısının üç olmasına karar verilmiştir. Ayrıca bu karar, aracın geliştirilmesi sürecinde belirlenen teorik yapıda beklenen faktör sayısı ile uyumlu olması açısından da anlamlıdır. Ancak tabii ki bu durum, teorik olarak belli bir yapı altında tanımlanan maddelerin, ampirik olarak o yapının altında olduğunun bir kanıtı değildir. Bu durum, analizin ilerleyen bölümlerinde irdelenecektir.

Faktör sayısına karar verildikten sonra, tekrar, "Factor Analysis" penceresindeki "Extraction" penceresinin açılması gerekmektedir. "Extraction" penceresinde "Extract" bölümünün altında yer alan "Number of factors:" (faktör sayısı) seçilir ve karşısında bulunan alana karar verilen faktör sayısı (örneğinizde, 3) yazılır. Aşağıda Şekil 5.21.'de örnek gösterilmektedir.



Şekil 5.21. Extraction (Çıkartma) Penceresi

Analizde birden fazla faktör tanımlanması nedeniyle tek faktörlü modeller için yapılan faktör analizi örneğinden farklı olarak, döndürme işlemi için gerekli tanımlamanın yapılması gerekir. Hangi döndürme yönteminin seçileceği araştırmacının tasarrufundadır (döndürme yöntemlerine ilişkin detaylı bilgi için bkz. s.200). Uygulama örneği için döndürme yöntemi olarak dik döndürme yöntemlerinden "Varimax" (maksimum değişkenlik) seçilmiştir. Bunun için "Factor Analysis" penceresindeki "Rotation" (döndürme) butonu tıklanır ve "Method" bölümünün altında yer alan "Varimax" seçeneği işaretlenir. Aşağıda Şekil 5.22.'de, örnek gösterilmektedir.



Şekil 5.22. Rotation (Döndürme) Penceresi

Gerekli işaretlemeler yapıldıktan sonra "Factor Analysis" penceresindeki "OK" butonuna basılarak analize devam edilir.

Bu aşamada, değerlendirilmesi gereken tablo, döndürme işleminin yapılması nedeniyle "Rotated Component Matrix" (döndürülmüş bileşenler matrisi) tablosudur. Aşağıda Tablo 5.12.'de, analiz sonucunda elde edilen "rotated component matrix" tablosu verilmiştir.

Tablo 5.12. Rotated Component Matrix (Döndürülmüş Bileşenler Matrisi) Tablosu

	Component		
	1	2	3
AB_3	.798	-.016	.154
AB_11	.766	-.014	.040
AB_16	.759	.078	.000
AB_14	.665	.269	.072
AB_12	.609	-.114	.338
AB_18	.447	.369	-.156
AB_17	.196	.136	-.047
AB_1	.239	.683	-.079
AB_13	.125	.682	-.008
AB_7	.002	.651	-.011
AB_10	.046	.548	.211
AB_4	-.030	.514	.313
AB_8	-.114	.078	.673
AB_2	.186	.183	.581
AB_6	-.158	.180	.548
AB_5	.138	-.275	.481
AB_9	.332	.171	.346
AB_15	.163	-.085	.333

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Tablo 5.12.'de görüldüğü üzere, maddeler üç ayrı boyut altında (elipslerle çerçevelenmiştir) toplanmaktadırlar. Maddeler binişiklik ve faktör yük değerlerinin kabul düzeyini karşılayıp karşılamaması açısından değerlendirildiğinde iki maddenin (9 ve 18. maddeler) binişik ve bir maddenin (17. madde) ise faktör yük değeri için kabul düzeyini (örneğimizde .32) karşılamadığı görülmektedir.

Bir maddenin binişik olması için iki durumun gerçekleşmesi gerekir. Bunlardan birincisi, bir maddenin birden fazla faktörde kabul düzeyinden (örneğimizde .32) yüksek yük değeri vermesidir. İkincisi ise maddenin iki ya da daha fazla faktörde sahip olduğu yük değerleri arasındaki farkın .1'den küçük olmasıdır. Binişik maddeler, Tablo 5.12. üzerinden örneklendirilirse 18. madde birinci faktörde .447 ve ikinci faktörde .369 yük değeri vermektedir. Bu maddenin her iki faktörde .32'den daha yüksek yük değeri verdiği görülmektedir. Ayrıca bu iki yük değeri arasındaki fark .078'dir (.447-.369=.078), diğer bir ifadeyle yük değerleri arasındaki fark .1'den küçüktür. Benzer bir durum, 9. madde için de geçerlidir. Bu madde birinci faktörde .332 ve üçüncü faktörde .346 yük değeri vermektedir. Her iki yük değeri kabul düzeyinin üzerinde yer almakta ve iki yük değeri arasındaki fark .014 (.346-



.332=.014) ile .1'in altında kalmaktadır. Bu durumda 9 ve 18. maddelerin binişik olduğu ifade edilir. Açımlayıcı faktör analizinde binişiklik arzu edilmeyen bir durumdur, çünkü bir maddenin yalnızca bir özelliği ölçmesi istenir. Geçerlilik için *"aracın ölçmeyi amaçladığı özelliği, başka özelliklerle karıştırmadan doğru ve tam olarak ölçebilme derecesidir"* tanımı hatırlanırsa aracı oluşturan maddelerin de yalnızca belli bir özelliği ölçmeye yönelmeleri arzu edilen bir durumdur.

Maddelerin binişikliği için sık yapılan bir hata için 12. madde örnek olarak gösterilebilir. Bu madde birinci faktörde .609 ve üçüncü faktörde .338 yük değeri vermektedir. 12. maddenin birden fazla faktörde kabul düzeyinin üzerinde yük değeri verdiği görülmektedir, ancak bu iki yük değeri arasındaki fark .1'in üzerindedir ($.609 - .338 = .271 > .1$). Bu açıdan bu madde için binişiktir belirlemesinin yapılması yanlıştır.

Tablo 5.12.'de görüldüğü üzere 17. maddenin hiçbir boyutta kabul düzeyinin üzerinde yük değeri vermediği görülmektedir. Bu durumda bu maddenin, ölçmeyi amaçladığı özelliği ölçmek için yeterince güçlü olmadığı, diğer bir ifadeyle ölçmeyi amaçladığı özelliğin iyi bir göstergesi olmadığı sonucu çıkarılabilir. Daha teknik bir tabirle bu madde söz konusu gizil değişkenin varyansına önemli ölçüde bir katkı sağlamamaktadır.

Eğer çalışma, bir ölçek geliştirme ya da uyarlama sürecinin ön deneme uygulaması ise bu durumda araştırmacı, söz konusu maddeler üzerinde gerekli çalışmayı yaparak, maddelerin düzeltilmesi kararını verebilir. Ancak eğer çalışma, ölçme aracının psikometrik niteliklerini belirlemeye yönelik nihai bir çalışma ise (deneysel / asıl uygulama vb.) araştırmacı, maddelerin analiz dışı bırakılmasını, diğer bir ifade ile 9, 17 ve 18. maddelerin araçtan çıkarılması kararını verebilir. Tek faktör için açımlayıcı faktör analizi örneğinde ifade edildiği gibi, madde çıkarma kararı verilmiş ise maddelerin birer birer analiz dışı bırakılması gerekmektedir. Ancak çok faktörlü desenler için yapılan analizlerde, bu uygulama örneğinde olduğu gibi, binişik ve yük değeri düşük olan maddeler bir arada olabilir. Böyle bir durumda, madde çıkarma kararı için, hangi maddeden başlanması gerektiğine ilişkin kesin bir kural yoktur. Bu büyük ölçüde, aracın ölçtüğü özellik çerçevesinde maddelerin işlevine göre değişir. Dolayısıyla aynı veri seti üzerinden analizi yapan iki araştırmacı, birbirinden farklı sonuçlar elde edebilir. Bu durumda kullanışlılık, söz konusu faktörlerin varyansa yaptığı katkı vb. durumlar gözetilmek üzere karar araştırmacıya aittir. Kesin bir kural olmamakla birlikte, madde çıkarma kararı verilmiş ise binişik maddelerden başlanması tercih edilebilir. Çünkü faktör analizi nihayetinde yapı geçerliliğine ilişkin deneysel bir kanıt ortaya koymak amacıyla yapılır ve dolayısıyla bir maddenin birden fazla özelliği ölçüyor olması daha az tolere edilebilir. Örnekte madde çıkarma işlemine binişik olan maddelerden başlanmasına karar verilmiştir. Ancak uygulama örneğinde iki

binışik madde bulunmaktadır. Bu durumda madde çıkarma işlemine yük değerleri arasında binışikliğin fazla olduğu, diğer bir ifadeyle yük değerleri arasındaki farkın az olduğu 9. madde ile başlanmasına karar verilmiştir.

Tek faktörlü desen için açımlayıcı faktör analizi örneğinde olduğu gibi, madde çıkarma işlemi için tekrar "Factor Analysis" penceresi açılır ve "Variables" bölümünün altında yer alan maddelerden, analiz dışı bırakılacak olan madde ok yardımı ile ya da üzerine çift tıklanarak sol tarafa atılır. Maddenin analiz dışı bırakılmasının ardından, maddelerin faktör yük değerlerini değerlendirmeye devam etmek amacıyla tekrar "rotated component matrix" tablosu incelenir. Aşağıda yapılan işlem sonucunda elde edilen "rotated component matrix" tablosunun örneği Tablo 5.13.'de verilmiştir.

Tablo 5.13. Madde 9 Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonra Rotated Component Matrix (Döndürülmüş Bileşenler Matirisi) Tablosu

	Component		
	1	2	3
AB_3	,803	-,007	,152
AB_11	,770	-,005	,040
AB_16	,761	,085	-,002
AB_14	,665	,277	,067
AB_12	,616	-,104	,334
AB_18	,443	,371	-,164
AB_17	,192	,136	-,062
AB_1	,231	,684	-,093
AB_13	,119	,683	-,018
AB_7	-,006	,650	-,025
AB_10	,050	,554	,226
AB_4	-,029	,518	,312
AB_8	-,107	,084	,670
AB_2	,197	,194	,589
AB_6	-,148	,187	,566
AB_5	,147	-,269	,478
AB_15	,169	-,080	,333

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Elde edilen yeni "rotated component matrix" tablosundaki tüm maddeler binışiklik ve yük değerlerinin kabul düzeyini karşılaması açısından incelendiğinde, 18. maddenin hala binışik olduğu ve 17. maddenin .32 kabul düzeyini karşılamadığı görülmektedir. Bu durumda, 18. maddenin de analiz dışı bırakılmasına karar verilmiştir. 9. maddenin analiz dışı bırakılması için izlenecek işlem basamakları, 18. madde için izlenen işlem basamakları ile

aynıdır. Bu durumda araştırmacı, tekrar "Factor Analysis" penceresini açar ve "Variables" bölümünün altında yer alan 18. maddeyi sol tarafa atarak bu maddeyi analiz dışı bırakır ve analize devam eder. 18. maddenin analiz dışı bırakılması ile elde edilen "rotated component matrix" tablosunun örneği aşağıda Tablo 5.14.'de verilmiştir.

Tablo 5.14. Madde 18 Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonra Rotated Component Matrix (Döndürülmüş Bileşenler Matirisi) Tablosu

Rotated Component Matrix ^a			
	Component		
	1	2	3
AB_3	,815	,008	,125
AB_11	,797	,025	-,009
AB_16	,766	,092	-,016
AB_14	,660	,272	,068
AB_12	,628	-,089	,312
AB_17	,184	,127	-,045
AB_13	,130	,695	-,048
AB_1	,218	,671	-,087
AB_7	,011	,670	-,065
AB_10	,057	,561	,214
AB_4	-,017	,532	,289
AB_8	-,094	,099	,665
AB_2	,188	,185	,608
AB_6	-,135	,202	,552
AB_5	,152	-,261	,471
AB_15	,141	-,112	,395

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Elde edilen yeni "rotated component matrix" tablosundaki tüm maddeler binişiklik ve yük değerlerinin kabul düzeyini karşılaması açısından incelendiğinde, 17. maddenin .32 kabul düzeyini karşılamadığı görülmektedir. Bu durumda, 17. maddenin de analiz dışı bırakılmasına karar verilmiştir. 17. maddenin analiz dışı bırakılması için izlenecek işlem basamakları, diğer maddeler için izlenen işlem basamakları ile aynıdır. 17. maddenin analiz dışı bırakılması ile elde edilen "rotated component matrix" tablosunun örneği aşağıda Tablo 5.15.'te verilmiştir.

Tablo 5.15. Madde 17 Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonra Rotated Component Matrix (Döndürülmüş Bileşenler Matrisi) Tablosu

Rotated Component Matrix ^a			
	Component		
	1	2	3
AB_3	,821	,028	,102
AB_11	,800	,045	-,033
AB_16	,762	,106	-,033
AB_14	,656	,285	,052
AB_12	,641	-,072	,294
AB_13	,116	,699	-,055
AB_7	-,002	,672	-,070
AB_1	,199	,671	-,089
AB_10	,048	,560	,215
AB_4	-,014	,539	,280
AB_8	-,081	,099	,668
AB_2	,196	,189	,606
AB_6	-,123	,204	,551
AB_5	,164	-,261	,472
AB_15	,149	-,111	,397

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 5 iterations.

Tablo 5.15.'te görüldüğü üzere akademik benlik kavramı ölçeğine ait tüm maddelerin faktör yük değerlerinin kabul düzeyini (.32) karşıladığı görülmektedir. Ancak bu noktada önemli bir sorgulama da faktörlerin isimlendirilmesi aşamasıdır. Maddeler teorik olarak tanımlanan yapılar (matematik benlik algısı, bilim benlik algısı ve dil becerileri benlik algısı) altında yer alıyorsa her bir faktöre uygun isim verilerek analiz sonlandırılır. Eğer maddeler ya da yapılar, bu tanımlara uymuyor ve mantıksal ya da kuramsal olarak bu duruma ilişkin bir açıklama yapılamıyorsa araştırmacının tüm süreci yeniden gözden geçirmesi gerekebilir. Eğer teorik olarak tanımlanan maddeler, teorik olarak tanımlanan yapılar altında toplanıyorsa akademik benlik kavramı ölçeğinin üç faktörlü ve 15 maddelik formunun yapı geçerliliğine ilişkin kanıtlar raporlaştırılır.

Bu noktada araştırmacının üç faktörlü yapının varyansa yaptığı katkısı belirlemek için, son yapılan analizdeki "total variance explained" tablosuna dönmesi gerekir. Aşağıda Tablo 5.16.'da son analize ait "total variance explained" tablosu verilmiştir.

Tablo 5.16. Analiz Sonucunda Elde Edilen Total Variance Explained
(Açıklanan Toplam Varyans) Tablosu

Component	Total Variance Explained								
	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,267	21,780	21,780	3,267	21,780	21,780	2,901	19,341	19,341
2	2,027	13,514	35,294	2,027	13,514	35,294	2,262	15,080	34,422
3	1,607	10,716	46,010	1,607	10,716	46,010	1,738	11,589	46,010
4	1,154	7,695	53,705						
5	,932	6,216	59,921						
6	,898	5,987	65,907						
7	,808	5,390	71,297						
8	,756	5,042	76,339						
9	,653	4,351	80,690						
10	,580	3,866	84,556						
11	,571	3,806	88,362						
12	,527	3,515	91,876						
13	,509	3,391	95,267						
14	,377	2,513	97,780						
15	,333	2,220	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Tablo 5.16.'da görüldüğü üzere, 9, 17 ve 18. maddelerin analiz dışı bırakılması ile üç faktörün varyansı açıklama oranının % 46.010 olduğu görülmektedir.

İlgilenen okuyucular için varyans oranları ve toplam varyans oranı, daha önce de belirtildiği gibi (bkz. s.195) elle de hesaplanabilir. Bunun için, "rotated component matrix" tablosundaki her bir faktöre ait yük değerlerinin kareleri toplamı, madde sayısına (örneğimizde, madde sayısı 15'tir) bölünmelidir. Varyans oranlarının hesaplamasına ilişkin örnek, aşağıda Tablo 5.17.'de verilmiştir.

Tablo 5.17. Varyans Oranlarının Hesaplanması

	Faktör 1 λ^2	$\Sigma \lambda^2$	Faktör 2 λ^2	$\Sigma \lambda^2$	Faktör 3 λ^2	$\Sigma \lambda^2$
AB_3	.821 ²	.674	.028 ²	.001	.102 ²	.010
AB_11	.800 ²	.641	.045 ²	.002	-.033 ²	.001
AB_16	.762 ²	.581	.106 ²	.011	-.033 ²	.001
AB_14	.656 ²	.431	.285 ²	.082	.052 ²	.003
AB_12	.641 ²	.410	-.072 ²	.005	.294 ²	.086
AB_13	.116 ²	.014	.699 ²	.489	-.055 ²	.003
AB_7	-.002 ²	.000	.672 ²	.451	-.070 ²	.005
AB_1	.199 ²	.039	.671 ²	.450	-.089 ²	.008
AB_10	.048 ²	.002	.560 ²	.314	.215 ²	.046
AB_4	-.014 ²	.000	.539 ²	.290	.280 ²	.078
AB_8	-.081 ²	.007	.099 ²	.010	.668 ²	.446
AB_2	.196 ²	.038	.189 ²	.036	.606 ²	.367
AB_6	-.123 ²	.015	.204 ²	.042	.551 ²	.303
AB_5	.164 ²	.027	-.261 ²	.068	.472 ²	.222
AB_15	.149 ²	.022	-.111 ²	.012	.397 ²	.158
		2.901		2.262		1.738
Varyans		2.901/15=		2.262/15=		1.738/15=
Oranları		.193		.151		.116

^A Lambda (λ): Faktör yük değeri

Tablo 5.17.'de görüldüğü üzere, varyans oranları birinci faktör için % 19.3, ikinci faktör için % 15.1 ve üçüncü faktör için % 11.6'dır. Hesaplanan bu değerler, her bir faktör tarafından hesaplanan değişkenlerin varyansı açıklama oranıdır. Bu değerler, Tablo 5.16.'daki "Rotation Sums of Squared Loadings" sütun grubunda yer alan "% of Variance" sütunundaki değerlerle karşılaştırılabilir. Varyans oranlarının toplamı ise açıklanan toplam varyans oranını (% 46) göstermektedir (19.3+15.1+11.6=.46).

Analize dâhil edilen değişkenlerle ilgili toplam varyansın 2/3'ü kadar miktarının ilk olarak kapsadığı faktör sayısı, önemli faktör sayısı olarak değerlendirilir. Uygulamada, özellikle sosyal bilimlerde ölçek geliştirmede, sözü edilen miktara ulaşmak güçtür. Çok faktörlü desenlerde, açıklanan varyansın % 40 ile % 60 arasında olması yeterli olarak kabul edilir



(Büyüköztürk, 2007; Tavşancıl, 2005). Bu çerçevede, tanımlanan bir faktörün, toplam varyansa yaptığı katkının yeterli olduğu görülmektedir.

Çok faktörlü desenlerde, ortak faktör varyansının da hesaplanması önemlidir. Ortak faktör varyansı, faktör analizi sonucunda faktörlerin her bir değişken üzerinde yol açtıkları ortak varyanstır. Bir maddenin ya da değişkenin, faktör yüklerinin kareleri toplamı olarak ifade edilir. Bu değer, bir değişkendeki çıkarılmış (extracted) faktörlerce açıklanan varyans oranını belirler (Köklü, 2002). Ortak faktör varyansının hesaplanmasına ilişkin örnek, aşağıda Tablo 5.18.'de verilmiştir.

Tablo 5.18. Ortak Faktör Varyansının Hesaplanması

	Faktör 1	Faktör 2	Faktör 3	Ortak Faktör Varyansı (h^2)			
AB_3	$(.821)^2$	+	$(.028)^2$	+	$(.102)^2$	=	.69
AB_11	$(.800)^2$	+	$(.045)^2$	+	$(-.033)^2$	=	.64
AB_16	$(.762)^2$	+	$(.106)^2$	+	$(-.033)^2$	=	.59
AB_14	$(.656)^2$	+	$(.285)^2$	+	$(.052)^2$	=	.51
AB_12	$(.641)^2$	+	$(-.072)^2$	+	$(.294)^2$	=	.50
AB_13	$(.116)^2$	+	$(.699)^2$	+	$(-.055)^2$	=	.51
AB_7	$(-.002)^2$	+	$(.672)^2$	+	$(-.070)^2$	=	.46
AB_1	$(.199)^2$	+	$(.671)^2$	+	$(-.089)^2$	=	.50
AB_10	$(.048)^2$	+	$(.560)^2$	+	$(.215)^2$	=	.36
AB_4	$(-.014)^2$	+	$(.539)^2$	+	$(.280)^2$	=	.37
AB_8	$(-.081)^2$	+	$(.099)^2$	+	$(.668)^2$	=	.46
AB_2	$(.196)^2$	+	$(.189)^2$	+	$(.606)^2$	=	.44
AB_6	$(-.123)^2$	+	$(.204)^2$	+	$(.551)^2$	=	.36
AB_5	$(.164)^2$	+	$(-.261)^2$	+	$(.472)^2$	=	.32
AB_15	$(.149)^2$	+	$(-.111)^2$	+	$(.397)^2$	=	.19

Ortak faktör varyansı 0 ile 1 arasında bir değer alır. Bir madde için ortak faktör varyansının 1'e yaklaşması göstergenin varyansa yaptığı katkının yüksek olduğunu, 0'a yaklaşması ise düşük olduğunu gösterir ve ortak faktör varyansı faktörler tarafından açıklanan oranı ifade eder. Örneğin, Tablo 5.18.'de görüldüğü üzere, 3. madde (AB_3)'nin ortak faktör varyansı .69'dur. Bu değer için *"faktör 1, faktör 2 ve faktör 3 tarafından hesaplanan bu değer, varyansın % 69'unun açıklandığı anlamına gelir"* yorumu yapılır. Eğer çok sayıda değişkenin ortak faktör varyansı .20'den düşük ise değişkenler arasında

heterojenliğin olduğu düşünülebilir (Tabachnick ve Fidel, 2001). Bir başka görüş de, ortak faktör varyansının .20'den düşük olması halinde, bu maddenin araçtan çıkarılarak analizin tekrarlanması gerektiği yönündedir (Şencan, 2005).

5.5. Raporlaştırma

Açımlayıcı faktör analizi bulgularını raporlaştırırken, öncelikle örneklemden toplanan veri setinin uygunluğuna ilişkin bulguların verilmesi gerekir. Diğer bir ifadeyle araştırmacının, açımlayıcı faktör analizi yapabilmek için veri setinin uygunluğu açısından test ettiği sayıtlara ilişkin sonuçların raporlaştırması çok önemlidir. Daha önce de belirtildiği gibi, bu sayıtlar örneklem büyüklüğünün uygunluğu, kayıp değerler, normallik, doğrusallık, çoklu bağlantı ve tekillik ile uç değerlerdir.

Örneklem büyüklüğü ile ilgili olarak alanyazında yaygın kabul gören yaklaşımlar üzerinde daha önce durulmuştu. Bu nedenle bu noktada, tekrara düşmemek açısından konuya değinilmemiştir (örneklem büyüklüğünün uygunluğu için bkz. s.206). Ancak araştırma problemleri arasında, açımlayıcı faktör analizinin yapılmasını gerektiren bir problem varsa araştırmacının, örneklem büyüklüğünü uygun bir kabule dayandırması ve temel aldığı kabulü raporunda belirtmesi gerekir. Ayrıca, örneklem büyüklüğü açısından faktör analizi için veri yapısının uygunluğunu test eden Kaiser-Meyer-Olkin testi sonuçları da raporlaştırılmalıdır.

Veri seti içerisinde kayıp değer olup olmadığı, kayıp değerler varsa bu değerlerin belirli bir örüntü içerip içermediği de kontrol edilmesi gerekir. Ayrıca, kayıp değerler için bir müdehale (kayıp değerlerin tahmin edilmesi, değer atanması, kayıp değerlerin bulunduğu satırların silinmesi vb.) olup olmadığı da raporda belirtilmelidir.

Veri setinde yer alan değişkenler için, normallik varsayımının karşılanıp karşılanmadığını test etmek amacıyla hesaplanan merkezi eğilim ölçüleri, çarpıklık ve basıklık katsayıları, histogram grafiği, Kolmogorov-Smirnov testi ya da Shapiro-Wilk testi sonuçları, Bartlett küresellik testi sonuçları raporlaştırılmalıdır. Ancak, daha önce de belirtildiği gibi, Kolmogorov-Smirnov, Shapiro-Wilk ve Bartlett küresellik testlerinin bir manidarlık testi olması nedeniyle örneklem büyüklüğü arttıkça manidar sonuçlar elde etme olasılığı artacağından, bu testlerle elde edilen değerlerin raporlaştırılmasında temkinli olunmalıdır.

Doğrusallık, korelasyona dayanan tüm analizler için temel bir sayıttır. Açımlayıcı faktör analizinin de, daha önce de üzerinde durulduğu gibi, korelasyon matrisi üzerinden uygulanması nedeniyle analize başlamadan



önce bu sayıltının karşılanıp karşılanmadığının test edilmesi önemlidir. Doğrusallığın test edilmesinin yolları birinci bölümde ele alınmıştır.

Veri setinde yer alan değişkenler arasında çoklu bağlantı ve tekliklik probleminin olup olmadığı mutlaka test edilmelidir. Bunun için, korelasyon matrisi hesaplanarak, matristeki çoklu bağlantı ve teklikliğe ilişkin olası sorunlar tespit edilebilir. Eğer böyle bir sorun varsa değişken çıkarma yoluna gidilebilir ki, bu durumun raporda belirtilmesi önemlidir.

Test edilmesi ve raporlaştırılması gereken son sayıltı ise uç değerlerdir. Bu çerçevede çok değişkenli ve tek değişkenli uç değerler saptanmalı ve bu uç değerlere ne tür bir işlem yapıldığı (yanlış veri girişini düzeltme, tahmin yöntemleri kullanma, uç değerlerin bulunduğu satırları çıkarma vb.) araştırma raporunda belirtilmelidir.

Araştırma raporunda sayıltıların test edilmesine ilişkin bulgular verildikten sonra, açıklayıcı faktör analizi ile elde edilen sonuçların raporlaştırılması gerekmektedir. Analiz sonuçlarının raporlaştırılmasına ilişkin örnek, yukarıda uygulama örneği olarak ele alınan çok faktörlü desen üzerinden verilmiştir.

Çok Faktörlü Desen Örneği Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçlarını Raporlaştırma

Lise öğrencilerinin akademik benlik algılarını ölçmeyi amaçlayan ve 18 maddeden oluşan araç, üç teorik boyut temel alınarak geliştirilmiştir. Bu boyutlar, matematik benlik algısı, bilim benlik algısı ve dil becerileri benlik algısıdır. Bu çerçevede, aracın faktör desenini ortaya koymak amacıyla açıklayıcı faktör analizi yapılmıştır.

Açıklayıcı faktör analizi uygulamasından önce, örneklem büyüklüğünün faktörleştirmeye uygunluğunu test etmek amacıyla Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) testi uygulanmıştır. Analiz sonucunda KMO değerinin .77 olduğu belirlenmiştir. Bu bulgu doğrultusunda, örneklem büyüklüğünün faktör analizi yapmak için "orta derecede yeterli" olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Kaynak, Yıl). Ayrıca Bartlett küresellik testi sonuçları incelendiğinde, elde edilen ki-kare değerinin manidar olduğu görülmüştür ($\chi^2_{(153)}=846.324$; $p<.01$). Bu doğrultuda, verilerin çok değişkenli normal dağılımdan geldiği kabul edilmiştir.

Akademik benlik algısı ölçeğinin faktör desenini ortaya koymak amacıyla faktörleştirme yöntemi olarak temel bileşenler analizi; döndürme yöntemi olarak da dik döndürme yöntemlerinden maksimum değişkenlik (varimax) seçilmiştir.

Yapılan analiz sonucunda, analize temel olarak alınan 18 madde için öz değeri 1'in üzerinde olan beş bileşen olduğu görülmüştür. Bu bileşenlerin toplam varyansa yaptıkları katkı % 53.50'dir. Söz konusu bu beş bileşen, gerek

açıklanan toplam varyans tablosu ve gerekse yamaç-birikinti grafiği de incelenerek, toplam varyansa yaptıkları katkının önemi çerçevesinde değerlendirildiğinde, üç bileşenin varyansa önemli bir katkı yaptığı, 4. bileşenden sonra katkının hem küçük ve hem de yaklaşık olarak aynı olduğu görülmüştür. Bu çerçevede, analizin üç faktör için tekrarlanmasına karar verilmiştir. Ayrıca bu karar, aracın geliştirilmesi sürecinde belirlenen teorik yapıda beklenen faktör sayısı ile uyumlu olması açısından da anlamlı görülmektedir.

Üç faktör için tekrarlanan analizde, faktörlerin toplam varyansa yaptıkları katkının a) birinci faktör için % 17.52, b) ikinci faktör için 13.06 ve c) üçüncü faktör için 10.41 olduğu görülmüştür. Belirlenen üç faktörün varyansa yaptıkları toplam katkı ise % 40.99'dur.

Akademik benlik algısı ölçeğinin faktör desenini ortaya koymak amacıyla yapılan açımlayıcı faktör analizinde, faktör yük değerleri için kabul düzeyi .32 olarak belirlenmiştir. Üç faktör için yapılan analizde, maddeler, binişiklik ve faktör yük değerlerinin kabul düzeyini karşılayıp karşılamaması açısından değerlendirildiğinde, iki maddenin binişik olduğu (9 ve 18. maddeler) ve bir maddenin (17. madde) ise .32 kabulünün altında yük değeri verdiği görülmüştür. Bu maddelerin analiz dışı bırakılması sonucunda elde edilen faktör deseni, maddelerin faktör yük değerleri ve ortak faktör varyansları Tablo 5.19.'da verilmiştir.

Tablo 5.19. Akademik Benlik Algısı Ölçeğinin Faktör Deseni (Dik Döndürme – Varimax)

Maddeler	Matematik Benlik Algısı	Bilim Benlik Algısı	Dil Becerileri Benlik Algısı	Ortak Faktör Varyansı (h^2)
3	.821	.028	.102	.69
11	.800	.045	-.033	.64
16	.762	.106	-.033	.59
14	.656	.285	.052	.51
12	.641	-.072	.294	.50
13	.116	.699	-.055	.51
7	-.002	.672	-.070	.46
1	.199	.671	-.089	.50
10	.048	.560	.215	.36
4	-.014	.539	.280	.37
8	-.081	.099	.668	.46
2	.196	.189	.606	.44
6	-.123	.204	.551	.36
5	.164	-.261	.472	.32
15	.149	-.111	.397	.19

Yapılan analiz sonucunda, teorik olarak tanımlanan maddelerin kendi faktörleri altında toplandığı görülmüştür. Tablo 5.19.'da görüldüğü üzere, alt ölçekler düzeyinde faktör yük değerleri a) matematik benlik algısı alt ölçeği için .64 ile .82 arasında, b) bilim benlik algısı ölçeği için .54 ile .70 arasında ve c) dil becerileri benlik algısı için .40 ile .67 arasında değişmektedir. Faktör yük değerleri büyüklük açısından incelendiğinde, üç madde haricinde (4, 5 ve 15. maddeler) yük değerlerini "iyi"den "mükemmel"e doğru nitelendirmek olanaklıdır. Söz konusu üç maddenin yük değerleri ise "vasat" olarak nitelendirilebilir (Kaynak, Yıl).

Akademik benlik algısı ölçeğine ait 15 maddenin ortak faktör varyansları incelendiğinde ise 15. maddenin düşük bir değer verdiği görülmektedir.

Not: Uygulama ve rapor örneğinde kullanılan veri setinin ve ölçeğin yazarlar tarafından değiştirilmesi nedeniyle raporda düşük ortak faktör varyansına ilişkin anlamlı bir açıklama getirilememektedir. Bu nedenle bu maddeye ilişkin verilecek karar, rapor örneğinde yazılmamıştır. Ancak

araştırmacıların, böylesi bir durumda aldıkları kararı raporlarında belirtmeleri gerekir.

Üç faktör için tekrarlanan ve analiz dışı bırakılan maddelerin ardından, faktörlerin toplam varyansa yaptıkları katkının a) birinci faktör için % 19.34, b) ikinci faktör için 15.08 ve c) üçüncü faktör için 11.59 olduğu görülmüştür. Belirlenen üç faktörün varyansa yaptıkları toplam katkı ise % 46.01'dir. Analize dâhil edilen değişkenlerle ilgili toplam varyansın 2/3'ü kadar miktarının ilk olarak kapsadığı faktör sayısı, önemli faktör sayısı olarak değerlendirilir. Uygulamada, özellikle sosyal bilimlerde ölçek geliştirmede, sözü edilen miktara ulaşmak güçtür. Çok faktörlü desenlerde, açıklanan varyansın % 40 ile % 60 arasında olması yeterli olarak kabul edilir (Kaynak, Yıl). Bu çerçevede, tanımlanan bir faktörün, toplam varyansa yaptığı katkının yeterli olduğu görülmektedir.

5.6. Anahtar Sözcükler

Yapı (Construct): Birbiriyle ilgili olduğu düşünülen belli öğelerin ya da öğeler arasındaki ilişkilerin oluşturduğu bir örüntüdür (Tekin, 2000).

Yapı Geçerliliği (Construct Validity): Testin ölçmeyi amaçladığı özelliği doğru ve tam olarak ölçebilme derecesidir.

Korelasyon Matrisi (Correlation Matrix): Satırlar ve sütunlar biçiminde dizilerek köşeli parantezler içine alınmış, maddeler arası ilişkileri gösteren sayı ya da sembol takımındır.

Özdeğer (Eigen Value): Bir faktörle p kadar orijinal değişken arasındaki ilişki katsayılarının diğer bir deyişle faktör yüklerinin kareleri toplamıdır (Köklü, 2002). Bir faktör tarafından açıklanan toplam varyansı gösterir.

Faktör Yük Değeri (Factor Loading): Maddelerin faktörlerle olan ilişkisini açıklayan bir katsayıdır (Kline, 1994).

Ortak Faktör Varyansı (Common Factor Variance): Faktör analizi sonucunda faktörlerin her bir değişken üzerinde yol açtıkları ortak varyanstır. Bir maddenin ya da değişkenin, faktör yüklerinin kareleri toplamı olarak ifade edilir (Köklü, 2002).

Varyans Oranı (Proportion of Variance): Bir faktördeki maddelerin faktör yük değerleri kareleri toplamının, o faktördeki toplam madde sayısına bölünmesiyle elde edilen değerdir. Bu değer, faktör tarafından hesaplanan değişkenlerin varyansı açıklama oranıdır. (Tabachnick ve Fidell, 2001).

Kovaryans Oranı (Proportion of Covariance): Bir faktördeki maddelerin faktör yük değerlerinin kareleri toplamının, ortak faktör varyansları toplamına bölünmesiyle elde edilen değerdir (Tabachnick ve Fidell, 2001).



Açıklanan Toplam Varyans (Total Variance Explained): Önemli sayıda faktörün toplam varyansa yaptıkları katkı olarak ele alınır. Açıklanan varyans oranının yüksekliği, geliştirilen ölçeğin faktör yapısının gücünü gösterir (Gorsuch, 1974).

Faktörleşme (Factoring): Birbirinden bağımsız ve anlamlı bir şekilde faktör azaltmada kullanılan tekniklere verilen genel addır.

Döndürme (Rotation): Yapıların doğası hakkında daha fazla bilgiye ulaşma amacıyla faktör uzayı içerisinde değişkenlerin konumları ölçerek faktör eksenlerini hareket ettirmedir (Thompson, 2004).

Kaynaklar

- Althausen, R. P. and Heberlein, T. A. (1970). Validity and multitrait-multimethod matrix. *Sociological Methodology*. 2, 151–169.
- Amerikan Eğitim Araştırmaları Birliği, Amerikan Psikoloji Birliği, Eğitim Ölçümleri Uluslararası Konseyi (1998). *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme Standartları*. (Çev. S. Hovardaoğlu ve N. Sezgin). (Birinci Baskı). Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları. No 14.
- Anastasi, A. (1988). *Psychological Testing*. (Sixth Edition). NY: Macmillan Publishing Company.
- Atılğan, H. ve Saçkes, M. (2004). Ölçeklerin ikili ve çok kategorili puanlanmasının psikometrik özelliklerinin karşılaştırılması. *İnönü Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*. 5 (7).
- Atılğan, H., Kan, A. ve Doğan, N. (2006). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. (Birinci Baskı). Ankara: Anı Yayıncılık.
- Baykul, Y. (1999). *İstatistik: Metodlar ve Uygulamalar*. (Üçüncü Baskı). Ankara: Anı Yayıncılık.
- Baykul, Y. (2000). *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme: Klasik Test Teorisi ve Uygulaması*. (Birinci Baskı). Ankara: ÖSYM Yayınları.
- Bowden, S. C. (2004). The role of factor analysis in construct validity. *Journal of International Neuropsychological Society*. 10, 1018–1019.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. (First Edition). NY: Guilford Publications, Inc.
- Büyüköztürk, Ş. (2007). *Sosyal Bilimler için Veri Analizi El Kitabı: İstatistik, Araştırma Deseni, SPSS Uygulamaları ve Yorum*. (Yedinci Baskı). Ankara: PEGEM A Yayıncılık.
- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör Analizi: Temel Kavramlar ve Ölçek Geliştirmede Kullanımı. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*. Cilt 32, 470–483.

- Byrne, B. M. (1994). *Structural Equation Modeling with EQS and EQS/Windows: Basic Concepts, Applications, and Programming*. (First Edition). California: Sage Publications, Inc.
- Clark-Carter, D. (2004). *Quantitative Psychological Research: A Student's Handbook*. (First Edition). NY: Psychology Press, Taylor & Francis Group.
- Crocker, L. and Algina, J. (1986). *Introduction to Classical and Modern Test Theory*. (First Edition). Orlando: Holt, Rinehart and Winston, Inc.
- Cronbach, L. J. and Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*. 52, 281–302.
- Cronbach, L. J. (1990). *Essential of Psychological Testing*. (Fifth Edition). NY: Harper & Row, Publishers.
- Dancey, C. P. and Reidy, J. (2004). *Statistics Without Maths for Psychology: Using SPSS for Windows*. (Third Edition). London: Pearson Education Limited.
- Diekhoff, G. (1992). *Statistics for The Social and Behavioral Sciences: Univariate, Bivariate, Multivariate*. (First Edition). IA: Wm. C. Brown Publishers.
- Erkuş, A. (2003). *Psikometri Üzerine Yazılar*. (Birinci Baskı). Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları. No 24.
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C. and Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*. 4 (3), 272–299.
- Floyd, F. J. and Widaman, K. F. (1995). Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological Assessment*. 7 (3), 286–299.
- Froman, R. D. (2001). Elements to consider in planning the use of factor analysis. *Southern Online Journal of Nursing Research*. 2 (5).
- Gable, R. K. and Wolf, M. B. (2001). *Instrument Development in The Affective Domain: Measuring Attitudes and Values in Corporate and Scholl Settings*. (Second Edition). London: Kluwer Academic Publishers.
- Glass, G. V. and Hopkins, K. D. (1984). *Statistical Methods in Education and Psychology* (Second Edition). MA: Allyn and Bacon.
- Gorsuch, R. L. (1974). *Factor Analysis*. (First Edition). Philadelphia: W. B. Saunders Company.
- Green, S. B., Salkind, N. J. and Akey, T. M. (1997). *Using SPSS for Windows: Analyzing and Understanding Data*. NJ: Prentice Hall, Inc.
- Hinkle, D. E., Wiersma, W. and Jurs, S. G. (1998). *Applied Statistics for the Behavioral Science*. (Fourth Edition). NY: Houghton Mifflin Company.
- Hovardaoğlu, S. (2000). *Davranış Bilimleri İçin Araştırma Teknikleri*. (Birinci Baskı). Ankara: VE-GA Yayınları. No 4.
- Howell, D. C. (1997). *Statistical Methods for Psychology*. (Fourth Edition). CA: Wadsworth Publishing Company.



- Jonson, J. L. and Plake, B. S. (1998, Oct). A historical comparison of validity standards and validity practices. *Educational and Psychological Measurement*. 58 (5), 736–754.
- Johnson, R. (1980). *Elementary Statistics*. (Third Edition). California: A Division of Wadsworth, Inc.
- Johnson, R. A. and Wichern, D. W. (1998). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. (Fourth Edition). NJ: Prentice-Hall, Inc.
- Jöreskog, K. G. ve Sörbom, D. (1993). *Lisrel 8: Structural Equation Modeling with the Simplis Command Language*. Lincolnwood: Scientific Software International, Inc.
- Kalaycı, Ş. (2005). Faktör Analizi., Ş. Kalaycı (Editör). SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri. Birinci Baskı. Ankara: Asil Yayın Dağıtım Ltd. Şti. s. 321–331'deki bölüm.
- Kline, P. (1994). *An easy guide to factor analysis*, New York: Routledge.
- Kline, P. (2000). *The Handbook of Psychological Testing*. (Second Edition). London: Taylor & Francis Group.
- Kline, R. B. (2005). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. (Second Edition). NY: Guilford Publications, Inc.
- Köklü, N. (2002). *Açıklamalı İstatistik Terimleri Sözlüğü*. (Birinci Baskı). Ankara: Nobel Yayın Dağıtım. No 440.
- Kurtz, N. R. (1999). *Statistical Analysis for The Social Sciences*. (First Edition). MA: Allyn & Bacon, Inc.
- Leech, N. L., Barrett, K. C. and Morgan, G. A. (2005). *SPSS for Intermediate Statistics: Use and Interpretation*. (Second Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Lomax, R. G. and Algina, J. (1979). Comparison of two procedures for analyzing multitrait multimethod matrices. *Journal of Educational Measurement*. 16 (3), 177–186.
- McDonald, R. P. (1999). *Test Theory: A Unified Treatment*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Nunnally, J. C. and Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory*. (Third Edition). NY: McGraw-Hill, Inc.
- Öner, N. (2006). *Türkiye'de Kullanılan Psikolojik Testler*. (İkinci Baskı). İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi Yayınları.
- Özdamar, K. (2002). *Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi: Çok Değişkenli Analizler, 2. Cilt*. (Dördüncü Baskı). Eskişehir: Kaan Kitabevi, No 2.
- Pedhazur, E. J. and Pedhazur Schmelkin, L. (1991). *Measurement, Design, and Analysis: An Integrated Approach*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Reio, T. G. and Wiswell, A. K. (2006). An Examination of the factor structure and construct validity of the Gregorc Style Delineator. *Educational and Psychological Measurement*. 66 (3), 489–501.

- Rosenthal, R and Rosnow, R. L. (2008). *Essential of Behavioral Research* (Third Edition). NY: McGraw-Hill, Inc.
- Sapp, M. (2006). *Basic Psychological Measurement, Research, Designs, and Statistics without Math*. (First Edition). Illinois: Charles C. Thomas Publisher, Ltd.
- Schumacker, R. E. and Lomax, R. G. (1996). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Sireci, S. G., Patsula, L. and Hambleton, R. K. (2005). Statistical Methods for Identifying Flaws in the Test Adaptation Process. In R. K. Hambleton, P. F. Merenda and C. D.
- Spielberger (Eds.), *Adapting Educational and Psychological Tests for Cross-Cultural Assessment*. First Edition. (p. 93–115). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Stapleton, C.D. (1997a). *Basic Concepts and Procedures of Confirmatory Factor Analysis*. Austin: The Annual Meeting of the Southwest Educational Research Association.
- Stapleton, C. D. (1997b). Basic concepts in exploratory factor analysis (EFA) as a tool to evaluate score validity: A right-brained approach. Paper presented at the annual meeting of the Southwest Educational Research Association, Austin.
- Şencan, H. (2005). *Sosyal ve Davranışsal Ölçümlerde Güvenilirlik ve Geçerlilik*. (Birinci Baskı). Ankara: Seçkin Yayınları.
- Tabachnick B. G. and Fidel, L. S. (2001). *Using Multivariate Statistics*. (Fourth Edition). MA: Allyn & Bacon, Inc.
- Tatlıdil, H. (1992). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz*. (Birinci Baskı) Ankara: Engin Yayınları.
- Tavşancıl, E. (2005). *Tutumların Ölçülmesi ve SPSS ile Veri Analizi*. (İkinci Baskı). Ankara: Nobel Yayınları. No 399.
- Tekin, H. (2000). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. (On Dördüncü Baskı). Ankara: Yargı Yayınevi.
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding Concepts and Applications*. (First Edition). Washington: American Psychological Association.
- Tucker, L. R. and MacCallum, R. C. (1997). *Exploratory Factor Analysis*. (Online Edition)
- Urbina, S. (2004). *Essentials of Psychological Testing*. (First Edition). NJ: Wiley & Sons, Inc.
- Van de Vijver, F. J. R. and Poortinga, Y. H. (2005). Conceptual and Methodological Issues in Adapting Tests. In R. K. Hambleton, P. F. Merenda and C. D. Spielberger (Eds.), *Adapting Educational and Psychological Tests for Cross-Cultural Assessment*. First Edition. (p. 39–63). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Vickery, S. (1997). Assessment of validity. *Decision Line*. Vol. 28.
- Westen, D. and Rosenthal, R. (2005). Improving construct validity: Cronbach, Meehl, and Neurath's Ship. *Psychological Assessment*. 17 (4), 409–412.

YAPISAL EŞİTLİK MODELİ

6.1. Özet

Yapısal eşitlik modeli kavramı ve bu kavram altında tanımlanan teknikler ile ilgili alanyazında bir dil birliği bulunmamaktadır. Ancak hemen herkesin birleştiği ortak nokta, yapısal eşitlik modelinin bir istatistik teknik olmaktan ziyade, çok sayıda istatistik tekniği içinde barındıran genel bir kavram olduğudur. Gerek kuramsal tartışmalarda ve gerekse uygulamada doğrulayıcı faktör analizi, yol analizi, çoklu grup uygulamaları gibi istatistik analizler bu tekniklerin başında gelmektedir. Alanyazında bu tekniklere ilişkin farklı terimler kullanılsa da, bu bölümde mümkün olduğunca yaygın kullanılan terimler seçilmiş, diğer terimler ek açıklama olarak verilmiştir.

Sosyal bilim araştırmalarında nedensellik tartışmaları, yüzyılı aşan bir geçmişe sahiptir. Nedensel ilişkiler yalnızca deneysel desenlerle ortaya konulabilirken, yapısal eşitlik modeli kavramı çerçevesinde yapılan çalışmalar, değişkenler arasında nedensel ilişkilerin tanımlanması tartışmalarına çok önemli bir boyut kazandırmış ve kazandırmaya devam etmektedir. Galton ile başlayan korelasyon kavramından, bugün yapısal eşitlik modeli ile ilgili kavramlara kadar gelen tartışmalar, bilim tarihi açısından son derece önemli ve heyecan vericidir. Üstelik bu konudaki bilgiler, gün geçtikçe çok hızlı bir biçimde artmaktadır. Schumacker ve Lomax (1996), nedensel modellerin regresyon analizi, yol analizi (path analysis), doğrulayıcı faktör analizi (confirmatory factor analysis) ve yapısal eşitlik modeli biçiminde tarihsel bir sıra izlediğini ifade etmektedirler. Yazarlara göre yapısal eşitlik modeli ve bu kavram altındaki teknikleri daha iyi anlayabilmek için, öncelikle korelasyon, regresyon ve faktör analizi gibi kavramlara ilişkin temel istatistiklerin bilinmesi gerekmektedir.

Yapısal eşitlik modeli kavramının özellikle Jöreskog ve Sörbom ile birlikte anılan LISREL (Linear Structural Relations) istatistik paket programı ile tanınması, uygulayıcıların LISREL analizi, LISREL türü model vb. kavramları

kullanmalarına neden olmaktadır. Ancak LISREL, ticari bir istatistik bilgisayar programının adıdır ve analizlerin bu şekilde adlandırılması uygun değildir. Üstelik alanda, yapısal eşitlik modeli ile ilgili analizlerin yapılabileceği çok sayıda istatistik paket programı da mevcuttur.

Bu bölümde, yapısal eşitlik modelinin kuramsal temelleri ile ilgili bilgilerin yanı sıra, sosyal bilim araştırmacıları tarafından yaygın kullanılmaları nedeniyle doğrulayıcı faktör analizi ve yol analizi hakkında bilgiler verilmiş ile bu analizlerin LISREL'deki işlem basamakları örnekler üzerinden açıklanmıştır. Bu çerçevede, okuyucuların bu bölümden elde ettikleri bilgiler doğrultusunda, bağımsız bir şekilde analizleri yapabilmeleri amaçlanmıştır.

6.2. Tanımlama

Yapısal eşitlik modeli (structural equation modeling) kavramı, tek bir istatistik teknik olmaktan ziyade, birden fazla istatistiksel yöntemin genel adıdır. Alanyazında *"kovaryans yapı analizi"* (covariance structure analysis), *"kovaryans yapı modeli"* (covariance structure modeling) ya da *"kovaryans yapılarının analizi"* (analysis of covariance structures) gibi diğer terimler de kullanılmaktadır (Kline, 2005).

Yaklaşık 30 yıl önce, başta Jöreskog olmak üzere birçok araştırmacı tarafından sosyal bilim alanına uyarlanan ve Bentler tarafından psikoloji alanında ayrıntılı olarak betimlenen gizil değişken analizi, çok sayıda gözlenen ya da ölçülen değişken tarafından temsil edilen *"gizil"* yapıları içeren çok değişkenli istatistik analizleri tanımlamak için kullanılmıştır. Yapısal eşitlik modeli ve doğrulayıcı faktör analizi bu tür analizlerin özel uygulama alanlarına karşılık gelir. Gizil değişken analizlerinin en eski ve en yaygın kullanım alanı doğal olarak faktör analizleridir. Ancak model sına gereği, daha çok değişkenler arasında öngörülen nedensel ve tek yönlü ilişkilerin incelendiği ve *"yol analizi"* olarak bilinen regresyon kökenli analizlere kadar dayanır. Bu nedenle modelde öngörülen her bağlantıyı temsil edecek sayıda regresyon eşitliği hesaplamaya dayanan geleneksel model sına yaklaşımı, gelişmiş bilgisayar programlarıyla yapılan yapısal eşitlik modeli analizlerinin öncüsü kabul edilir. Bu anlamda yapısal eşitlik modeli, regresyon modelindeki değişkenler arasındaki yordayıcı yapısal ilişki ile faktör analizindeki gizil faktör yapılarını kapsamlı tek bir analizde birleştirmektedir. Diğer bir ifadeyle yapısal eşitlik modeli, en basit anlatımla faktör analizi ve regresyonun bir uzantısıdır ve çok değişkenli istatistik analizleri için geçerli olan temel sayılılar bu teknikler için de geçerlidir (Sümer, 2000).

6.2.1. Giriş

Yapısal eşitlik modeli, iki farklı istatistiksel geleneğin melezi olarak ortaya çıkmıştır. İlk gelenek, psikoloji ve psikometri alanlarında gelişen faktör analizidir. İkinci gelenek ise temel olarak ekonometri, daha öncesinde ise genetik alanında eşzamanlı olarak gelişen eşitlik modelidir (Kaplan, 2000). Ancak yapısal eşitlik modelinin günümüzdeki kullanımına ilişkin hesaplamalar, 1970'li yılların başında (örneğin, Jöreskog, 1973; Keesling, 1972; Wiley, 1973) görülmeye başlanmıştır ve çok geçmeden sosyal bilim araştırmacılarının (örneğin, Bentler, 1980; Bielby ve Hauser, 1977; Jöreskog ve Sörbom, 1979) geniş bir ilgisini çekmiştir. Bu gelişmelerle birlikte sosyal bilimlerdeki ve davranış bilimlerindeki araştırma sorularının karmaşıklığında ve özgünlüğünde (örneğin, Hoyle, 1994; Reis ve Stiller, 1992) bir artış meydana gelmiştir. Ayrıca kullanıcı dostu bilgisayar programları da, araştırma sorularının test edilmesi için standart bir yaklaşım olarak, yapısal eşitlik modeline olan ilgiyi giderek arttırmıştır (Hoyle, 1995).

Geçtiğimiz yüzyıl boyunca, başta psikologlar olmak üzere sosyal bilimciler, ele aldıkları değişkenleri çok sayıda istatistik teknik kullanarak ve oldukça karmaşık hesaplamalar yaparak incelemeye çalışmışlardır. Ancak son 20 yılda, çok değişkenli veriler, güçlü bilgisayar programlarıyla daha az sayıda hesaplamalar yapılarak, daha basit tekniklerle ve psikologların asıl ilgilendikleri *"altta yatan süreçleri"* anlamaya yönelik istatistikler kullanarak analiz edilmeye başlanmışlardır. Bu eğilimin bir sonucu olarak, son yıllarda makalelerde yapısal eşitlik modelleri, gizil değişken analizi (latent variable alaysis), doğrulayıcı faktör analizi gibi terimler sıklıkla görülmektedir (Sümer, 2000).

Yapısal eşitlik modeli teknikleri günümüzde çok değişkenli analizlerin uygulamalarının başlıca öğeleri olarak kabul edilmektedir. Yapısal eşitlik modeli kavramı, bir model kapsamında, gizil değişken, bağımlı ve bağımsız değişkenlerdeki ölçme hataları, çoklu göstergeler, karşılıklı nedensellik, eşzamanlılık (simultaneity) ve karşılıklı bağımlılık gibi geniş bir çerçevede kullanılmaktadır. Ayrıca Amos, EQS, LISREL, Mplus, MLwin, LISCOMP, Mx, RAMONA, SAS PROC-CALIS, STATISTICA-SEPATH vb. ticari pek çok istatistik paket programında, doğrulayıcı faktör analizi, çoklu regresyon, yol analizi, zaman-bağımlı (time-dependent) veri için modeller, boylamsal ve kesitsel veriler için tekrarlı ve tekrarlı olmayan modeller, kovaryans yapı analizi gibi bazı özel durumlara ilişkin analizler yapılabilmektedir (Marcoulides ve Schumacker, 1996).

Jöreskog ve Sörbom (1993) yapısal eşitlik modelini, gizil yapıları gözlenen değişkenler aracılığıyla incelemeye olanak veren tekniklere verilen genel ad olarak tanımlamaktadırlar. Hoyle (1995)'a göre yapısal eşitlik modeli, gözlenen



ve gizil değişkenler arasındaki ilişkiler hakkındaki hipotezlerin test edilmesi için geniş kapsamlı istatistiksel bir yaklaşımdır. Mac Lean ve Gray'e (1998) göre yapısal eşitlik modeli, teknik olarak, doğrusal yapı eşitlik setindeki bilinmeyen parametrelerin tahmin edilmesinde kullanılır. Eşitliklerdeki değişkenler, genellikle doğrudan gözlenen değişkenler ve gözlenen değişkenler ile ilişkili gizil değişkenlerdir. Yapısal eşitlik modeli, gizil değişkenler seti arasında bir nedensellik yapısının var olduğunu ve gizil değişkenlerin gözlenen değişkenler aracılığıyla ölçülebildiğini varsayar (Akt.: Yılmaz, 2004).

Bentler (1988) göre, yapısal eşitlik modeli, bazı olguları içeren yapısal kuramların çözümlenmesi için doğrulayıcı bir yaklaşım (diğer bir ifadeyle hipotez testi) ortaya koyan istatistiksel bir yöntemdir. Bu yaklaşım, tipik olarak çoklu değişkenlere ilişkin gözlemler hakkında nedensel bir süreç ortaya koyar (Akt.: Byrne, 2001).

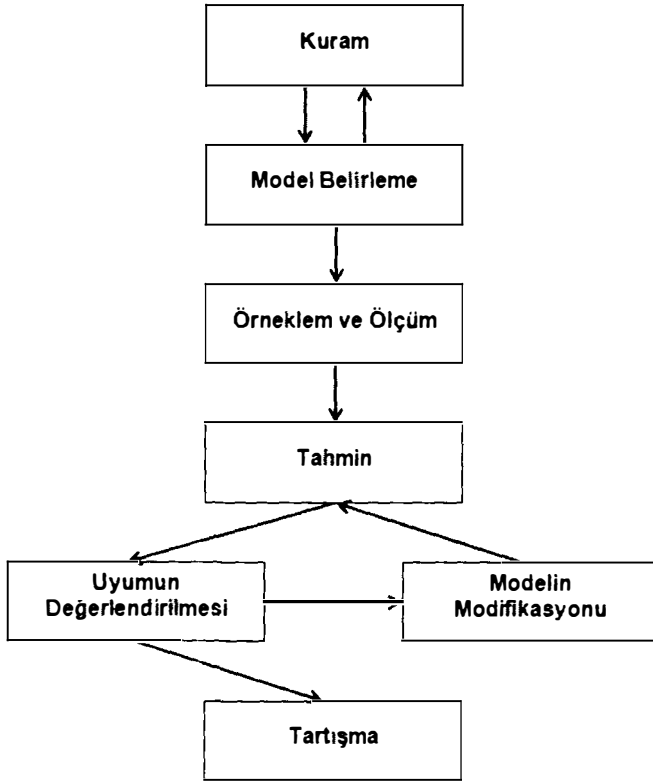
Tatlıdil (1992)'e göre, nedensellik kavramı sosyal bilimlerde ve davranış bilimlerinde her zaman son derece kritik bir kavram olagelmıştır. Nedensellik kavramının davranış bilimlerinde genelde deneysel desenlerde söz konusu olduğu görülmekle birlikte, son yıllarda yapısal eşitlik modelinin gündeme gelmesiyle birlikte, deneysel olmayan araştırma modellerinde de, nedenselliğe ilişkin modellerin test edilebileceğine ilişkin görüşlere rastlanmaktadır. Bu tür modellerin en önemlisi, yapısal eşitlik modeli ve yol analizidir. Lee ve Poon (1998) da, gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki nedensellik ve korelasyon çalışmalarında yapısal eşitlik modelinin önemli bir teknik olduğunu vurgulamaktadırlar. Ancak Bollen (1989) yapısal eşitlik modelinde nedensellik kavramından söz edilebilmesi için üç varsayımın karşılanması gerektiğini vurgulamaktadır. Bunlar: bağımsızlık, ilişkinin büyüklüğü ve ilişkinin yönüne ilişkin varsayımlardır. Burada "*bağımsızlık*" kavramıyla ifade edilmek istenilen, regresyon analizinin temel varsayımlarından biri olan hata (ζ) ile bağımsız değişken arasında kovaryansın sıfıra eşit olması durumudur ($Cov(x, \zeta) = 0$). Yapısal eşitlik analizlerinde bu varsayımın karşılanmaması halinde, değişkenler arasındaki ilişkilerin özelleştirilmesinden sonra karşılaşılabilecek önemli sorunlardan birisi, modelde tahminlenen parametrelerin ve standart sapmaların evren değerlerinden sapmış olarak tahmin edilmesidir. Diğer bir varsayım olan "*ilişkinin büyüklüğü*"nın bir göstergesi olarak çoklu determinasyon katsayısı kullanılmaktadır ki, bu katsayının büyüklüğü modelin geçerliliğinin önemli göstergelerinden birisidir. Son olarak "*ilişkinin yönü*"nın belirli olması durumu, bir değişkende meydana gelen değişimin ortaya çıktığı her durumda bir diğer değişkendeki varyansın açıklayıcısı olması anlamına gelmektedir. Bu durum yapısal analizde modelin özelleştirilmesi ve sonuçların yorumlanması sürecinde, üzerinde çalışılan alanla ilgili yapılmış olan benzer çalışmalardan

elde edilen bulgular ve çalışılan konuya ilişkin teorik zeminden yararlanılması zorunluluğunu getirmektedir (Akt: Boysan, 2006).

Bu noktada, yapısal eşitlik modeli kapsamında tartışılan nedensellik kavramına ilişkin bir not düşmekte yarar vardır. Yapısal eşitlik modeli ile ortaya konan nedensellik kavramı, manipülasyona bağlı bir değişimin incelenmesini kapsayan, diğer bir ifadeyle neden (öncesi) ve sonuç (sonrası) ilişkisine odaklanan deneysel desenlere işaret etmemektedir. Burada nedensellik kavramı ile ifade edilmek istenen, araştırmacılar tarafından kurgulanan bir model bağlamında, değişkenler arasındaki doğrudan etkiler (direct effect) ile dolaylı etkiler (indirect effect)'in test edilmesidir.

Yapısal eşitlik modeli açımlayıcı olmaktan çok, büyük ölçüde doğrulayıcı tekniklerden oluşur. Bu çerçevede yapısal eşitlik modelinde araştırmacılar *"uygun bir model"* bulmak yerine, *"bu model geçerli mi?"* sorusuna cevap ararlar (Cudeck, Toit ve Sörbom, 2001; Kline, 2005).

Aşağıda Şekil 6.1.'de gösterilen yapısal eşitlik modeli için geleneksel yaklaşım, özellikle sosyal bilimler ve davranış bilimlerinin uygulamaları için tanımlanabilir. Bu akış şeması temel alındığında, öncelikle kuramsal yapının ortaya konması gerekir. Bir yol şeması (path diagram)'nda gösterilen yapısal eşitlikler, kuramın birebir sunumu olarak görülür. Daha sonra bir örneklem seçilir ve bu örneklemden ölçümler elde edilir. Bu süreç, modele ilişkin parametrelerin tahmini ile devam eder. Bu aşamada, önce ölçme modelleri test edilir ve ardından yapısal model ya da tam (full) model test edilir. Bu sürecin ardından, modelin iyilik uyumu değerlendirilir ve eğer gerekli ise modelin modifikasyonu ya da modifikasyonları yapılır. Tipik olarak bu aşama döngüseldir, diğer bir ifadeyle yeterli bir uyum için karar verilinceye kadar model sürekli olarak modifiye edilir (modifikasyonların kullanımı için araştırmacıların dikkat etmesi gereken hususlara bölümün ilerleyen kısımlarında değinilmiştir). Bu kararın verilmesinde çoğu kez birden fazla uyum indeksinden yararlanılır (uyum indekslerinin tanıtımı da bölümün ilerleyen kısımlarında bulunmaktadır). Bu süreç elde edilen sonuçların tartışılması ile sonuçlandırılır (Kaplan, 2000).



Şekil 6.1. Yapısal Eşitlik Modeli İçin Geleneksel Yaklaşım

Yapısal eşitlik modeline ilişkin bazı yaklaşımlarda ise yukarıda ifade edilen aşamaların genel olarak döngüsel olduğundan söz edilir (örneğin, Kline, 2005). Bu yaklaşıma göre, yapısal eşitlik modeline ilişkin ortaya konan bulgular nihayetinde yine kurama katkı sağlar. Dolayısıyla bu çalışmalardan elde edilen sonuçlar açısından sürecin bir sonu olduğu düşünülmemelidir.

Bollen ve Long (1993) ise yapısal eşitlik modelinin pek çok uygulamasında izlenmesi gereken beş adım sıralamışlardır. Bunlar:

1. Model betimleme (model specification)
2. Tanımlama (identification)
3. Hesaplama (estimation)
4. Uyumu test etme (testing fit)
5. Yeniden betimleme (respecification)

Model betimleme olarak adlandırılan birinci basamakta araştırmacı, hesaplama için oluşturulmuş başlangıç modelini belirler. Bir model, bir kuram ve / veya bir alandaki önceki araştırmalar temelinde oluşturulur. Tanımlama aşamasında ise betimlenmiş modelin parametreleri için özgün (unique) değerleri bulmanın mümkün olup olmadığını belirler. Hesaplama yönteminin seçiminde ise analiz edilen değişkenlerin özellikleri belirleyicidir. Hesaplamalar yapıldıktan ve uyum istatistikleri tahmin edildikten sonra araştırmacı, modelin veri setiyle uyumlu olup olmadığını test edebilir. Bu durumda, süreç dördüncü aşamada durdurulabilir. Tipik olarak çoğu kez, modelin uyumu yeniden betimleme aracılığıyla geliştirilir. Yeniden betimleme ikinci adımdan beşinci adıma çok kez tekrarlanabilir.

Yapısal eşitlik modelinde, değişkenler arasında kurulan doğrusal ilişkiler, kovaryans ilişkilerinin çözümlenmesi temelinde yapılmaktadır. Yapısal eşitlik modellerinde özelleştirilen modeller üç farklı düzeyde değerlendirilmektedir. Bu düzeyler, gizil değişkenler arasında kurulan yapısal model, bağımlı gizil değişkenle gözlenen bağımlı değişkenler arasında kurulan bağımlı ölçme modeli ve bağımsız gizil değişkenle bağımsız gözlenen değişkenler arasında kurulan bağımsız ölçme modelidir. Yapısal eşitlik modellerinde, bağımsız gizil değişkenlerin, bağımlı gizil değişkenler üzerine olan etkisi yapısal modelle değerlendirilmektedir (Bollen, 1989; Akt: Boysan, 2006).

6.2.2. Temel Kavramlar

Yapısal eşitlik modelinin daha yalın bir biçimde anlaşılması açısından, konuya ilişkin temel kavramların tanıtılması uygun olacaktır. Bu nedenle aşağıda gizil değişken, yapısal eşitlik modelinde kullanılan şekil ve semboller, doğrulayıcı faktör analizi ve yapısal eşitlik modelinin adımları, model betimleme ve değerlendirme ile model uyumunun değerlendirilmesine ilişkin temel kavramlara yer verilmiştir.

6.2.2.1. Gözlenen Değişken (Observed / Manifest Variable) ve Gizil Değişken (Latent Variable): Sosyal bilimler ve davranış bilimleri alanlarında çalışan araştırmacılar, sıklıkla doğrudan gözlenemeyen kuramsal yapılarla ilgilenirler. Bu soyut olgular, gizil değişken ya da faktör olarak da adlandırılırlar. Psikolojide gizil değişken örnekleri benlik kavramı ve motivasyon; sosyolojide güçsüzlük ve anomi; eğitimde sözel yetenek ve öğretmen beklentileri ve ekonomide kapitalizm ve sosyal sınıf olabilir. Gizil değişkenin doğrudan gözlenememesi nedeniyle bu değişkenler doğrudan ölçülemezler. Dolayısıyla araştırmacı, davranışı temsil ettiğine inanılan ilgili göstergelere ilişkin gizil değişkenin işevuruk bir tanımını yapmak durumundadır. Aslında gözlenemeyen değişken, gözlenebilen bir başka değişkenle bağlantılıdır ve dolayısıyla onu ölçmek olanaklıdır. Burada davranış



kavramı, bir ölçme aracından elde edilen puanlar anlamında kullanılmaktadır. Bu çerçevede gözlem, bir tutum ölçeğinden elde edilen öz-bildirimleri, bir başarı testinden elde edilen puanları, bazı fiziksel görev ya da etkinlikler ile ortaya konan doğrudan gözlem puanlarını, görüşme sorularından elde edilmiş kodlanmış olan tepki vb'lerini içerir. Bu ölçülen puanlar, gözlenen ya da manifest değişken olarak adlandırılır (Byrne, 2001).

Gizil değişken, birden fazla gözlenen değişkeni etkileyen ve bu gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamaya çalışan gözlenemeyen bir değişkendir. Diğer bir ifadeyle gözlenen değişkenler, ortak bir nedeni paylaşmalarından dolayı bir araya gelirler ve bu kümenin geneli gizil değişken olarak adlandırılır (Brown, 2006).

Gizil değişkenler, doğrulayıcı faktör analizinde ve yapısal eşitlik modelinin diğer analizlerinde anahtar niteliğindedir. Gizil değişkenler, hata varyansını modellemeyi olanaklı kılar ve tanımlanmamış modelleri oluşturmada araştırmacıya yol haritası sunar. Ayrıca gizil değişken tartışmaları, ölçme araçlarının yapı geçerliliğini arttırmada kritik bir öneme sahiptir (Pugesek, Tomer ve von Eye, 2003).

Kline'a (2005) göre, doğrulayıcı faktör analizinde ve yapısal eşitlik modelindeki gizil değişkenler genellikle kuramsal yapılar (hypothetical construct) anlamında kullanılır. Kuramsal yapılar, hemen hemen hiçbir zaman doğrudan gözlenemeyen bir özelliğin temsili olsa da, yapılar bir anlamda bilimin bir yan anlamıdır. Kuramsal bir yapıyı istatistiksel bir modelde göstermek isteyen bir araştırmacının dört sorumluluğu bulunmaktadır. Bu sorumluluklar şunlardır:

1. Bir yapı işevuruk bir biçimde tanımlanmalıdır.
2. Göstergeler, birbirinden belli bir ölçüde bağımsız olmalıdır. Diğer bir ifadeyle bir yapı, herhangi bir göstergenin eş anlamlısı değil, çok sayıda gösterge ile birlikte tanımlanmalıdır.
3. Bir dizi gösterge, bazı ortak yapılarla birlikte değerlendirildiğinde, göstergelerden elde edilen veriler doğrultusunda bazı kestirimlerle uyumlu olmalıdır. Örneğin, aynı yapıyı ölçtüğü kabul edilen göstergeler, en azından orta derecede korelasyon göstermelidirler (yakınsak geçerliliğe sahip olmalıdırlar). Ancak, farklı yapılara ait olduğu kabul edilen göstergeler ise çok yüksek bir korelasyon göstermemelidirler (örneğin, >0.85). Böyle bir durumda, göstergelerin birbirleriyle aynı özelliği ölçtükleri sonucuna varılır.
4. Eğer veri seti bu kestirimlerle uyumlu değilse o zaman, araştırmacının orijinal varsayımında (yapının işevuruk tanımı) bir sorun olduğu düşünülebilir. Bir yapının başlangıçtaki tanımı kararsız

olduğu zaman, veri seti ve varsayım arasında bir uyumsuzluk olması kaçınılmazdır. Böyle bir durumda yapı ve onun ölçülmesi hakkındaki orijinal varsayımların yeniden gözden geçirilmesine ihtiyaç duyulabilir.

Bu tanımlama süreci, Cronbach ve Meehl'in 1955'te psikoloji alanyazınında tanımladığı yapı geçerliliğidir. Yapı geçerliliğinin genel mantığı, temel olarak doğrulayıcı faktör analizinde gösterilen gizil değişken ile aynıdır. Göstergeler, onu açıklayan gizil değişkenlerle kestirilebiliyorsa varsayımsal yapı desteklenir. Ancak, böyle bir uyumun varlığından söz edilemiyorsa yeniden gözden geçirilmiş bir yapısal varsayım geliştirilerek test edilmelidir.

Sümer'e (2000) göre gizil değişkenler, yapısal eşitlik modelinin en önemli kavramlarından biridir ve araştırmacıların gerçekte ilgilendikleri zekâ, güdü, duygu, tutum gibi soyut kavramlara ya da psikolojik yapılara karşılık gelir. Bu yapılar ancak dolaylı olarak belirli davranışlar ya da göstergeler temelinde, ölçülen değişkenler yardımı ile gözlenebilir. Ölçme hatalarından arınmış gizil değişkenlerin evren parametrelerine yakın değerler vermesi beklenir. Bilindiği üzere, gözlenen ya da ölçülen değişkenler belirli oranlarda ölçme hatası içerirler. Ancak bu değişkenler arasındaki ilişkiler incelenirken, genellikle değişkenlerin güvenilirlik eksikliği ya da ölçme hataları dikkate alınmadan, sıfır hata ile ölçülmüş oldukları varsayılır. Örneğin, ölçeklerden elde edilen puanların gösterge olarak kullanıldığı durumlarda, 0.80 alfa iç tutarlılık katsayısına sahip bir ölçekle ölçülen değişkende gerçekte ölçüm hatasının oranı % 36'dır ($1 - 0.80^2$). Değişkenlerdeki ölçme hataları, ele alınan değişkenler arasındaki gerçek ilişkinin zayıflamasına ya da daralmasına neden olur. Çok sayıda gözlenen değişken tarafından (bir anlamda onların ortak varyansı ile) ölçülen gizil değişkenin hata varyansı (onu yordamada kullanılan her bir ölçümün hatası olsa bile) sıfırdır. Diğer bir ifadeyle gizil değişken, faktör analizindeki "*ortak faktörler*"e karşılık gelir ve onu ölçmede kullanılan ölçümler arasında ortak olan ne varsa onunla tanımlanır. Buna bağlı olarak, gizil değişkenler arasındaki ilişkilerin ya da yordayıcı bağlantıların hesaplanmasında da ölçme hataları en aza indirilmiş olmaktadır.

Yapısal eşitlik modelinde, analizler sonucunda "*yol şemaları*" (path diagrams) elde edilebilmektedir. Bu şemalar, analiz sonuçlarının yorumlanmasını kolaylaştırmakta ve modelde kurulan ilişkilerin görsel olarak betimlenmesine olanak sağlamaktadır. Bu doğrultuda, öncelikle doğrulayıcı faktör analizi ve yol analizinde kullanılan şekil ve sembollerin ne anlama geldiğinin açıklanması, analiz sonuçlarının doğru bir biçimde değerlendirilmesini sağlayacaktır. Aşağıda, yapısal eşitlik modelinde kullanılan şekil ve sembollerin anlamları ile ilgili bilgiler özetlenmiştir.



6.2.2.2. Yapısal Eşitlik Modelinde Kullanılan Şekil ve Semboller:

Doğrulamalı faktör analizinde yol şeması faktörlerle ilişkili olduğu varsayılan değişkenleri göstermek amacıyla kullanılabilir. Yol şeması bu nedenle faktörler arasındaki ilişkilerin kurulmasını sağlar ve aynı zamanda gözlenen değişkenlerin hangi faktörler altında tanımlanacağını gösterir (Schumacker ve Lomax, 1996).

Kline (2005), "bir resim, bin kelimedenden değerlidir" sözü ile araştırmacının analiz sonucunda tanımladığı modeli görsel olarak elde edebilmesinin avantajına vurgu yapmaktadır. Doğrulamalı faktör analizi ve yapısal eşitlik modeli tekniklerini kullanan araştırmacılar, varsayımlarını ve analiz sonuçlarını göstermek için sıklıkla yol şemaları kullanırlar, ancak yapısal modeli şemalar üzerinden yorumlayabilmek önemli bir beceridir. Ancak yapısal eşitlik modelinde ortak bir işaretler sistemi olmaması nedeniyle bir güçlük söz konusudur. Tablo 6.1.'de, yaygın olarak kullanılan semboller ve bu sembollerin açıklamalarına yer verilmiştir (Kline, 2005).

Tablo 6.1. Yapısal Eşitlik Modeli Yol Şemaları İçin Şekiller ve Semboller

Kategori	Sembol	Standart	Açıklama
Gözlenen (Observed)		Evet	Araştırmacı tarafından ölçülen değişkendir. Açık (manifest) değişken ya da gizil değişkenleri ölçme amacıyla kullanıldığında gösterge (indicator) olarak da adlandırılır. Gözlenen değişkenlerin gösteriminde aynı zamanda dikdörtgen şekli de kullanılır.
Gizil (Latent)		Evet	Gözlenemeyen ya da varsayımsal yapı olarak tanımlanır. Faktör, örtük değişken, yapı olarak da adlandırılır. Gizil değişkenlerin gösterilmesinde aynı zamanda elips şekli de kullanılır.
<u>Değişkenler Arasındaki İlişkiler</u>			
Doğrudan Etki (Direct Effect)		Evet	Örneğin, $X \rightarrow Y$: X'in Y'yi tek yönlü bir yolla etkilediği varsayılır.

Tablo 6.1. – Devamı

Kategori	Sembol	Standart	Açıklama
Karşılıklı Etki (Reciprocal Effect)	$\rightleftarrows$	Evet	Örneğin, $Y_1 \rightleftarrows Y_2$: Y_1 ve Y_2 arasındaki etki iki yönlüdür. Karşılıklı etkiye, geribildirim döngüsü (feedback loop) adı da verilir.
Korelasyon ya da Kovaryans	$\curvearrowright$	Evet	Örneğin, $X_1 \leftrightarrow X_2$: İki değişken arasında ortak değişkenliğin olduğu varsayılır.
<u>Artık Varyanslar (Residual Variances)</u>			
Açıklanamayan Varyans (Disturbance)	D	Hayır	Örneğin, $X \rightarrow Y \leftarrow D$: Y 'deki varyansın, onu etkilediği varsayılan bir değişken (X) tarafından açıklanamayan kısmıdır.
Ölçme Hatası (Measurement Error)	E	Hayır	Örneğin, $A \rightarrow X \leftarrow E$: X , bir gizil değişken olan A tarafından ölçüldüğü farz edilen gözlenen bir değişkendir; E ise A tarafından açıklanamayan X 'deki varyanstır.

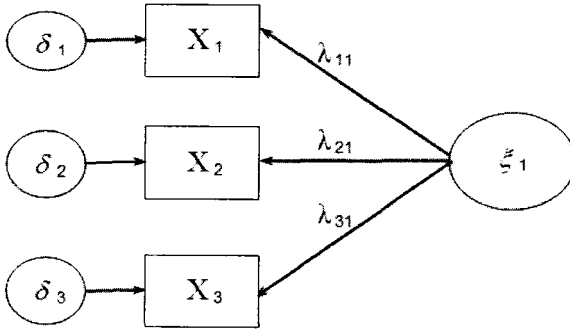
6.2.2.3. Ölçme Modeli ve Yapısal Model: Jöreskog (1973)'a göre, genel yapısal eşitlik modelleri iki parçadan oluşmaktadır. Bunlardan birincisi, gözlenen değişkenleri gizil değişkenlere doğrulayıcı faktör analizi ile bağlayarak uygulanan "*ölçme modeli*"; ikincisi ise gizil değişkenleri birbirine eşzamanlı eşitlik sistemleri ile bağlayarak uygulanan "*yapısal model*"dir. Model parametrelerinin tahmini, en çok olabilirlik tahminini kullanarak gerçekleştirilmektedir. Yapısal eşitlik modelleri hakkında yakın zamanda atılmış en büyük adımlardan biri, normal olmayan dağılımları çözümleyebilmek için geliştirilmiş yeni tahmin yöntemleridir. Browne (1984), Muthén (1978, 1984) ve diğer araştırmacıların attığı temeller sayesinde veri normal olmadığında (iki parçalı, sıralı-kategorik ve sürekli değişkenler de dahil olmak üzere) karmaşık yapısal eşitlik modellerinin parametrelerini tahmin etmek mümkün olabilmıştır (Akt.: Tezcan, 2008).

Ölçme modeli, genel modelin tamamlayıcı bir parçasıdır. Gizil değişkenler, iki ya da daha fazla gösterge arasındaki kovaryanslar aracılığıyla ortaya konan gözlenmemiş değişkenlerdir. Sıklıkla faktör olarak da adlandırılan gizil değişkenler, göstergeleriyle ilişki olarak tesadüfi hatadan (random error) bağımsız ve tektirler. Doğrulayıcı faktör analizi, ölçme modelini yalnızca genel yapısal eşitlik modelinin tamamlayıcı bir parçası olarak kullanmaktadır. Yapısal model, gizil değişkenlerin göstergesi olmayan, gizil ve



gözlenen değişkenler arasındaki ilişkileri bildiren genel bir modeldir. Çoklu regresyon modeli, gizil değişkenlerin olmadığı ve yalnızca bir çıktı (outcome) ile sınırlandırılmış yapısal bir modeldir. Ölçme modellerinin ve yapısal modelin birleştirilmesinin sonucunda, tesadüfi hatadan bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri değerlendirmede kullanılabilecek kapsamlı bir istatistiksel model ortaya çıkar (Hoyle, 1995).

Ölçme modeli, gizil değişkenlerin ve bütün yönsüz (korelasyonel) ilişkilerin hesaplandığı modeldir. Bu modelde bütün parametreler serbesttir. Ölçme modeli, yapısal eşitlik modeli analizlerinin başlangıcını oluşturmaktadır (Anderson ve Gerbing, 1988). Ölçme modelinin yol şemasıyla gösterimi aşağıda Şekil 6.2.'de verilmiştir.



X = Gözlenen Dışsal (Exogenous) Değişken

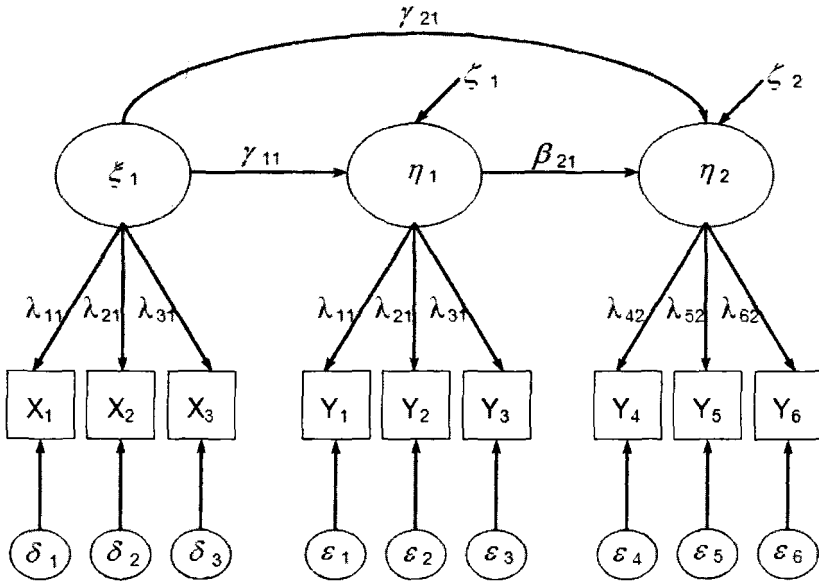
ξ (X_i/Ksi)= Gizil Dışsal (Exogenous) Değişken

λ (Lambda)= Gizil Değişken ve Gözlenen Değişken Arasındaki Bağıl İlişkin Yapısal Katsayı

δ (Delta)= Gözlenen Dışsal (Exogenous) Değişkendeki Ölçme Hatası

Şekil 6.2. Ölçme Modeli

Yapısal modelin yol şemasıyla gösterimi aşağıda Şekil 6.3.'te verilmiştir.



X = Gözlenen Dışsal (Exogenous) Değişken

Y = Gözlenen İçsel (Endogenous) Değişken

ξ (Xi/Ksi)= Gizil Dışsal (Exogenous) Değişken

η (Eta)= Gizil İçsel (Endogenous) Değişken

λ (Lambda)= Gizil Değişken ve Gözlenen Değişken Arasındaki Bağı İlişkin Yapısal Katsayı

δ (Delta)= Gözlenen Dışsal (Exogenous) Değişkendeki Ölçme Hatası

ε (Epsilon)= Gözlenen İçsel (Endogenous) Değişkendeki Ölçme Hatası

ζ (Zeta)= Gizil İçsel (Endogenous) Değişkenle İlişkili Hata Terimi

γ (Gamma)= Dışsal (Exogenous) Bir Değişkenden, İçsel (Endogenous) Bir Değişkene Olan Yapısal Etki

β (Beta)= İçsel (Endogenous) Bir Değişkenin, Diğer Bir İçsel Değişkene Olan Yapısal Etkisi

Şekil 6.3. Yapısal Model

Yapısal eşitlik modelinde gizil değişkenler, elipslerle ya da köşeleri ovalleştirilmiş dikdörtgenlerle gösterilirken; göstergeler kareler ya da dikdörtgenler içinde gösterilir. Gizil değişkenler arasında tek yönlü ve çift

yönlü oklarla gösterilmiş parametrelerin yanı sıra, gizil değişkenlerden onların göstergelerine uzanan tek yönlü oklarla gösterilen parametrelerin de hesaplanması gerekir. Bunlar, faktör analizindeki faktör yüklerine karşılık gelen değerlerdir. Yapısal eşitlik modeli terminolojisinde, göstergeler gizil değişkenleri etkilemez, aksine her bir gizil değişken kendi göstergelerini etkiler. Göstergelere dışarıdan uzanan tek yönlü oklar ise, bunların hata varyansını betimlemektedir. Hata varyansı doğal olarak bir göstergenin açıklamadığı varyansı gösterir. Bir gösterge ağırlığının karesinin alınıp bunun "1"den çıkarılması, o göstergenin hata varyansına karşılık gelir. Gizil değişkenlere yukarıdan (boşluktan) uzanan tek yönlü oklar ise o gizil değişkenlerdeki ondan önce gelen bağımsız gizil değişkenler tarafından etkilenmeyen hata varyansına karşılık gelmektedir.

Yapısal eşitlik modeli yaklaşımında, modelde yer alan değişkenler arasındaki bütün ilişkilerin doğrusal olduğu varsayılır. Bir modelde değişkenler arasında iki tür doğrusal ilişki olabilir. Bunlar:

1. Nedensel (causal) yönü belirlenmiş olan ilişki: Tek yönlü oklarla gösterilir ve bir değişkenin diğer değişken üzerindeki etkisini ifade eder (regresyonel ilişki)
2. Nedensel olmayan yönsüz ilişki: İki yönlü oklarla gösterilir. Gizil değişkenler arasındaki korelasyonlara karşılık gelir ve bu durumda etkiden bahsedilemez (korelasyonel ilişki). Yapısal eşitlik modelinde bağımsız (dışsal / exogenous) değişkenler arasında nedensel olmayan bu türden bir ilişki olduğu varsayılır.

Bir modelde yönü belirlenmiş olan ve olmayan bütün ilişkilerin sayısal bir değeri vardır. Yönü belirlenmiş ilişkilerdeki sayısal değer, regresyon katsayısı değerlerine karşılık gelir. Yönü belirlenmeyen değişkenlere verilen değerler ise doğrudan değişkenler arasındaki korelasyondur (Eroğlu, 2003; Akt.: Şahin, Cankurt, Günden ve Miran, 2008).

6.2.2.4. Yapısal Eşitlik Modelinin Adımları: Yapısal eşitlik modelinde kullanılan teknikler farklı olsa da, analizlerde uyulması gereken temel işlem basamakları ortaktır. Bu adımlar aşağıda listelenmiş ve tanımlanmıştır.

1. *Modelin Betimlenmesi:* Araştırmacının kurduğu varsayımların yapısal eşitlik modeli çerçevesinde bir model olarak açıklaması anlamına gelir. Birçok araştırmacı, varsayımlarını betimlemeye, en azından Tablo 6.1.'de verilen standart sembolleri kullanarak, modelinin şemasını çizerek başlasa da, model aynı zamanda bir dizi eşitlik olarak tanımlanabilmelidir. Bu eşitlikler, gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki varsayılan ilişkiyle uyumlu model parametreleri çerçevesinde tanımlanır.

2. *Modelin Tanımlanabilir Olup Olmadığının Belirlenmesi:* Araştırmacının elinde, modelindeki parametrelerin yordama güçlerine ilişkin bilgi varsa modelini tanımlar. Yapısal eşitlik modelinin farklı türlerinde, tanımlama yapmak için belirli koşulların karşılanması zorunludur. Eğer bir modeli tanımlamak için bu koşullar uygun değilse yapılacak olan kestirim girişimi de başarılı olmayacaktır.
3. *Verinin Toplanması:* Değişkenler model içinde gösterilir ve bu doğrultuda veri toplanır.
4. *Modelin Analiz Edilmesi:* Bu adım, tipik olarak, veri seti ile model parametrelerinin kestirimlerinden elde edilen model-uyumu programlarını (LISREL, AMOS, EQS vb.) kullanmayı kapsar.
5. *Model Uyumunun Değerlendirilmesi:* Bu adım, veri seti için model parametrelerinde hangi kesme noktalarının yeterli olacağının tanımlanması elde edilen sonuçların yorumlanması anlamına gelir. Araştırmacının öncelikli modeli ile veri seti, çok iyi uyum göstermeyebilir. Böyle bir durumla karşılaşıldığı zaman, bir sonraki adımda ifade edilen süreç başlatılır.
6. *Modelin Yeniden Tanımlanması:* Araştırmacı modeli yeniden belirler (1. adıma dönerek) ve aynı veri setiyle yeniden gözden geçirilen modelin uyumunu değerlendirir. Böyle bir durumda, daha önce kurulan model, araştırmacının yeniden tanımladığı modele rehberlik etmelidir (Kline, 2005).

6.2.2.5. Model Betimleme ve Değerlendirme: Yapısal eşitlik modelinde en önemli adım modelin belirlenmesidir. Model belirleme, hangi gözlenen değişkenin hangi gizil değişkene yüklenmesi gerektiği ile ilgili olduğu kadar, gizil değişken sayısının belirlenmesi ile de ilgilidir. Bu açıdan karar verilirken cevap aranması gereken önemli bir soru, doğrulamayı sağlayacak önemli özgünlüğe sahip gizil değişken sayısına sahip olup olunmadığıdır (Floyd ve Widaman, 1995).

Bu noktada ilk olarak yapılması gereken, kuramsal dayanaklar doğrultusunda ölçme modellerini ortaya koymaktır. Veriler, kovaryans matrisinde değişkenler arasındaki karşılıklı ilişki, tanımlanmış kuramsal yapı için analiz edilir. Bu anlamda bu analiz, yapılarla ilişkili olan değişkenler hakkındaki spesifik hipotezleri test etmek için kullanılır. Doğrulamayı faktör analizi, bazı disiplinler, özellikle psikolojide, bir faktörlü testler için oldukça kullanışlıdır (Schumacker ve Lomax, 1996).

Kelloway'e (1989) göre, model tipik olarak kuramsal temel doğrultusunda tanımlanır. Modelde, gizil değişkenlerin gözlenen değişkenlere neden olduğu varsayılır. Dolayısıyla analizde, nedensel akışın gizil değişkenlerden gözlenen değişkenlere doğru olması beklenir.



Kline'a (2005) göre, herhangi bir yapısal eşitlik modelini tanımlanmak gösterge sayısına karar vermek gerekir. Tek bir gösterge (madde) ile yapının ölçülmesi ile ilgili sorunun çözümü için tek yol, çok sayıda gösterge kullanmaktır. Bir ölçümler dizisi, tek bir göstergeden çok daha güvenilir olma eğilimindedir. Çok sayıda gösterge kullanmak aynı zamanda, bir dereceye kadar yapının farklı boyutlarının belirlenmesini sağlar. Böyle bir durumda geçerlilik yükselir. Bazı yapılara ait göstergelerin araştırmacı tarafından kurulup kurulamayacağı, göstergelerin ölçme hatasının etkisinden olabildiğince özgür olmasına bağlıdır. Bir başka ifadeyle göstergelerin hem güvenilir ve hem de geçerli olması gerekmektedir. Ancak yapısal eşitlik modellerinde, kaç adet gösterge kullanılması gerektiği ile kesin bir standart bulunmamaktadır. Bu durumda, tek faktörlü bir model için en az üç gösterge olması, asgari bir şart olarak ileri sürülebilir. Eğer modelde iki ya da daha fazla faktör varsa, faktör başına en az iki göstergenin olması gerekir.

Bollen'e (1989) göre, çoklu faktörlü modellerde iki göstergeli faktör tanımlanacak ise bu faktörlerin en azından bir diğer faktörle ilişkilendirilmesi gerekir. Ancak, yalnızca iki göstergesi olan faktörlerden oluşan modellerin, örneklem küçük olduğunda deneysel tanımlamalara ya da diğer yordama sorunlarına yol açabileceğini unutmamak gerekir. Sonuç olarak, alanyazında genel olarak, faktör başına en az üç gösterge önerilmektedir (Akt.: Kline, 2005).

Anderson ve Gerbing (1984), Monte Carlo çalışmalarında özellikle küçük örneklemlemlerle ($n < 100$) her gizil değişken için iki gösterge kullanımının doğrulayıcı faktör analizinde, hem kümelenme (convergence) başarısızlığına, hem de düzensiz çözümlere yol açtığını bulmuşlardır. Her gizil değişken için üç gösterge kullanımı ve 200'ün üzerinde örneklem büyüklüğü kümelenme ve düzensiz çözümlere ilişkin sorunları azaltmıştır (Akt.: Kelloway, 1998).

6.2.2.6. Model Uyumunun Değerlendirilmesi: Modelin betimlenmesi ve tanımlanmasının ardından, eldeki veri üzerinden model parametreleri hesaplanır. Bu hesaplama işleminde faktör analizlerine benzer biçimde tekrarlayıcı (iterative) yöntemler uygulanır ve çözümde kullanılan temel çıkarım tekniği maksimum olasılıktır. Ancak amaca göre, en küçük kareler yöntemi de seçilebilir. Hangi yöntem seçilirse seçilsin, bakılan tek uyum ölçütü önerilen modelle eldeki verinin ne oranda uyduğu ya da biniştiğidir. Daha işevuruk bir tanımla uyuma, ölçülen değişkenler arasında gözlenen kovaryans matrisi ile gizil (implied) kovaryans matrisinin ne oranda benzeştiğine karşılık gelir. Gizil kovaryans matrisi, tanımlama sonucunda sabitlenen ve serbest bırakılan parametrelerin yapısal eşitliğe sokularak model kovaryans matrisinin oluşturulması anlamına gelmektedir. Faktör analizinde olduğu gibi, her bir iterasyonda gözlenen ve gizil matris arasındaki fark hesap edilir. Bu farklardan oluşan matrise de artık (residual) kovaryans matrisi adı verilir. Artık kovaryans matrisi, maksimum düzeyde küçülünceye kadar

iterasyon devam eder ve artık küçülmenin mümkün olmadığı noktada çözüm elde edilir. Bu çözüm sonucunda elde edilen değer iki matrisin (gözlenen ve örtük) ne oranda uyduğu gösterir. Şayet tam bir uyuma, binişme söz konusu ise bu değer "0" olması gerekir ve bu da mükemmel bir uyuma işaret eder (Sümer, 2000).

Uyumun değerlendirilmesi, kullanılan istatistik paket programına göre değişebilmektedir. Ancak, yapısal eşitlik modeli çalışmalarının başladığı yıllardan itibaren, gözlenen veri matrisi ile beklenen veri matrisi arasındaki farkın manidarlığını belirlemede, en yaygın kullanılan ve bir anlamda başlangıç uyum değeri olarak adlandırılabilen istatistik Ki-Kare (χ^2) testidir (Brown, 2006; Loehlin, 1992; Sümer, 2000; Şencan, 2000). Bu istatistikler ve açıklamaları aşağıda verilmiştir.

A. Ki-Kare (χ^2) İyilik Uyumu (Chi-Square Goodness of Fit): Chou ve Bentler'a (1995) göre bu test, en basit anlamıyla iki kovaryans arasındaki uyum değerinin, kullanılan örneklemdeki denek sayısı eksi bir ile çarpılmasından elde edilir. Elde edilen sonuç χ^2 dağılımı olarak hesaplanır. Bu hesaplamada verinin çok değişkenli istatistiklerin genel sayıltısı olan "*çok değişkenli normallik*" sayıltısına uygun olduğu varsayılır ve bu nedenle kullanılmasında başta örneklem genişliği olmak üzere bazı kritik noktalara dikkat edilmesi gerekir. Hoyle'a (1995) göre, eğer veri ile model arasında uyum mükemmel ise elde edilen değer "0" a yakın olması ve anlamlılık değerinin (p değeri) manidar olmaması gerekir. Dolayısıyla geleneksel anlamlılık testinin tersine χ^2 testinde manidar olmayan bir "p" değeri elde edilmek istenir. Bu nedenle elde edilen büyük χ^2 değerleri, uyumun ne kadar "*kötü*" olduğunu gösterir χ^2 testine bir anlamda "*kötülük uyumu testi*" (badness-of-fit) de denilebilir χ^2 testi, örneklem yeterince genişse ve veri çok değişkenli istatistiğin temel sayıltılarını tam olarak karşılıyorsa doğru bir ölçüm verir (Akt.: Sümer, 2000).

Jöreskog'a (1993) göre, içsel ve dışsal değişkenler arasında kurulan eşitliklerin kendi aralarındaki kovaryanslarını gösteren modele ilişkin kovaryans matrisinin tanımlı hale getirilmesinde sonra elde edilen tanımlı kovaryans matrisinin populasyon parametrelerini temsil edip etmediği test edilmektedir. Söz konusu değerlendirme yapılırken kullanılan model uyumu ölçütleri içinde χ^2 değeri, modeli mutlak olarak kabul veya reddetmektedir. Örneklemi çok sayıda gözlemden oluşan yapısal eşitlik modellerinde, modele ilişkin tanımlanan kovaryans matrisinin, gözlenen değerlerden elde edilen örneklem ait kovaryans matrisine çok yakın olmaması halinde, elde edilen χ^2 değerlerinde aşırı artışlar gözlenmektedir. Bu nedenle Hu ve Bentler (1995) model uyum iyiliğinin değerlendirilmesinde, modele ilişkin tanımlanmış kovaryans matrisinin örneklemde elde edilen gözlenen

kovaryans matrisine yakınlığını gösteren artan uyum indekslerinin kullanımına dikkat çekmişlerdir (Akt.: Boysan, 2006).

χ^2 testi bir hipotez testidir. Bu doğrultuda hipotezler;

" H_0 = Gözlenen ve beklenen varyans-kovaryans matrisleri arasında fark yoktur"

" H_1 = Gözlenen ve beklenen varyans-kovaryans matrisleri arasında fark vardır" biçiminde kurulur (Özdamar, 2002; Şencan, 2005).

Bentler'a (1998) göre büyük örneklerde, beklenen kovaryans matrisi ile gözlenen kovaryans matrisi arasındaki önemsiz farklar, sıklıkla χ^2 'nin manidar olmasına neden olur. Dolayısıyla büyük örneklerde varsayımlar, χ^2 test istatistikleri temelinde ele alındığında yanlış yorumlamalar yapılabilir (Akt.: Tabachnick ve Fidell, 2001). Bu durumda, serbestlik derecesi (sd) de χ^2 testinde önemli bir ölçüttür. Büyük örneklerde, sd'nin χ^2 'ye oranı da yeterlilik için bir ölçüt olarak kullanılabilir. Bunun için 3 ve daha düşük oranlar iyi; 5'e kadar olan oranlar da yeterli uyum olarak kabul edilir. Örneğin, $\chi^2=200$, sd=90 olan bir analizde χ^2 istatistiksel olarak anlamlı olsa bile uyum yeterli kabul edilir. χ^2 aynı veri üzerinde iki modelin karşılaştırılması amacıyla da kullanılır (Loehlin, 1992; Sümer, 2000). Fakat örneklemin büyümesi ile sd'nin de büyümesi uyumun değerlendirilmesinde yine güçlük yaratmaktadır. Dolayısıyla örneklemin büyüklüğü arttıkça, χ^2 ve serbestlik derecesi oranı da yükselmektedir. Örneklem büyüklüğünün 200 ya da daha küçük olması χ^2 değerinin küçülmesine yol açmakta ve modelin uyumunu artırmaktadır. Bu durumda, alanda çalışan kuramcılar RMSEA, GFI, CFI gibi yeni uyum indeksleri geliştirmişlerdir (Brown, 2006; MacCallum, Browne ve Sugawara, 1996; Şencan, 2005; Tabachnick ve Fidell, 2001; Thompson, 2004).

Bilindiği üzere χ^2 değeri örneklem büyüklüğüne duyarlıdır ve örneklem büyüklüğü arttıkça χ^2 değeri de büyümektedir. Bu durum modelin doğrulanmasına ilişkin araştırmacının karar vermesini zorlaştırmaktadır. Örneklem büyüklüğünün 200 ya da daha küçük olması χ^2 değerinin küçülmesine yol açmakta ve modelin uyumunu artırmaktadır (MacCallum, Brown ve Sugawara, 1996; Tabachnick ve Fidell, 2001). Diğer bir ifadeyle doğrulayıcı faktör analizinde örneklem büyüklüğü 200'e duyarlıdır. Bu sorunun aşılması için Floyd ve Widaman (1995) bir başka öneri getirmektedirler. Yazarlara göre, büyük örneklerde modelin test edilmesini tüm örneklem üzerinden gerçekleştirmektense örneklemini alt bölümlere ayırmak çok daha yararlıdır. Bu aynı zamanda, analizin tekrarlanması ve ek kanıt elde edilmesi açısından da önemlidir.

Büyük örneklemelerde normalliğin sağlanamadığı durumlarda, Satorra-Bentler düzeltmesi ile elde edilen χ^2 değeri (S-B χ^2), örneklemdeki kişi sayısının çok fazla olmadığı ve dağılımın normal olduğu durumlarda üretilen χ^2 değerine yakın değerler üretmektedir. Satorra-Bentler istatistiği, çeşitli örneklem büyüklükleri ve puan dağılımlarında, kovaryans yapıları modellerini değerlendirmek için oldukça güvenilirdir (Byrne, 1994; Everitt ve Howell, 2005).

B. İyilik Uyum İndeksi (Goodness of Fit Index, GFI) ve Düzenlenmiş İyilik Uyum İndeksi (Adjusted Goodness of Fit Index, AGFI): Bu indeksler, Jöreskog ve Sörbom tarafından geliştirilmiştir. GFI, χ^2 'ye alternatif olarak model uyumunun örneklem büyüklüğünden bağımsız olarak değerlendirilebilmesi için geliştirilmiştir. GFI, modelin örneklemdeki kovaryans matrisini ne oranda ölçtüğünü gösterir ve modelin açıklandığı örneklem varyansı olarak da kabul edilir. Bu nedenle çoklu regresyondaki regresyondaki R^2 'ye benzer.

AGFI ise parametre tahminlerinin sayısı için GFI'nın düzenlenmiş bir türüdür. GFI ve AGFI indeksleri 0 ile 1 arasında değişir ve örneklem büyüklüğüne çok duyarlı olduğu için büyük n'lerde daha uygun değerler verir (Sümer, 2000; Schumacker ve Lomax, 1996; Tabachnick ve Fidell, 2001).

C. Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (Root Mean Square Error Of Approximation, RMSEA): RMSEA Steiger ve Lind tarafından geliştirilmiştir (Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008). RMSEA, merkezi olmayan (noncentral) χ^2 dağılımda, popülasyon kovaryanslarını kestirmek amacıyla kullanılan bir indekstir. Bu indeks 0 ile 1 arasında değer almaktadır. GFI ve AGFI'nin tersine, RMSEA'nın 0 olması mükemmel uyuma işaret eder ve evren ile örneklem kovaryansları arasında fark olmadığı ifade eder (Brown, 2006; Thompson, 2004).

D. Artık Ortalamaların Karekökü (Root Mean Square Residuals, RMR) ve Standardize Edilmiş Artık Ortalamaların Karekökü (Standardized Root Mean Square Residuals, SRMR): RMR ve SRMR, evrene ait kestirimsel kovaryans matrisi ile örnekleme ait kovaryans matrisleri arasındaki artık kovaryans ortalamalarıdır. RMR ve SRMR değerleri 0 ile 1 arasında değişir ve değerin 0'a eşit olması mükemmel uyuma işaret eder. (Byrne, 1994; Kline, 2005; Tabachnick ve Fidell, 2001).

E. Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (Comparative Fit Index, CFI): CFI, artmalı uyum indeksleri içerisinde ele alınır. Bu indeks, modelin uyumunu ya da yeterliliğini genellikle bağımsızlık modeli ya da yokluk modeli (null) olarak adlandırılan ve değişkenler arasında hiçbir ilişkinin olmadığını varsayan temel bir modelle karşılaştırarak verir. Önerilen modelin, yokluk modelinden çok iyi



olması gerekir. Dolayısıyla bağımsızlık modelinin görece çok yüksek (anlamalı) bir χ^2 değeri vermesi, önerilen modelin de görece çok düşük (anlamalı olmayan) bir χ^2 değeri vermesi beklenir (Sümer, 2000). CFI, bağımsızlık modelinin (gizil değişkenler arasında ilişkinin olmadığını öngören model) ürettiği kovaryans matrisi ile önerilen yapısal eşitlik modelinin ürettiği kovaryans matrisini karşılaştırır. CFI, örneklem büyüklüğünü de hesaba dâhil etmesinden dolayı, örneklem küçük olduğu durumlarda da oldukça iyi çalışan bir indekstir. CFI 0 ile 1 arasında bir değer verir. Değerin 1'e yaklaşması mükemmel uyuma, 0'a yaklaşması ise model uyumsuzluğuna karşılık gelir (Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008; Sümer, 2000; Tabachnick ve Fidell, 2001).

F. Normlaştırılmış Uyum İndeksi (Normed Fit Index, NFI) ve Normlaştırılmamış Uyum İndeksi (Non-normed Fit Index, NNFI): Yine NFI ve NNFI, artmalı uyum indeksleri içerisinde ele alınır. Artmalı uyum indeksleri ile aynı anlayışa dayalı olarak Bentler-Bonett tarafından geliştirilmiştir. NFI, karşılaştırdığı modeller bakımından özünde CFI'ya benzer ancak χ^2 dağılımının gerektirdiği sayıtlara uyma zorunluluğu olmaksızın karşılaştırma yapar. NFI'da bağımsızlık modelinin χ^2 değeri ile modelin χ^2 değerinin karşılaştırılması yoluyla model tahminlemesi değerlendirilir. Ancak NFI küçük örneklerde, model için varolandan daha az bir uyum verebilir. Bu durumda NFI, serbestlik derecesi de hesaba dâhil ederek yeniden hesaplanır ve bu değer NNFI olarak adlandırılır. NNFI (Tucker-Lewis Index, TLI olarak da isimlendirilir) ise NFI'ya benzer ancak model karmaşıklığını dikkate alarak bir değer verir. Ancak çok küçük örneklerde NNFI, diğer uyum indekslerinden daha zayıf bir uyum indeksi verebilir. Yine CFI'ya benzer bir biçimde NFI ve NNFI değerleri 0 ile 1 arasında değişir. Değerin 1'e yaklaşması mükemmel uyuma, 0'a yaklaşması ise model uyumsuzluğuna karşılık gelir (Sümer, 2000; Tabachnick ve Fidell, 2001).

G. Basitlik Uyum İndeksi (Parsimony Goodness Of Fit Index, PGFI): Araştırmacılar araştırma raporlarında, genellikle PGFI indeksi hakkında bilgi vermemelerine karşın, bu indeksin raporlarda verilmesinde ve değerlendirilmesinde yarar vardır. PGFI, bir anlamda GFI'ya, önerilen ve bağımsızlık modellerinin oranını dikkate alarak yeniden yorumlar ve modelin ne ölçüde yalın bir model olduğu konusunda fikir verir. PGFI değerinin 1'e yaklaşması, modelin yalın ve sade olduğu gösterir (Marsh, Balla ve McDonald, 1988; Sümer, 2000).

Yapısal eşitlik modelinde uyum indekslerinin kriterleri ve kabulü için kesme noktaları, Tablo 6.2.'de toplu bir biçimde verilmiştir.

Tablo 6.2. Yapısal Eşitlik Modelinde Uyum İndekslerinin Kriterleri ve Kabulü İçin Kesme Noktaları

Uyum İndeksi	Kriterler	Kabul için Kesme Noktaları	Kaynak
χ^2	$p > 0.05$	–	–
χ^2/sd		≤ 2 =mükemmel uyum	(Tabachnick ve Fidell, 2001).
		≤ 2.5 =mükemmel uyum (küçük örneklemelerde)	(Kline, 2005).
		≤ 3 =mükemmel uyum (büyük örneklemelerde)	(Kline, 2005; Sümer, 2000).
		≤ 5 =orta düzeyde uyum	(Sümer, 2000).
GFI / AGFI	0 (uyum yok) 1 (mükemmel uyum)	≥ 0.90 =iyi uyum	(Schumacker ve Lomax, 1996; Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008; Kelloway, 1989; Sümer, 2000).
		≥ 0.95 =mükemmel uyum	(Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008; Sümer, 2000).
RMSEA	0 (mükemmel uyum) 1 (uyum yok)	≤ 0.05 =mükemmel uyum	(Brown, 2006; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Raykov ve Marcoulides, 2008; Schumacker ve Lomax, 1996; Sümer, 2000).
		≤ 0.06 =iyi uyum	(Hu ve Bentler, 1999; Thompson, 2004).
		≤ 0.07 =iyi uyum	(Steiger, 2007)
		≤ 0.08 =iyi uyum	(Hooper, Coughlan ve Mullen, 2008; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Sümer, 2000).
		≤ 0.10 =zayıf uyum	(Kelloway, 1989; Tabachnick ve Fidell, 2001).



Tablo 6.2. – Devam

Uyum İndeksi	Kriterler	Kabul için Kesme Noktaları	Kaynak
RMR / SRMR	0 (mükemmel uyum)	≤ 0.05 =mükemmel uyum	(Brown, 2006; Byrne, 1994)
	1 (uyum yok)	≤ 0.08 =iyi uyum	(Brown, 2006; Hu ve Bentler, 1999).
		≤ 0.10 =vasat uyum	(Kline, 2005)
CFI	0 (uyum yok)	≥ 0.90 =iyi uyum	(Hu ve Bentler, 1999; Sümer, 2000; Tabachnick ve Fidell, 2001).
	1 (mükemmel uyum)	≥ 0.95 =mükemmel uyum	(Hu ve Bentler, 1999; Sümer, 2000; Thompson, 2004).
NFI / NNFI	0 (uyum yok)	≥ 0.90 =iyi uyum	(Kelloway, 1989; Schumacker ve Lomax, 1996; Sümer, 2000; Tabachnick ve Fidell, 2001; Thompson, 2004).
	1 (mükemmel uyum)	≥ 0.95 =mükemmel uyum	(Hu ve Bentler, 1999; Sümer, 2000).
PGFI	0 (uyum yok)	–	(Sümer, 2000).
	1 (mükemmel uyum)	–	(Sümer, 2000).

Yapısal eşitlik modelinde birden fazla uyum indeksi elde edilmektedir ve modelin doğrulanıp doğrulanmadığını değerlendirmek için tek bir uyum indeksinden ziyade, tüm indeksler bir arada değerlendirilir (Cole, 1987; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Marsh ve Hocevar, 1988).

H. Model Düzenleme (Trimming) ve Modifikasyon İndekslerinin Değerlendirilmesi: Bir doğrulayıcı faktör analizi modelinde, uyum indekslerinin kabul düzeylerini karşılamaması durumunda, modelin yeniden tanımlanması (alternatif model ya da modeller üretilmesi) oldukça zor olabilir. Bu durumda, analiz sonucunda ortaya koyulan modifikasyon önerilerinin incelenmesi yarar sağlayabilir. Bir doğrulayıcı faktör analizi modelindeki modifikasyon nedenleri oldukça fazla çeşitlilik gösterir. Modellerdeki yapıların sayısı, yapıların göstergelerle olan ilişkileri, ölçme hatası terimleri arasındaki analiz edilmemiş ilişkilerin varlığı gibi pek çok durum, modifikasyon

gerekliliğini ortaya koyabilir. Tüm olasılıklar düşünüldüğünde modelin yeniden belirlenmesi işlemi, yalnızca deneysel çalışmalardan ziyade, mümkün olduğu kadar sağlam fikirlerle desteklenmelidir. Aksi durumda, araştırmacının önünde bir yol haritası olmayacağından, araştırmanın amaç ya da amaçlarına ulaşması da mümkün değildir (Kline, 1995).

Modifikasyon indeksleri, gösterge ve gizil değişkenler arasındaki kovaryansa bakarak araştırmacıya modele ilişkin ayrıntılı modifikasyonlar önerir. Bu modifikasyonlar genellikle hata matrisleri temelinde oluşturulur ve modelde orijinal olarak öngörülmemeyen, ancak eklenmesi ya da çıkarılması durumunda modelde kazanılacak χ^2 değerini gösterir. Modifikasyonlar, göstergeler ya da gizil değişkenler arasında önerilen yeni bağlantılardan, bu değişkenler arasında eklenmesi önerilen hata kovaryanslarına kadar birçok parametreyi kapsar. Ancak modifikasyon indekslerinin kullanılmasında çok dikkatli olunmalıdır. Bu indekslerin tek başına modeli daha da geliştirmek ya da uyum indekslerini arttırmak için bir rehber olarak kullanıldığı durumlar, yapısal eşitlik modelinin temel amaçlarına aykırıdır. Modifikasyon indeksleri temelinde yapılacak olan her türlü modifikasyon ya da yenileme mutlaka kuramsal bir gerekçeye ya da kabul edilebilir bir kavramsal mantığa dayanmalıdır; aksi halde model sınamanın bir anlamı kalmaz. Özellikle modifikasyon indeksleri tarafından önerilen bir değişiklik, modelin χ^2 değerinde çok büyük bir düşmeye karşılık geliyorsa bu önerilen modifikasyonun model açısından çok kritik bir değişiklik olduğunu gösterir (Sümer, 2000).

Doğrulayıcı faktör analizi modellerinin yeniden düzenlenmesinde karşılaşılan problemler, iki boyutta ele alınabilir. Bunlardan ilki, göstergelerle ilgilidir. Bazı durumlarda, araştırmacının kuramsal olarak belli bir yapı altında tanımladığı göstergeler, bu yapıda yeterli büyüklükte bir yük taşımayabilir (örneğin, 0.10). Böyle bir durumda çözüm olasılıklarından biri, göstergelyi farklı bir faktör altında tanımlamaktır. Artık korelasyonların incelenmesi, gösterge yükünün değiştirebileceği diğer bir faktörün tanımlanmasına yardımcı olabilir. Örneğin, bir göstergenin kuramsal olarak faktör A'yı ölçmek için tanımlandığı, ancak o göstergenin ve faktör B'nin göstergeleri arasındaki artık korelasyonların büyük olduğu düşünüldüğünde, söz konusu göstergenin faktör B'yi, faktör A'dan daha iyi ölçebileceği ifade edilebilir. Ayrıca bir göstergenin, göreceli olarak kendi faktöründe yüksek yük gösterebileceği, ancak o göstergenin ve diğer bir faktörün yükleri arasındaki artık korelasyonların da yüksek olabileceğine dikkat etmek gerekir.

Artık korelasyon ile aynı örüntü içerisinde düşünülmesi gereken bir başka olasılık ise göstergelerin ilişkili ölçme hataları nedeniyle gözlenemeyen başka bir durumu paylaşmalarıdır. Yapılan modifikasyonlar sonucunda, faktör yükleri makul düzeyde yükselmeyen (örneğin, mutlak standardize edilmiş



değerin 0.50'nin altında olduğu durumlarda) göstergeler, diğer göstergelerin ölçmediği bir özelliği ölçüyor olabilir. Model düzenleme işleminde, ikinci problem faktörlerle ilgilidir. Araştırmacının gizil değişken sayısını yanlış belirlemesi buna örnek olabilir. Faktörler arasında çok yüksek korelasyonlar elde edildiğinde, kanıt olarak düşük ayırt edici (discriminant) geçerlilik, modelin çok fazla sayıda faktöre sahip olduğunu gösterebilir. Diğer taraftan, bazı faktörlerin göstergeleri arasındaki düşük yakınsak (convergent) geçerliliği de modelin çok az sayıda faktöre sahip olduğuna ilişkin fikir verebilir. Örneğin, bazı özgün faktörlerin, daha homojen alt faktörlere ayrılması gerekebilir. Böyle bir durumda, bu faktörlerin çok boyutlu niteliğe sahip olduğu ifade edilebilir. Sonuç olarak araştırmacılar, bu potansiyel modifikasyonlar arasından mantıklı bir seçim yapma durumundadırlar (Kline, 2005).

MacCallum, Roznowski ve Necowitz (1992) ve MacCallum'un (1995) görgül araştırmalarla gösterdiği gibi, modifikasyon indekslerinin çok fazla kullanılması ve makul bir açıklama getirmeksizin sadece uyum indekslerindeki iyileşme dikkate alınarak modelin üretilmesi ve yeniden gözden geçirilmesi doğru bir strateji değildir. Bu stratejinin amaçsız bir biçimde kullanılması neredeyse her modelin eldeki veriye uygun olabileceği sonucunu doğurur. MacCallum'un (1995) yaptığı bir taramada, model üretme stratejisi kullanan ve bunun için modifikasyon indekslerine göre modifikasyon yapan otuz yedi araştırmadan yalnızca altısı yeterli bir doğrulama yapmıştır. Bu sonuçlar, modifikasyon indekslerinin model üretme sürecinde yanlış kullanılabileceğini göstermektedir. Model üretmenin veriden modele doğru giden bir strateji olması nedeniyle en yüksek uyum gösteren modelin araştırılması normal karşılanır. Ancak, bu yolla elde edilen model yeni bir örneklem üzerinde yeniden doğrulayıcı bir yöntemle sınanmalı ve modelin belirli bir örneklemle özgü olmadığı (ya da onunla sınırlı olmadığı) gösterilmelidir (Akt.: Sümer, 2000).

6.2.3. Sayıtlar ve Analizin Diğer Gereklilikleri

Yapısal eşitlik modelinde uygulama sürecine başlamadan önce, ortaya çıkabilecek sorunları aza indirebilmek amacıyla bazı temel kavramların ve olası durumların araştırmacı tarafından sorgulanması gerekmektedir. Yapısal eşitlik modeli kapsamındaki herhangi bir analizi yapacak olan araştırmacı, örneklemde elde ettiği veri seti için bazı sayıtları ve gereklilikleri test etmek durumundadır. Bunlar örneklem büyüklüğü, kayıp değerler, normallik, doğrusallık, çoklu doğrusallık ve tekillik ile uç değerlerdir. Bu kavramların daha önce verilmesi nedeniyle burada tekrar edilmemiştir. Okuyucu, gerekli bilgilere beşinci bölümden ulaşabilir. Ayrıca sayıtların nasıl test edileceğine ilişkin bilgiler ve SPSS adımları için birinci bölümden yararlanılmalıdır.

6.2.4. Doğrulayıcı Faktör Analizi (Confirmatory Factor Analysis)

Bölümün bu kısmında, doğrulayıcı faktör analizine ilişkin temel kavramların yanı sıra doğrulayıcı faktör analizinde şekil ve sembollerin yol şeması ile gösterimi, ikinci düzey (second order / higher order) doğrulayıcı faktör analizi modelleri, doğrulayıcı faktör analizi ve açımlayıcı faktör analizi arasındaki temel farklar, doğrulayıcı faktör analizinin işlem adımları konuları ile uygulama örneklerine yer verilmiştir.

6.2.4.1. Temel Kavramlar: Doğrulayıcı faktör analizi, gizil değişkenler ile ilgili kuramların test edilmesine dayanan ve ileri düzey araştırmalarda kullanılan oldukça gelişmiş bir tekniktir (Tabachnick ve Fidell, 2001). Doğrulayıcı faktör analizi, daha önceden tanımlanmış ve sınırlandırılmış bir yapının, bir model olarak doğrulanıp doğrulanmadığının test edildiği bir analizdir. Ayrıca bazen bu analiz, *"kuramsal yapı"*nın ya da *"model"*in doğrulanması anlamında da kullanılmaktadır (Maruyama, 1998). Bu doğrultuda doğrulayıcı faktör analizi, yapı geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılır (Floyd ve Widaman, 1995; Kline, 2005). Hatta Stapleton (1997), bu belirlemenin daha ötesinde doğrulayıcı faktör analizinin, yapı geçerliliğine ilişkin deneysel kanıtların ortaya konmasında çok daha güçlü bir yöntem olduğunu ifade etmektedir.

Doğrulayıcı faktör analizi, faktör analizi üzerine kurulu hipotezlerin test edilmesi amacıyla kullanılan bir tekniktir. Açımlayıcı faktör analizi ile elde edilen değişken gruplarının hangi faktör ile yüksek düzeyde ilişkili olduğunu test etmede, belirlenen *"k"* sayıda faktöre katkıda bulunan değişken gruplarının, bu faktörlerce yeterince temsil edilip edilmediğinin belirlenmesinde doğrulayıcı faktör analizinden yararlanılır (Özdamar, 2002).

Doğrulayıcı faktör analizinde, öncelikle değişkenler arasındaki ilişkilere ait yapısal hipotezlerin test edilmesi ve doğrulanması amaçlanmaktadır. Bu çerçevede analizde, kurulan hipotezler doğrultusunda değişkenlerin faktörlerle ve faktörlerin ise kendi aralarında kurulan ilişkilerin incelenmesine odaklanılır. Dolayısıyla araştırmacı analiz öncesinde, modelde tanımladığı değişkenlerin yapısı ile ilgili bilgilere sahip olmak zorundadır. Böylece model, güçlü bir kuramsal ya da ampirik temele dayandırılmış olur (Raykov ve Marcoulides, 2008; Stevens, 1996).

Doğrulayıcı faktör analizi bir tür hipotez testidir. Araştırmacı bu yaklaşımda, kuramsal bilgilere dayalı olarak belirlediği gözlenen değişkenlerin gizil değişkenlerle ve gizil değişkenlerin de kendi aralarında birbiri ile ilişkili olduğunu kanıtlamaya çalışır. Duruma göre, faktörlerin kendi aralarındaki ilişkiler, nedensel ilişkilere dayanıyor olabilir. Bu analizde ilişkilerle ilgili tüm varsayımlar, önceki araştırma sonuçlarına ya da kuramsal bilgilere dayalı



olarak belirlenir. Araştırmacı, kurama dayalı olarak geliştirdiği modelin doğrulanıp doğrulanmadığını ya da beklenen modelle gözlenen modelin ne ölçüde uyum gösterdiğini belirlemeye çalışır. Bu açıdan doğrulayıcı faktör analizi, kuramsal bilginin sınanması ve / veya doğrulanması amacıyla kullanılır. Doğrulayıcı faktör analizinde gözlenen değişkenler, belirli faktörlere önceden atanmışlar ya da sabitlenmişlerdir. Araştırmacı, kurama dayalı olarak, tanımladığı faktörler arasında ilişki bulunduğunu ya da bazı faktörlerin ilişkisiz olduğunu analiz öncesinde öngörebilir (Şencan, 2005).

Doğrulayıcı faktör analizi, psikoloji alanyazınında daha çok ölçek geliştirmede ve geçerlilik analizlerinde kullanılmaktadır. Bu analizlerde, önceden belirlenmiş ya da kurgulanmış bir yapının doğrulanması amaçlanmaktadır ve geleneksel kökeni genel faktör analizlerine dayanır. Doğrulayıcı faktör analizi, gizil değişkenler arasındaki ilişkileri betimleyen (önerilen) model ile elde edilen (gözlenen) verinin ne oranda uyuştuğuna ilişkin ayrıntılı istatistikler sunar. Geleneksel testlerin aksine analiz, bir tek anlamlılık değeri vermez. Bu doğrultuda bulgular, verinin uygunluğuna göre ve ölçülen parametrelere ilişkin çok sayıda istatistiksel ölçüt kullanılarak değerlendirilir. Doğrulayıcı faktör analizinin çok maddeli psikolojik ölçme araçlarının güvenilirlik ve geçerlilik bilgilerini elde etmek amacıyla kullanıldığı durumlarda, her bir madde bir gösterge değişken görevi yapar. Betimleme, temelde hangi maddenin hangi alt ölçek altında gösterileceği ile ilgilidir. Doğrulayıcı faktör analizi, ölçek geliştirme ya da sınama amacıyla kullanıldığında, faktörleri temsil eden gizil değişkenler arasında sadece yönü bilinmeyen ilişkiler (korelasyonlar) olduğu varsayılır ve genellikle bütün parametreler serbest bırakılır (Sümer, 2000).

Doğrulayıcı faktör analizi, önceden seçilen faktör modelinin veriye uyumunun sağlanıp sağlanmadığını değerlendirmek için kullanılan en etkili analizdir ve bu açıdan açıklayıcı faktör analizinden ciddi bir biçimde ayrılır. Doğrulayıcı faktör analizi ölçme araçlarının geliştirilmesi, düzenlenmesi ve yeniden gözden geçirilmesi çalışmalarında çok kullanışlıdır (Floyd ve Widaman, 1995).

Doğrulayıcı faktör analizinde süreç, korelasyon ya da kovaryans matrisi oluşturularak başlar. Araştırmacı bu işlemin ardından, kuram ya da varolan veriler doğrultusunda, kurulan hipoteze ilişkin modeli test eder. Bu modeller, herhangi bir faktör çifti arasındaki korelasyonun derecesinin belirlenmesi, bir değişken ile bir ya da daha fazla faktör arasındaki korelasyonun belirlenmesi ve / veya belli faktör çiftleri arasındaki özgün korelasyonların belirlenmesi gibi kriterler açısından farklılaşır. Modeller, faktör katsayıları, faktörlere ait korelasyon katsayıları, ölçme hatasının varyansı ya da kovaryansı gibi parametrelerin "sabit" ya da "serbest" olmasına göre belirlenirler. Bu

parametreler, araştırmacının kuramsal beklentisine göre kurulur (Stapleton, 1997).

Kline'a (2005) göre, bir ölçme modelinin doğrulayıcı faktör analizi sonuçlarında faktörler arasındaki korelasyon kestirimleri, göstergelerin bağlı bulunduğu faktörler altındaki yükler ve her bir gösterge için ölçme hataları (özgün varyans)'nın miktarı verilir. Eğer araştırmacının başlangıçtaki ölçme modeli mantıklı bir biçimde doğrulanıyor ise dikkat edilmesi gereken durumlar şunlardır:

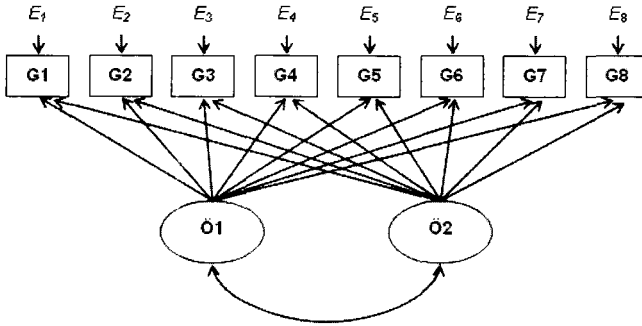
1. Ortak bir faktör altında ölçme yapmak için belirlenen göstergelerin tümünün, o faktörde oldukça yüksek yüklerle sahip olması
2. Faktörler arasındaki korelasyon kestirimlerinin aşırı yüksek (örneğin, > 0.85) olmaması

Birinci adımda sonuçlar yakınsak geçerlilik (convergent validity) ve ikinci adımdaki sonuçlar ise ayırt edici geçerliliği (discriminant validity) gösterirler. Ayırt edici geçerlilik, göstergelerin farklı setleri tarafından hesaplanan faktörlerin ayırıcılığı ile ilgilidir. Örneğin, iki faktörlü bir yapıda faktörler arasındaki korelasyon 0.95 ise faktörlerin iki ayrı biçimde genel psikolojik özelliği ölçtüğünü ifade etmek zordur. Eğer doğrulayıcı faktör analizinden elde edilen sonuçlar, araştırmacının öncelikli varsayımlarını desteklemiyorsa ölçme modeli yeniden belirlenmeli ve analiz tekrarlanmalıdır.

Doğrulayıcı faktör analizinde gizil ve gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiler "yol" (path) adı verilen oklu çizgilerle gösterilir. Gizil değişkenler belirli bir yol üzerinde, gözlenen değişkenleri açıklar. Her bir yol aynı zamanda, gizil değişkenin gözlenen değişkende temsil edilme ağırlığını ya da yükünü gösterir. Bu yük, X değişkeninin λ_x (lambda) katsayısı olarak ifade edilir ve λ_x , açımlayıcı faktör analizindeki faktör yük değeri gibi düşünülebilir. Doğrulayıcı faktör analizinde λ_x , gizil değişkende bir birimlik değişikliğin, gözlenen değişkende ne kadar değişkenliğe yol açacağı hakkında fikir verir ve bu değer büyük olması, X değişkeni ile gizil değişken arasında güçlü bir ilişkinin varlığını gösterir (Şencan, 2005).

A. Doğrulayıcı Faktör Analizinde Şekil ve Sembollerin Yol Şeması ile Gösterimi: Kline'a (2005) göre açımlayıcı faktör analizinde, ölçme aracındaki gözlenen değişkenlerin tüm gizil değişkenlerle ilişki göstermesine izin verilir. Doğrulayıcı faktör analizinde ise her bir gözlenen değişken yalnızca kendi gizil değişkeni altında tanımlanmaktadır ve bir gizil değişken altında tanımlanan bir gözlenen değişkenin diğer gizil değişkenle ilişki göstermesine izin verilmez. Bu durumlara ilişkin örnekler aşağıdaki Şekil 6.4. ve 6.5.'te gösterilmiştir.

Açımlayıcı faktör analizinde maddeler ve faktörlere ilişkin yol şeması, Şekil 6.4.'te gösterildiği gibi modellendirilmektedir (Kline, 2005).



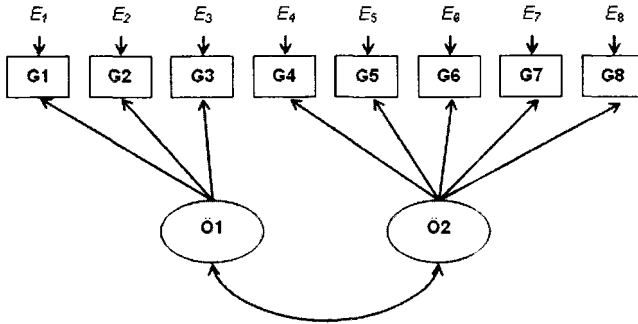
Şekil 6.4. Açımlayıcı Faktör Analizi Modeli

Şekil 6.4.'te gösterilen bu model, göstergeler ve ait oldukları faktörler arasındaki ilişkiyi betimleyen bir ölçme modelidir. Bu modeldeki iki faktör, gizil değişkenleri sembolize etmek amacıyla elips biçiminde ayrı ayrı gösterilmiştir. Yine şekilde görüldüğü üzere elipsleri birbirine bağlayan kavisli çizgi, gizil değişkenler arasında olduğu varsayılan korelasyon ya da kovaryansı; gizil değişkenlerden göstergelere doğru olan tek yönlü oklar ise doğrudan etki (direct effect)'yi göstermektedir. Kavramsal olarak bu doğrudan etkiler, gizil değişkenin göstergeler üzerindeki nedensel etkileri (causal effect)'ni ortaya koymaktadırlar. Bu anlamda bir ölçme modeli, gözlenen puanlar üzerinde gizil değişkenlerin varsayılan nedensel etkilerine ilişkin yapısal bir model olarak görülebilir. Doğrudan etki, açımlayıcı faktör analizindeki faktör yük değerlerine karşılık olarak gelir. Şekil 6.4.'te büyük harfle gösterilen E_i ölçme hatasını ifade eder. Bu hata, faktörler tarafından açıklanamayan gösterge varyansı (indicator variance) için bir faktör analizi terimi olan özgün varyans (unique variance)'ın temsilcisidir. Bu ölçme hataları, modelde açıkça gösterilmeyen artık (residual) varyansın tüm kaynakları için vekil (proxy) değişkenleridir. Özgün varyansın, rastlantısal hata (random error [unreliability]) ve faktörlerden kaynaklanmayan sistematik hata olarak iki tür bulunmaktadır ve bunlar E (error) ile temsil edilir (Brown, 2006; Kline, 2005).

Ortak varyans, faktör yüklerinin karesi gizil değişken tarafından açıklanan gözlenen değişkendeki açıklanan varyansın miktarını gösterir. Örneğin, faktör yükü 0.828 ise gizil değişkenin gözlenen değişkendeki varyansı açıklama oranı % 68.5'tir. Geriye kalan % 31.5 ise ($1-68.5=31.5$) özgün varyanstır (Brown, 2006; Gorsuch, 1974).

Şekil 6.23'te görüldüğü üzere, her bir gözlenen değişkenin, gizil değişkenlerle ilişkili olmasına izin verilmektedir. Ayrıca, açımlayıcı faktör analizindeki en kritik karar, faktör sayısına karar verilmesidir (Hayton, Allen ve Scarpello, 2004).

Doğrulamalı faktör analizinde ise ölçme modeli, Şekil 6.5'te gösterildiği gibidir (Kline, 2005).



Şekil 6.5. Doğrulamalı Faktör Analizi Modeli

Şekil 6.5'te, sosyal bilimler alanyazınında oldukça sık olarak kullanılan standart bir doğrulamalı faktör analizi ölçme modelinin örneği gösterilmektedir. Şekilde göstergeler G_i ile gizil değişkenler $\hat{O}_1$ ve $\hat{O}_2$ harfleriyle ve ölçme hatası ise E_i ile gösterilmiştir. Bu modelde G_1 - G_3 arasındaki göstergelerin $\hat{O}_1$ yapısını ölçtüğü, G_4 - G_8 arasındaki göstergelerin $\hat{O}_2$ yapısını ölçtüğü ve iki yapının birbirleri ile ortak varyansa sahip olduğu varsayımı gösterilmektedir.

Bir faktörden bir göstergeye doğru konumlandırılmış ok işareti, gözlenen değişkenlere ilişkin ölçümler üzerinde gizil değişkenin doğrudan nedensel etkisini gösterir. Açımlayıcı faktör analizindeki faktör yükleri genellikle korelasyonlar olsa da, doğrulamalı faktör analizindeki faktör yükleri daha çok standartlaştırılmamış ya da standartlaştırılmış biçimlerde olabilen regresyon katsayıları olarak yorumlanır. Gizil değişkenlerin neden olduğu varsayılan göstergeler "*etki göstergeleri*" (effect indicator) olarak adlandırılır. Bu bağlamda, standart bir doğrulamalı faktör analizi ölçme modelindeki göstergeler "*içsel*" (endogenous) değişkenler olarak ve faktörler ise "*dışsal*" (exogenous) değişkenler olarak kabul edilir (Brown, 2006; Byrne, 1994; Kline, 2005).

Kline'a (2005) göre, açımlayıcı faktör analizinin tersine doğrulamalı faktör analizi, araştırmacının öncelikli olarak ölçme modelini test etmesine izin verir. Şekil 6.5'te görüldüğü üzere, bu modeldeki her bir gösterge tek bir gizil



değişkeni ölçmek üzere belirlenmişlerdir. Tam tersine açıklayıcı faktör analizinde, göstergelere ait yüklerin yalnızca bir faktör için belirlenmesine izin verilmez. Doğrulamalı faktör analizi ölçme modelinde, bir göstergenin yalnızca bir faktörü ölçmesi ve ölçme hatalarının birbirlerinden ve faktörlerden bağımsız olduğu varsayılır.

Ölçme hatasından (E_i) göstergeye doğru konumlandırılmış ok işareti (Örneğin, Şekil 6.5.'teki $X_1 \leftarrow E_1$), faktörün altında yer alan göstergeler tarafından açıklanamayan diğer tüm varyans kaynaklarını göstermektedir. Doğrulamalı faktör analizi modellerindeki ölçme hataları, ölçülmemiş dışsal değişkenler olarak görülebilir. Ölçme hatası terimleri iki çeşit özgün varyans gösterir:

1. Güvenilirlik katsayılarıyla yordanan rastlantısal hata türü ve
2. Faktörün altında yer alan göstergenin ölçtüğü şeylere bağlı olan sistematik varyans.

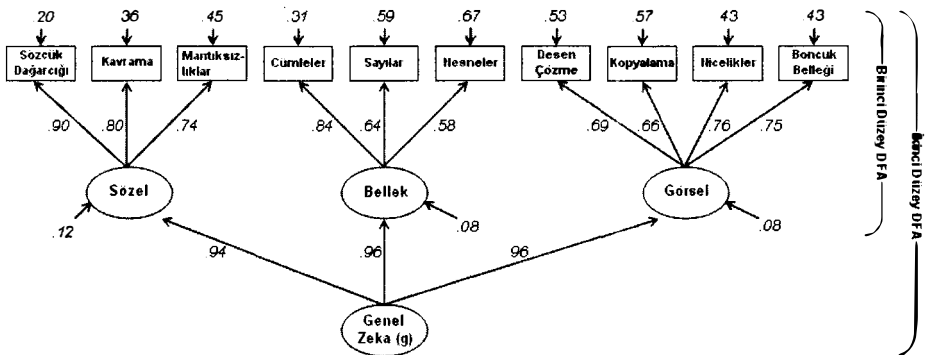
Bir göstergenin ölçme yöntemine bağlı varyansı, sistematik varyansa bir örnektir. Bir tanımlama hatası sistematik olan özgün varyansın başka bir kaynağıdır. Örneğin, Şekil 6.5.'te gösterilen G_1 , eğer $\hat{O}_1$ yapısını değil, gerçekten $\hat{O}_2$ yapısını ölçüyorsa, bunun yanı sıra $\hat{O}_1$ yapısı G_1 puanları üzerinde az bir etkiye sahipse ve son olarak eğer $\hat{O}_1$ ve $\hat{O}_2$ faktörleri arasındaki korelasyon büyük değilse E_1 büyük olabilir.

Doğrulamalı faktör analizinde her bir göstergenin sadece bir faktörle yüklü olması ve ölçme hatalarının birbirinden bağımsız olması ilkeleri bazı yazarlarca (örneğin, Anderson & Gerbing, 1988) "tek boyutlu ölçme" (unidimensional measurement) olarak tanımlanır. Eğer bir gösterge bir faktörden daha fazlasında yük gösterirse ya da o göstergenin ölçme hatası başka bir göstergeyle ilişkili ise bu durumda, ölçme işlemi tek boyutlu olmaktan ziyade "çok boyutlu" (multidimensional) olarak değerlendirilir. Örneğin Şekil 6.5.'te gösterilen modelde, $\hat{O}_2$ faktöründen G_1 olarak tanımlanan göstergeye doğrudan bir etki tanımlamak, G_1 'in bir yerine iki yapıyı ölçtüğü varsayımını ortaya koyar. Yapısal eşitlik modelinin alanyazınında, göstergelerin birden fazla faktör altında yük göstermesine izin verilmesi hakkında bazı anlaşmazlıklar bulunmaktadır. Bu görüş ayrılığına birer örnek vermek uygun olacaktır. Buna göre, bir tarafta Cattell, bazı göstergelerin doğası gereği faktöriyel olarak karmaşık olduğunu, dolayısıyla gerçekten birden fazla alanı ölçtüğünü belirtmiştir. G_1 'in metin ve şemalardan oluşan bir mühendislik yetenek testi olduğu düşünüldüğünde, bunun gibi bir gösterge hem okuma becerisini, hem de görsel-uzamsal muhakemeyi ölçebilmesi nedeniyle çok boyutlu olabilir. Bir doğrulamalı faktör analizi modelinde örnekte verildiği gibi bir göstergenin birden fazla faktörde yük göstermesi uygun olabilir. Diğer yandan, Anderson ve Gerbing (1988)'e göre

ise bazı modellerde, göstergelerin yakınsak ve ayırt edici geçerliliğin daha kesin bir biçimde test edilmesine izin vermesi nedeniyle tek boyutlu ölçme modelleri gizil yapıların yorumlanması açısından oldukça kullanışlıdır. Örneğin, Şekil 6.5.'te gösterilen modelde, eğer her bir gösterge her iki faktör altında yük göstermiş olsaydı, böyle bir durumda tüm model aslında bir açımlayıcı faktör analizi modeli olurdu.

Şekil 6.5.'te gösterilen bu model aynı zamanda, birinci düzey (first order / lower order) doğrulayıcı faktör analizine de bir örnektir. İkinci düzey (second order / higher order) doğrulayıcı faktör analizi ile ilgili özet bilgiler aşağıda verilmiştir.

B. İkinci Düzey (Second Order / Higher Order) Doğrulayıcı Faktör Analizi Modelleri: İkinci düzey doğrulayıcı faktör analizi modellerinin bir örnek üzerinden açıklanması, konunun bir bütün olarak anlaşılması açısından önemli görülmektedir. Bilindiği üzere, Stanford-Binet Zekâ Testi, çocuklar ve genç yetişkinler için bireysel olarak uygulanan bir zeka testidir. Bu test, daha spesifik yetenek faktörleri (sözel, bellek vb.) ile ölçüldüğü kabul edilen ve genel yetenek (*g*) olarak adlandırılan zekanın hiyerarşik olarak modellenmesine dayanır. Genel yeteneğin bu kavramsal görünümünde, ikinci düzey olan "*g*" doğrudan ölçülmeyen daha soyut bir yapıdır. Bunun aksine belli göstergeleri olan ve daha çok özgül yetenek alanları olarak tanımlanan yapılar, "*g*"nin neden olduğu varsayılan birinci düzey (first order-lower order) faktörler olarak görülmektedir. Şekil 6.6.'da, Stanford-Binet'nin dördüncü yenileme (revizyon)'sinin 11 yaş grubundan elde edilen veri seti üzerinden yapılan ikinci düzey doğrulayıcı faktör analizi örneği gösterilmiştir (Kline, 2005).



Şekil 6.6. Stanford-Binet Dördüncü Yenilemesi 11 Yaş Grubu Veri Seti İçin İkinci Düzey Doğrulayıcı Faktör Analizi Modeli Örneği



Şekil 6.6.'da görüldüğü üzere, birinci düzey faktörlere doğrudan etkisi olan ikinci düzey faktörün tanımlanması amacıyla kurulan doğrulayıcı faktör analizi modellerinde, yapılar arasındaki hiyerarşik ilişkiler hakkındaki varsayımların gösterilmesi olanaklıdır. Birinci düzey faktörlerin her biri, göstergesi olmayan bir genel yetenek yapısını ortaya koyan ikinci düzey faktörün (g) doğrudan etkisine sahiptir. Bu analizde, standart bir doğrulayıcı faktör analizi modelinin aksine, faktörler arasındaki ilişkiler analiz edilmez. Böyle bir durumda, birinci düzey faktörler (sözel, bellek ve görsel) içsel, ikinci düzey faktör (g) ise dışsal değişken olarak tanımlanır.

İkinci düzey doğrulayıcı faktör analizi modellerinde, ikinci düzeyi tanımlayabilmek için en az üç birinci düzey faktör gerekir. Aksi halde, ikinci düzeyden birinci düzeye olan doğrudan etki yetersiz bir biçimde tanımlanmış olabilir. Bunun yanı sıra, her bir birinci düzey faktörün en az iki göstergesi olmalıdır. Şekil 6.6.'da örneği verilen model, bu iki gerekliliği de karşılamaktadır (Kline, 2005).

Şencan'a (2005) göre, doğrulayıcı faktör analizi modelin ve faktör yapısının geçerliliği konusunda kuramsal olarak çok daha sağlıklı bilgiler vermesi nedeniyle açımlayıcı faktör analizine göre daha güçlü bir analizdir. Bu noktada, doğrulayıcı faktör analizi ile açımlayıcı faktör analizi arasındaki farklara değinmekte yarar vardır.

C. Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Açımlayıcı Faktör Analizi Arasındaki Temel Farklar: Faktör analizi, değişkenlerin faktörlerle nasıl ilişkili olduğunu keşfetmek ya da değişkenlerin bir yapı (faktör) altında olup olmadığını doğrulamak amacıyla kullanılır. Araştırmacının temel amacı keşfetmek ise açımlayıcı faktör analizi; doğrulamak ise doğrulayıcı faktör analizi kullanılmalıdır (Schumacker ve Lomax, 1996).

Açımlayıcı (exploratory) ve doğrulayıcı (confirmatory) analizler arasındaki ayrım çok önemlidir. Açımlayıcı analizlerde, kesin bir model tanımlamadan, değişkenler arasında dikkat çeken ilişkileri ve değişkenlere ait karakteristik özellikleri bulmak ya da keşfetmek için, deneysel bir veri seti üzerinde araştırma yapılır. Açımlayıcı analizlerde temel amaç, yapısal bir modele ulaşmak ya da kuram üretmek olmamasına karşın, kurama ilişkin ilk ya da temel bilgilere ulaşılabilir. Diğer taraftan doğrulayıcı analizlerde, daha önceki kapsamlı araştırmalardan elde edilen bilgi ya da tecrübeye dayanan durumlardan ve gözlemler çerçevesinde, varsayımlar için model oluşturulur. Bu varsayımlar temelinde önceden kurulan modelin, bazı parametreler açısından doğruluğu test edilir (Jöreskog ve Sörbom, 1993).

Faktör analizinde ilk olarak hangi yönteminin kullanılması gerektiği ile ilgili alanyazın incelendiğinde birbirinden farklı açıklamalar görülmektedir.

Jöreskog ve Sörbom'a (1993) göre, doğrulayıcı faktör analizinde varsayımsal model analiz öncesinde kuramsal olarak kurulur ve bazı parametreler açısından kurulan bu modelin tanımlaması yapılır. Bu analizlerde, modelin kurulması ve tanımlanması, daha önce yapılan kapsamlı araştırmalardan elde edilen bilgi, tecrübeye dayanan durumlar ve gözlemler çerçevesinde yapılır. Bu çerçevede araştırmacı, analiz öncesinde ölçeğin faktör yapısına dair kuramsal bilgi ve varsayımına sahiptir. Dolayısıyla araştırmacı, bu bilgi temelinde tanımladığı modeli doğrulayıcı tekniklerle test eder. Ancak pek çok araştırma bilinen ve bilinmeyen durumlara ilişkin değişkenleri içermesi nedeniyle hem açımlayıcı, hem de doğrulayıcıyı kapsar. Bu açıdan kurulan varsayımların açımlayıcı tekniklerle test edilmesinin ardından, doğrulayıcı tekniklerle doğrulanması ya da reddedilmesi arzu edilen bir durumdur. Gorsuch (1983), bu tartışmayı bir adım ileri götürerek, doğrulayıcı faktör analizinin daha önceden belirlenen varsayımların test edilmesini sağlayan çok güçlü bir analiz olduğunu, açımlayıcı faktör analizinin ise açımlayıcı hiçbir analizin yapılmadığı durumlarda kullanılması gerektiğini belirtmektedir (Akt.: Stapleton, 1997). Bu görüşün aksine Gerbing ve Hamilton (1996), Monte Carlo yöntemini kullanarak yaptıkları bir çalışmada, doğrulayıcı faktör analizinin önce yapılarak açımlayıcı faktör analizi için model oluşturmada katkı sağlanabileceğini işaret etmektedirler (Akt.: Hurley ve diğerleri, 1997).

Yukarıda verilen tartışmalar doğrultusunda, analize açımlayıcı ya da doğrulayıcı tekniklerle başlama konusunda tek bir yol önermek olanaklı değildir ve bu durumda karar araştırmacıya aittir. Açımlayıcı faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizinin varsayımları ile özellikleri bellidir ve dolayısıyla araştırmacının ulaşmak istediği bilgi doğrultusunda, varsayımlar en iyi bir biçimde örtüşen yöntem seçilmelidir. Bu konuda temel olabilecek bazı öneriler geliştirilebilir. Olası durumlardan biri araştırmacının, geliştirdiği aracın kuramsal temeli hakkında çok sınırlı bir bilgiye sahip olmasıdır. Böyle bir durumda, araştırmacının faktör desenini belirlemek amacıyla çalışmasına açımlayıcı faktör analizi ile başlaması önerilebilir. Ancak araştırmacı, sağlam kuramsal dayanaklar doğrultusunda ölçme aracını geliştirmiş ise açımlayıcı faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizini eşgüdümlü bir biçimde devreye sokarak sonuçları karşılaştırıp, eklektik bir bakış açısı ile faktör deseni hakkında karar verebilir. Hatta kültürler arası ölçek uyarlama çalışmalarında, aracın hedef kültürdeki faktör deseni için doğrudan doğrulayıcı faktör analizi ile başlanması önerilebilir. Çünkü söz konusu aracın orijinal kültürdeki faktör deseni pek çok nitel ve nicel çalışmalarla ortaya konmuş, aracın yapı geçerliliğine ilişkin deneysel kanıtlar belirlenmiştir (aksi halde böyle bir aracın uyarlaması zaten doğru değildir). Böyle bir durumda söz konusu aracın faktör deseninin de, hedef kültürde korunup korunmadığı doğrulayıcı faktör analizi ile test edilerek sorgulanabilir. Eğer yapılacak olan doğrulayıcı faktör



analizinde aracın orijinal faktör desenine ilişkin model, doğrulanmıyor ya da yüksek uyum indeksleri vermiyor ise bu durumda açımlayıcı faktör analizi ile hedef kültürdeki faktör deseninin keşfedilmesi yoluna gidilebilir.

Açımlayıcı faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizi arasındaki temel farklar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Yukarıda ifade edildiği gibi açımlayıcı faktör analizinde, ölçme aracındaki gözlenen değişkenlerin tüm gizil değişkenlerle ilişki göstermesine izin verilir. doğrulayıcı faktör analizinde ise her bir gözlenen değişken yalnızca kendi gizil değişkeni altında tanımlanmaktadır ve bir gizil değişken altında tanımlanan bir gözlenen değişkenin diğer gizil değişkenle ilişki göstermesine izin verilmez (Kline, 2005).
2. Açımlayıcı faktör analizinde, birbiriyle ilişki gösteren değişkenlerin gruplanması yoluyla verinin özetlenmesi ve tanımlanması yapılır. Bu değişkenler birbirleriyle anlamlı biçimde bir araya gelebilir ya da gelmeyebilir. Bu açıdan açımlayıcı faktör analizi, genellikle araştırmacının ilk evrelerinde kullanılır. Doğrulayıcı faktör analizi ise gizil değişkenler hakkında kuramı test etmek için araştırmacının ileri düzeylerinde kullanılan çok gelişmiş bir tekniktir. Bu analizde, gizil değişkenleri ortaya koymak için değişkenler dikkatle ve özel olarak seçilir (Tabachnick ve Fidell, 2001).
3. Açımlayıcı faktör analizinde, gizil değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki bağlantılar kesin olarak bilinmemektedir. Diğer bir ifadeyle araştırmacı, analize dâhil ettiği değişkenlerin birbirleriyle nasıl bir ilişki göstereceği konusunda önceden bir fikre sahip değildir. Bu doğrultuda, gözlenen değişken kuramsal olarak tanımlandığı gizil değişken altında yer almayabilir ya da birden fazla gizil değişkende yük gösterebilir. Doğrulayıcı faktör analizinde ise araştırmacı, dayandığı kuram çerçevesinde hangi gözlenen değişkenin, hangi gizil değişken altında olduğunu önceden belirler ve analiz bu doğrultuda gerçekleştirilir (Brown, 2006; Byrne, 1994; Thompson, 2004).
4. Açımlayıcı faktör analizinde kaç adet gizil değişkenin beklendiği bilinmezken; doğrulayıcı faktör analizinde faktör sayısı kesin olarak belirlenir ve test edilir (Sümer, 2000).
5. Açımlayıcı faktör analizi, verilerin belirli derecelerdeki varyansını açıklayan faktörlere odaklanırken; doğrulayıcı faktör analizi, faktörler dikkate alındıktan sonra artık varyans temelinde uyumu belirler. Dolayısıyla açımlayıcı faktör analizi, verideki varyansı açıklayan

faktörleri belirlerken; doğrulayıcı faktör analizi, ek varyansları da gösterebilir (Floyd ve Widaman, 1995).

6. Açımlayıcı faktör analizinde yapı geçerliliğinin geneli hakkında katsayı ya da katsayılar elde edilemezken, doğrulayıcı faktör analizinde yapı geçerliliğine yönelik katsayılar (uyum indeksleri) üretilebilmektedir. Böylece, kurulan modelin genel olarak geçerliliğine ilişkin araştırmacının zihninde daha net bir fikir oluşmaktadır.

6.2.4.2. Doğrulayıcı Faktör Analizinin İşlem Adımları

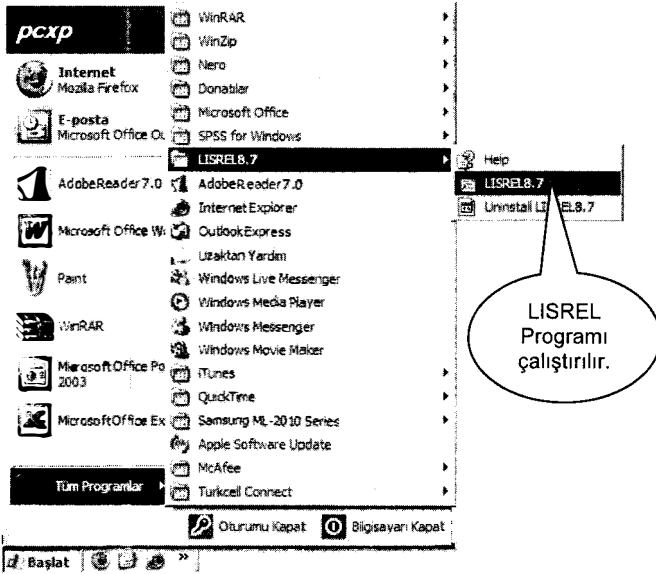
Bu bölümde doğrulayıcı faktör analizinin LISREL'deki işlem adımları ile analiz sonucunda elde edilen çıktı (output) dosyalarında yer alan şemaların ve istatistiklerin yorumlarına ilişkin örneklerle yer verilmiştir.

LISREL, **L**inear **S**tructural **R**ELations kelimelerinin ilk hecelerinin birleştirilmesiyle ortaya çıkan bir sözcüktür. LISREL, kovaryans yapı analizi için geliştirilmiş özel bir bilgisayar programıdır. İlk olarak 1972'de Jöreskog ve Van Thillo tarafından geliştirilmiştir. LISREL, özellikle gizil değişkenleri, hem içsel (endogenous) hem de dışsal (exogenous) değişkenlerdeki ölçme hatalarını, karşılıklı neden sonuç ilişkisini, eşzamanlılığı ve iç bağımlılığı içeren modelleri test etmek için tasarlanmıştır (Cudeck, Toit ve Sörbom, 2000; Akt.: Yılmaz, 2004).

SPSS'ten farklı olarak LISREL'de sözdizim (syntax) yazmak gereklidir. Pek çok istatistik paket programında olduğu gibi, LISREL'deki sözdizim dosyalarının yazılmasında da bazı kurallar bulunmaktadır. Ayrıca doğrulayıcı faktör analizinin işlem basamakları SPSS'ten bir miktar farklıdır ve analizin yapılması için bazı işlemleri (matris oluşturma vb.) araştırmacının yapması gerekmektedir. Aşağıda örnek bir dosya üzerinden işlem basamakları sırasıyla verilmiştir.

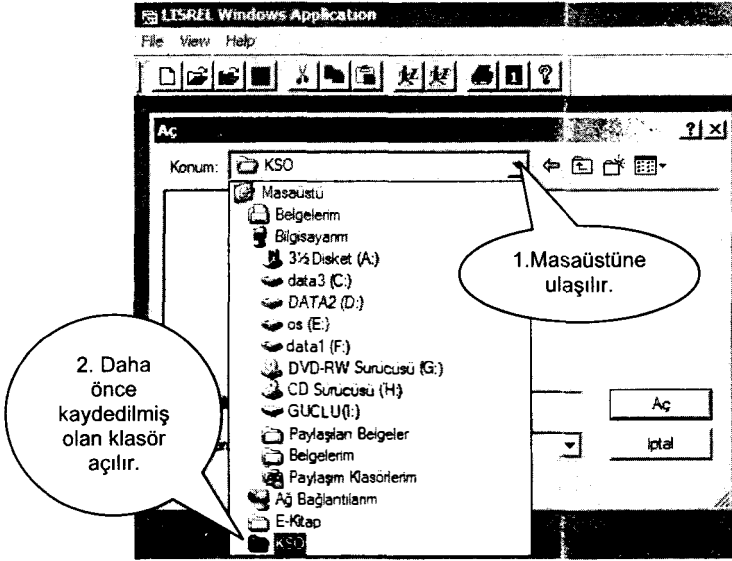
Doğrulayıcı faktör analizi için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılması ve o klasöre kısa bir ad verilmesi gerekir. Analizin hiçbir aşamasında Türkçe karakterlerin (ü, ğ, ı, ş, ç, ö) kullanılmaması önemlidir. Klasör açıldıktan ve isim verildikten sonra SPSS formatındaki veri seti (diğer pek çok istatistik programı ya da Excel de kullanılabilir) aynı isimle klasörün içine kaydedilir.

LISREL programı çalıştırılır. Aşağıda Şekil 6.7.'de LISREL'in çalıştırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



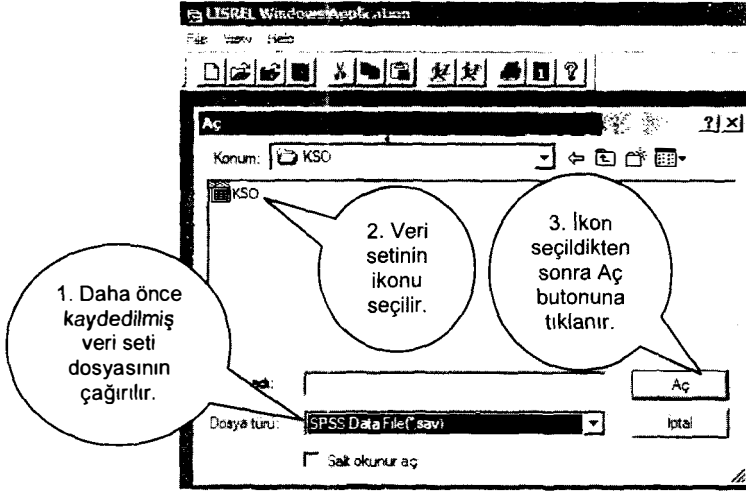
Şekil 6.7. LISREL Programının Çalıştırılması

LISREL programı çalıştırıldıktan sonra analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması gerekmektedir. Veri seti bir dosya olarak kaydedilmelidir ve dosyanın LISREL'deki adı Prelis'tir. Ancak veri dosyası genellikle SPSS, Excel, Minitab, SAS ya da Statistica dosyası olarak kaydedildiğinden, o dosyanın Prelis dosyasına dönüştürülmesi gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde KSO) klasör açılır. Çağırılacak olan dosyada, yalnızca analize dâhil edilecek maddelerin bulunması çok önemlidir. Çünkü LISREL sütun sırası hesabına göre çalışmaktadır. Dolayısıyla ölçek numarası, herhangi bir demografik değişken (yaş, cinsiyet vb.) ya da analize dâhil edilmeyecek bir başka ölçme aracına ait maddeler veri setinde yer almamalıdır. Aşağıda Şekil 6.8.'de Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



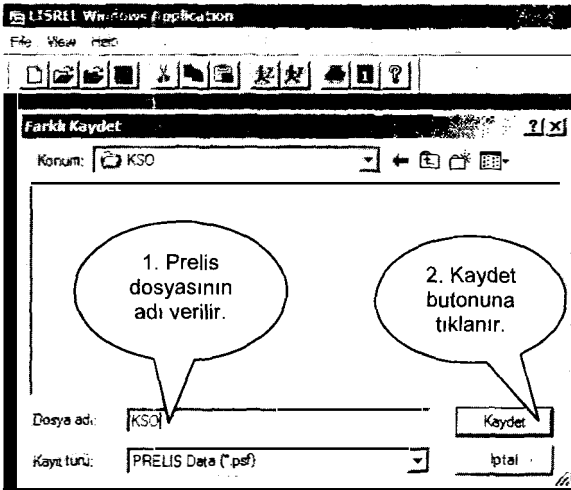
Şekil 6.8. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Seti Dosyasının Çağırılması

İlgili klasör açıldıktan sonra (klasör boş olarak görüntülenecektir), veri seti dosyası hangi formatta kaydedilmiş ise (SPSS, Excel, Minitab vb.) aşağıda "Dosya türü"nün yanında yer alan ok tıklanır. Veri seti dosyası, hangi program formatında kaydedilmiş ise (örneğimizde SPSS dosyasıdır) o format seçilir. Bu durumda pencere içinde ilgili veri seti dosyasının iconu görülecektir. Analizi yapılacak olan dosyanın iconu seçilerek "Aç" butonu tıklanır (ya da veri seti dosyasına ilişkin icon çift tıklanabilir).



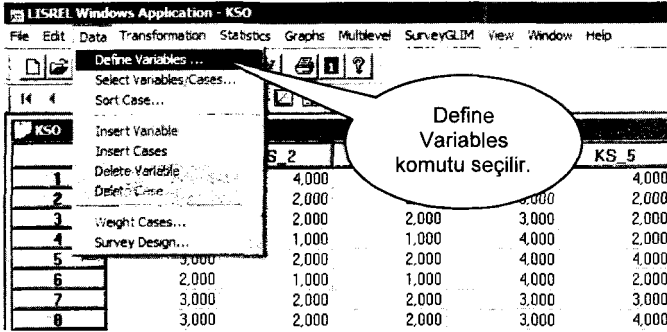
Şekil 6.9. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan "Dosya adı" bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve "Kaydet" butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



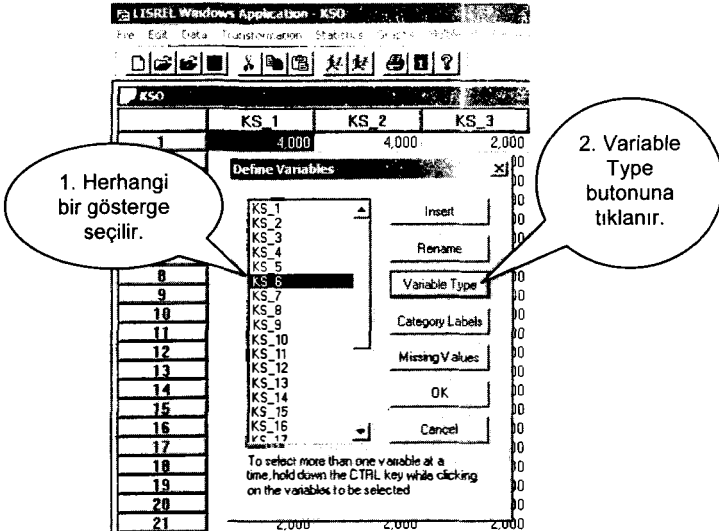
Şekil 6.10. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kayıtme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.11.'de gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Görüldüğü gibi Prelis dosyası da SPSS ya da Excel gibi hücrelerden oluşan bir arayüze sahiptir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



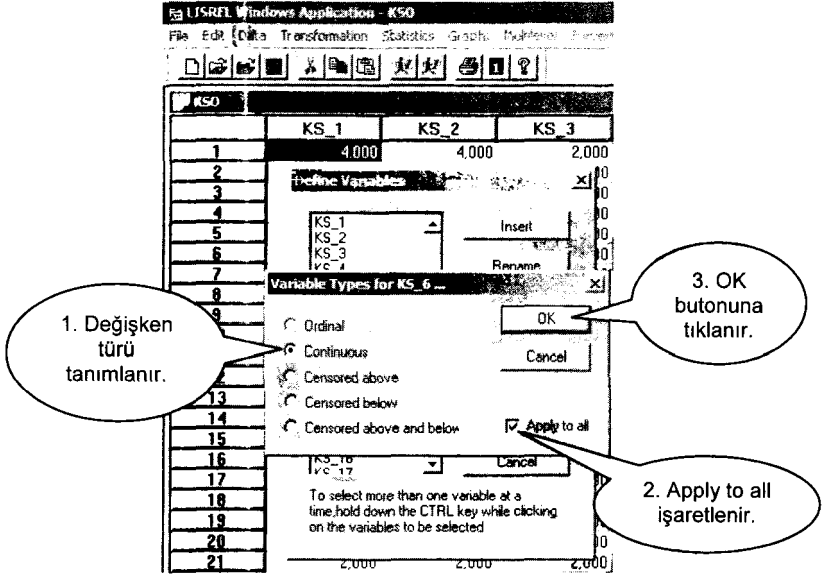
Şekil 6.11. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.12.'de örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



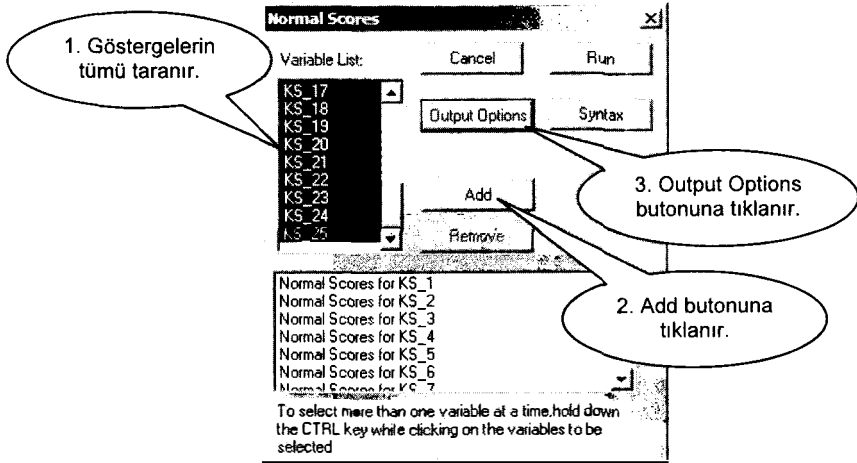
Şekil 6.12. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek işaretlenir. Eğer ölçme aracında yer alan maddeler için değişken türü sürekli ise "Continuous"; kategorik ise "Ordinal" işaretlenir. Örnek için kullanılan ölçeğin Likert türü derecelleme ölçeği olmasından dolayı "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm maddeler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. "Define Variables" penceresinde de, "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Ancak önemle hatırlatılması gereken durum, yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının mutlaka kaydedilmesi gerekmektedir. Aksi takdirde veri türü ne olursa olsun, varsayılan veri türü kategorik olduğundan, analiz bu veri türü üzerinden gerçekleşecektir. Bu ise hatalı sonuçların elde edilmesine neden olabilir.



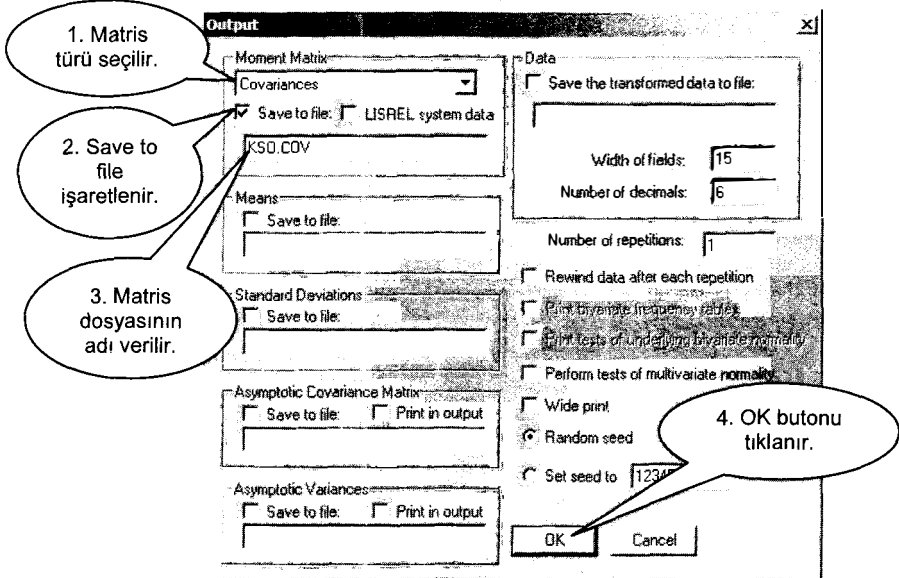
Şekil 6.13. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem, ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıkış seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.14.'te "Output Options" penceresinin örneği verilmiştir.



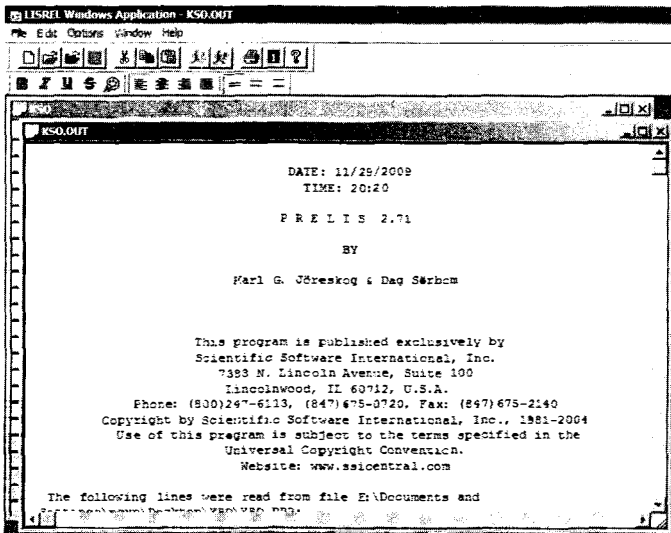
Şekil 6.14. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından ekrana gelen "Output Options" penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Sosyal bilimlerde doğrulayıcı faktör analizi için iki tür matris kullanılır. Bunlar korelasyon ve kovaryans matrisleridir. Hangi matris türünün seçilmesi gerektiği kararı araştırmacının inisiyatifindedir. Bu örnekte kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılmıştır. Eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.15.'te görüldüğü gibi, eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, KSO.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacak ise öncelikle "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra, dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, KSO.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından "Output" penceresindeki "OK" butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.



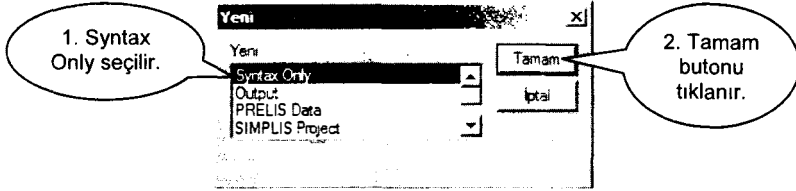
Şekil 6.15. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana aşağıda Şekil 6.16.'da örneği gösterilen "KSO.OUT" adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.



Şekil 6.16. Çıktı Dosyası Örneği

Bu aşamada sözdizim (syntax) dosyasının hazırlanması gerekmektedir. Bunun için öncelikle "File" komut grubundan "New" (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.17.'de gösterilen bu pencerede "Syntax Only" seçilerek "Tamam" butonuna tıklanır.



Şekil 6.17. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

Sözdizimi hazırlamanın belirli kuralları vardır. Bu kurallar şunlardır:

- Sözdizimin yazılmasında Türkçe karakterler (ç, ö, ş, ü, ğ, ı) kullanılmamalıdır.
- Sözdiziminde her bir sözcüğün yazılmasında ilk harf büyük olmalıdır (Birinci satırda başlık büyük olabilir).
- Sözcükler ya da değişken tanımları arasında bir boşluk bulunmalıdır.
- Göstergeleri (maddeleri) ifade eden sembollerin başında bir harf (büyük yazılacak) bulunmalıdır.
- Analiz, göstergelerin sembolleri üzerinden değil, Prelis dosyasındaki sütunların sırası üzerinden yapılmaktadır. Dolayısıyla bu sıraya uygun bir biçimde tanımlama yapılması önemlidir.
- Eğer göstergeler Prelis dosyasında ardışık bir sıra ile geliyorsa göstergeleri tek tek yazmak yerine ilk ve son göstergeleri yazıp araya bir çizgi koymak yeterlidir (örneğin, V1-V23 vb.).

Bu kurallar doğrultusunda sözdizimin yazımında uyulması gereken sıra aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

- Satır : Yapılacak olan analiz için bir başlık yazılır. Örneğin, "Karar Stilleri Olcegi Dogrulayici Faktor Analizi" vb.
- Satır : "Observed Variables" (gözlenen değişkenler) ifadesi yazılır.
- Satır : Analize dâhil edilecek değişkenler yazılır. Göstergelerin yazılmasında iki durum vardır. Bunlardan ilki, tüm göstergelerin sırayla (V1 V2 V3 V4 V5 V6 V7 V8 V9 V10 V11 V12 vb.) yazılmasıdır ki bu çok pratik bir yol değildir. İkinci yol ise analize dâhil edilecek ilk



göstergenin ve son göstergenin araya tire (-) işareti konularak (V1-V12 vb.) yazılmasıdır.

4. Satır : Bu satırda analizin hangi matris üzerinden hesaplanacağına ilişkin bir tanımlama yapılır. Bunun için, yukarıda Şekil 6.15.'te örneği verilen, daha önce kaydedilen matrisi tanımlamak amacıyla şu ifade yazılır: "Covariance Matrix from File KSO.COV".
5. Satır : Bu satırda örneklem büyüklüğü tanımlanır. Bunun için örneklem büyüklüğünün örnekte 300 olması nedeni ile tanımlama "Sample Size: 300" biçiminde yapılır.
6. Satır : Bu satırda gizil değişkenlerin tanımlaması yapılır. Gizil değişkenlerin tanımlanmasında mümkün olduğunca kısa ifadelerin kullanılması önerilir. Örnekte Karar Stilleri Ölçeğinin beş boyutu bulunmaktadır. Bunlar, Rasyonel, Spontane, Kaçınmacı, Bağımlı ve Sezgiseldir. Bu doğrultuda tanımlama şu biçimde yapılmıştır: "Latent Variables: Rasyonel Spontane Kacınmaci Bagimli Sezgisel"
7. Satır : Bu satırda "Relationships:" (ilişkiler) yazılır.
8. Satır : Bu satırda hangi gizil değişkenin, hangi göstergeleri açıkladığını belirlemek amacıyla bir tanımlama yapılması gerekmektedir. Aşağıda bu satırın yazılmasına ilişkin bir örnek verilmiştir.

Örnek:

V4 V7 V11 V13 V25 = Rasyonel

V2 V9 V15 V20 V24 = Spontane

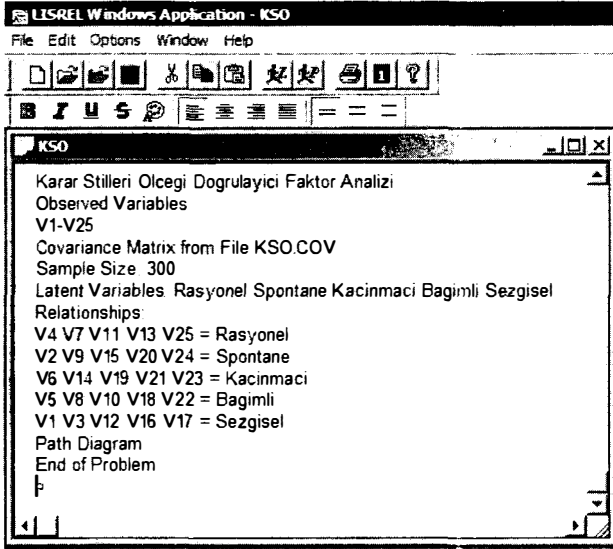
V6 V14 V19 V21 V23 = Kacınmaci

V5 V8 V10 V18 V22 = Bagimli

V1 V3 V12 V16 V17 = Sezgisel

9. Satır : "Path Diagram" (yol şeması) yazılır.
10. Satır : "End of Problem" (problemin sonu) yazılır.

Aşağıda Şekil 6.18.'de, yukarıda yapılan tanımlamalar doğrultusunda yazılmış örnek bir sözdizim dosyası verilmiştir.



Şekil 6.18. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimin yazılmasının ardından, dosya aynı klasör içerisinde kaydedilir. Analizi başlatmak için "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) tıklanır. Araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu () tıklanarak da analiz başlatılabilir.

6.2.4.3. Örnekler

Doğrulayıcı faktör analizi için, açıklayıcı faktör analizinde olduğu gibi, iki uygulama örneği verilmiştir. Uygulama örneklerinden birincisi, tek faktörlü bir ölçme aracına ilişkin modelin test edilmesi; ikincisi ise çok faktörlü bir ölçme aracına ait modelin test edilmesi ile ilgilidir. Okuyucuların uygulama örneklerini takip ederken, analizleri kendilerinin de yapmalarını tavsiye ederiz. Doğrulayıcı faktör analizi, pek çok istatistik paket programı (SPSS, Statistica, Lisrel, EQS, Amos vb.) kullanılarak yapılabilir. Alanyazında yaygın olarak Lisrel kullanılması nedeniyle örnekler, bu istatistik paket programı üzerinden verilmiştir.

A. Tek Faktörlü Model İçin Doğrulayıcı Faktör Analizi Örneği:

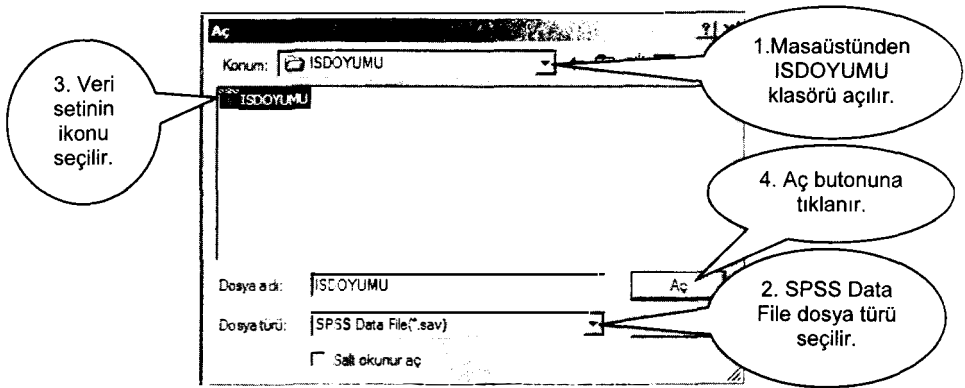
Doğrulayıcı faktör analizi için ilk örnek, açıklayıcı faktör analizinde kullanılan tek faktörlü bir iş doyumunu ölçeğine¹ ait veri seti üzerinden verilmiştir.

¹ Ölçek adı ve veri seti yazarlar tarafından değiştirilmiştir.

İşgörenlerin iş doyumunu ölçmek amacıyla geliştirilmiş olan araç 12 maddeden oluşmaktadır.

5.4.1. ORNEK dosyası açılarak, aşağıda verilen işlem basamakları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

Analiz için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılır ve o klasöre kısa bir ad verilir (örnekte, klasöre ISDOYUMU adı verilmiştir). Klasör açıldıktan ve isim verildikten sonra, SPSS formatındaki veri seti aynı isimle klasörün içine kaydedilir. LISREL programı çalıştırıldıktan sonra analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması için Prelis dosyasının hazırlanması gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde ISDOYUMU) klasör açılır. Aşağıda Şekil 6.19'da Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



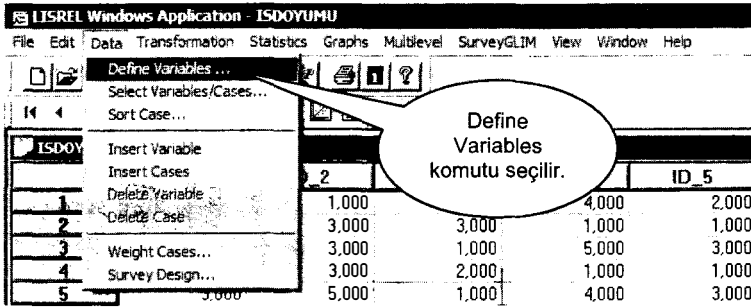
Şekil 6.19. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan "Dosya adı" bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve "Kaydet" butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



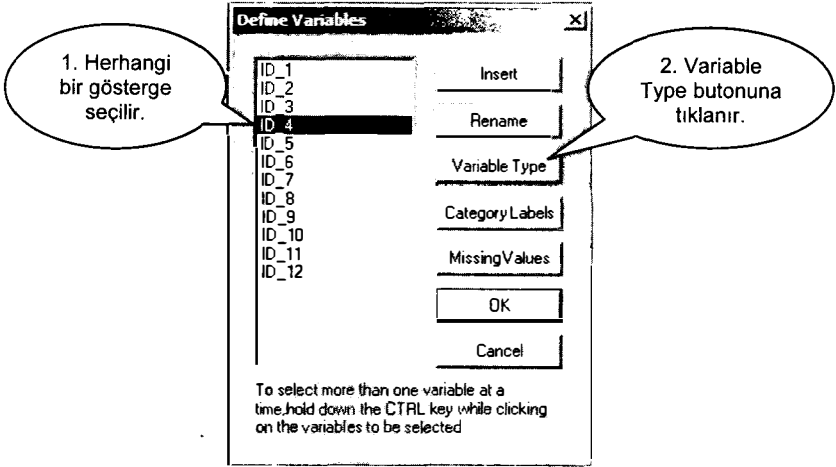
Şekil 6.20. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kaydetme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.21.'de gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



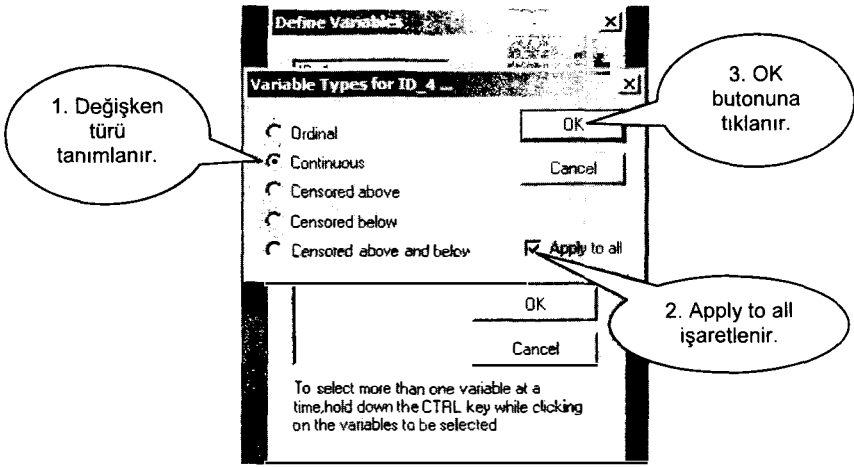
Şekil 6.21. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.22.'de örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



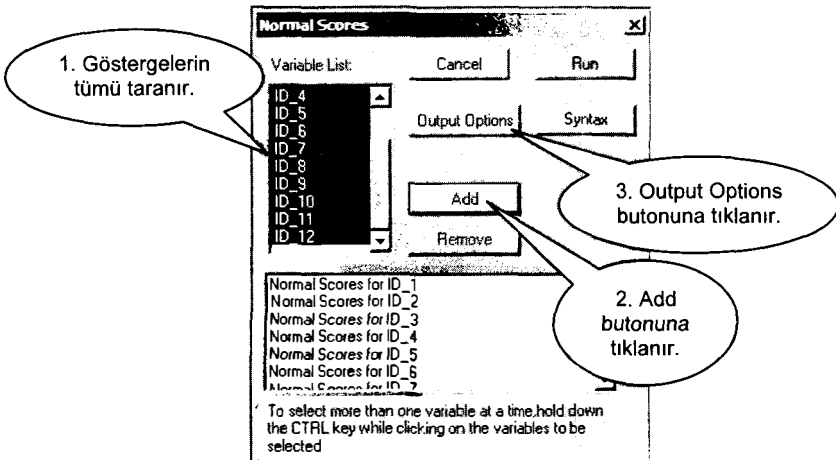
Şekil 6.22. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek işaretlenir. Ölçme aracıda yer alan maddeler için değişken türünün sürekli olması nedeniyle "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm maddeler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. "Define Variables" penceresinde de "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Ancak önemle hatırlatılması gereken durum, yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının mutlaka kaydedilmesi gerekmektedir. Aksi takdirde veri türü ne olursa olsun, varsayılan veri türü kategorik olduğundan analiz bu veri türü üzerinden gerçekleşecektir. Bu ise hatalı sonuçların elde edilmesine neden olabilir.



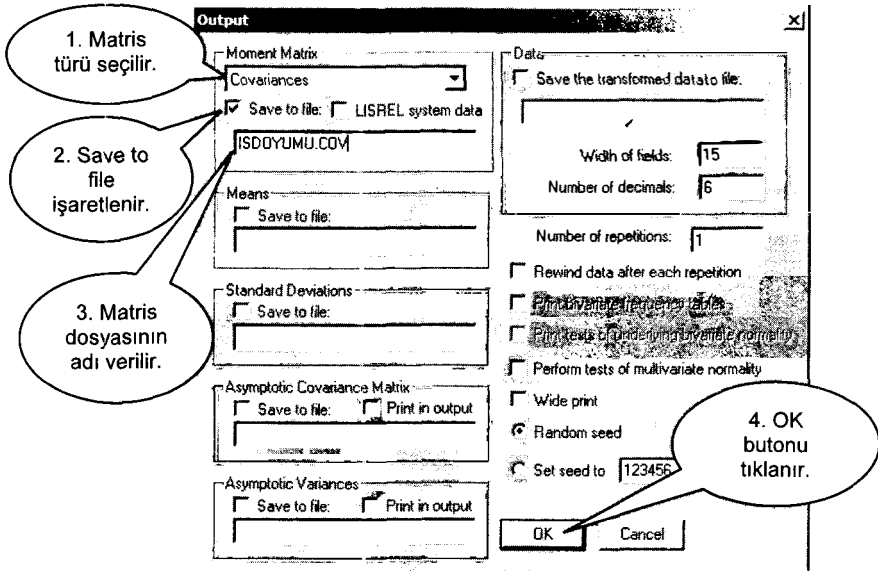
Şekil 6.23. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem, ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıktı seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.24.'te örnek verilmiştir.



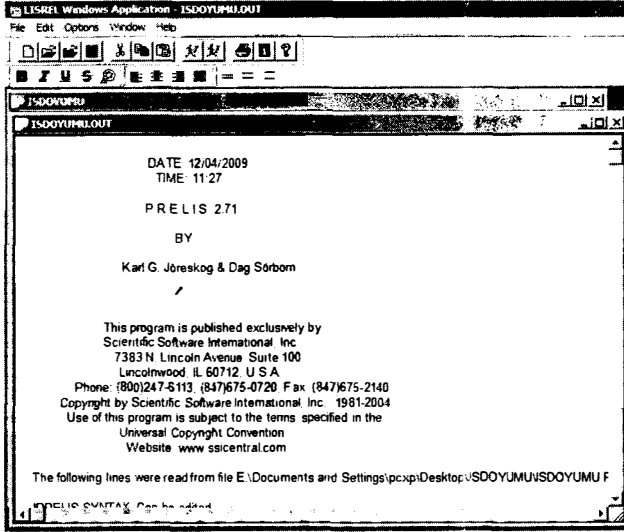
Şekil 6.24. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana gelen "Output Options" penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Sosyal bilimlerde doğrulayıcı faktör analizi için iki tür matris kullanılır. Bunlar korelasyon ve kovaryans matrisleridir. Hangi matris türünün seçilmesi gerektiği kararı araştırmacının inisiyatifindedir. Bu örnekte kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılmıştır. Eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.25'te görüldüğü gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, ISDOYUMU.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacaksa öncelikle "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, ISDOYUMU.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından "Output" penceresindeki "OK" butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.



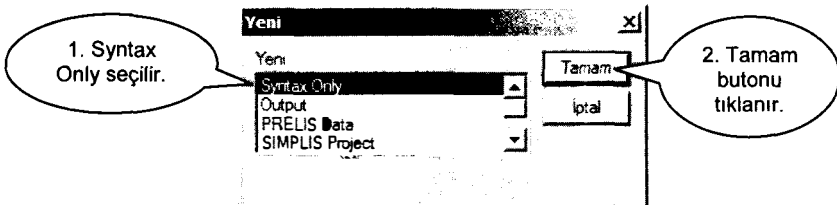
Şekil 6.25. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana aşağıda Şekil 6.26.'da örneği gösterilen ISDOYUMU.OUT adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.



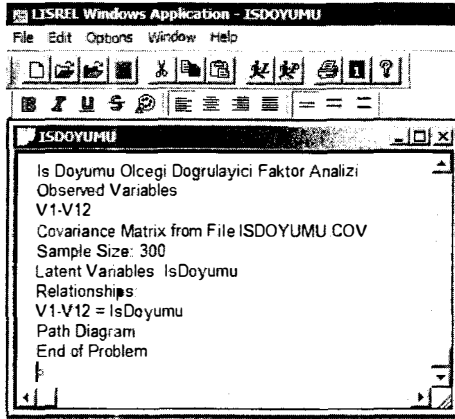
Şekil 6.26. Çıktı Dosyası Örneği

Bu aşamada sözdizim (syntax) dosyasının hazırlanması gerekmektedir. Bunun için öncelikle "File" komut grubundan "New" (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.27.'de gösterilen bu pencerede "Syntax Only" seçilerek "Tamam" butonuna tıklanır.



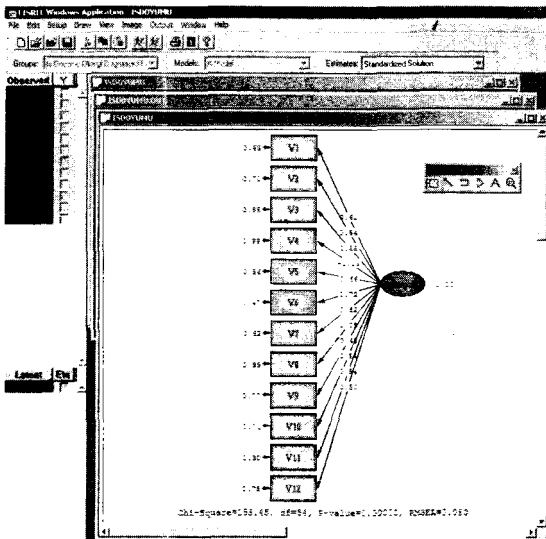
Şekil 6.27. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

Sözdizimin yazılması ile ilgili örnek, aşağıda Şekil 6.28.'de gösterilmiştir.



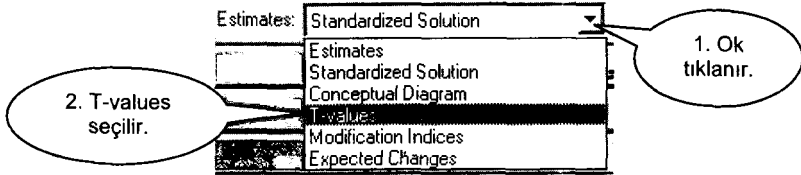
Şekil 6.28. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimi yazıldıktan ve aynı klasör içerisine kaydedildikten sonra "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (🏃) tıklanarak da analiz başlatılır. Analiz sonucunda, aşağıda örneği Şekil 6.29.'da gösterilen yol şeması (path diagram) ve out uzantılı bir çıktı (output) dosyası ekrana gelir.



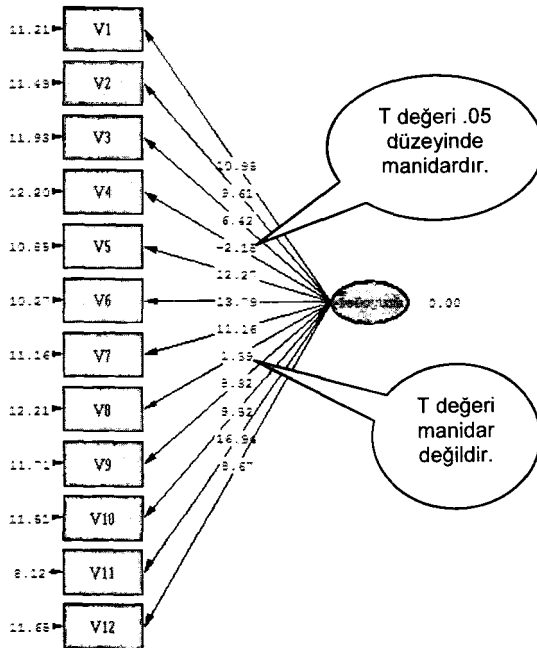
Şekil 6.29. İş Doyumu Ölçeği İçin Yol Şeması

Bu aşamada, araştırmacının ilk kontrol etmesi gereken gözlenen değişkenlerin t değerlerinin manidarlık düzeyidir. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" (tahminler) bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.30.'da örneği gösterildiği gibi "T-values" (t değerleri) seçilir.



Şekil 6.30. T Değerleri Seçeneği

"T-values" seçeneği seçildikten sonra ekrana gelen yol şemasının örneği aşağıda Şekil 6.31.'de gösterilmiştir.

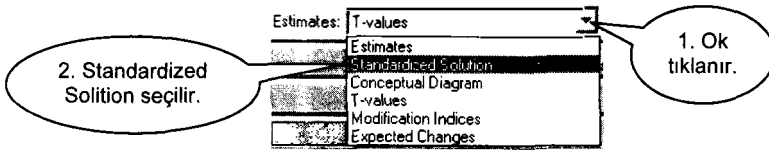


Şekil 6.31. İş Doyumu Ölçeğinin Tek Boyutlu Modeli İçin Gizil Değişkenlerin Gözlenen Değişkenleri Açıklama Oranlarının Manidarlık Düzeyleri



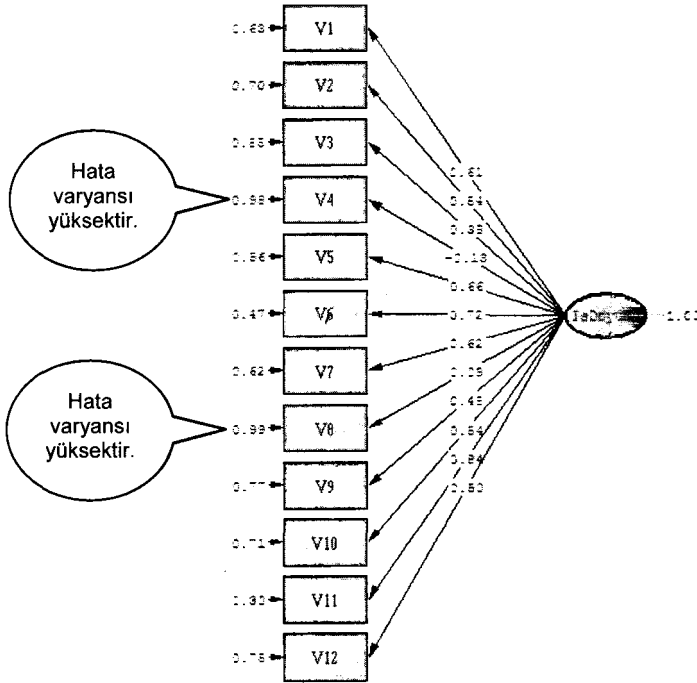
Yukarıda Şekil 6.31.'de görüldüğü üzere, gizil değişkenlerin gözlenen değişkeni açıklama durumlarına ilişkin t değerleri oklar üzerinde gösterilmiştir. Parametre tahminleri, eğer t değerleri 1.96'yı aşarsa .05 düzeyinde ve 2.56'yı aşarsa .01 düzeyinde manidardır. Bu çerçevede, Şekil 6.31. incelendiğinde V8'in manidar t değeri vermediği gözlenmektedir. Ayrıca Lisrel'de manidar olmayan bir t değeri kırmızı ile gösterilmektedir. Diğer t değerleri incelendiğinde ise V4'ün .05 düzeyinde manidar olduğu, diğer göstergelerin ise .01 düzeyinde manidar t değeri verdiği görülmektedir.

Yapısal eşitlik modeli çerçevesinde yapılan analizlerde manidar olmayan t değerlerinin analiz dışı bırakılması gerekmektedir. Ancak bu kararı uygulamadan önce, göstergelerin hata varyanslarının da kontrol edilmesinde yarar vardır. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.32.'de örneği gösterildiği gibi "Standardized Solution" (standartlaştırılmış çözüm) seçilir.



Şekil 6.32. Standartlaştırılmış Çözüm Seçeneği

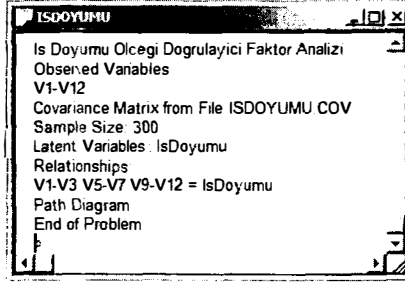
"Standardized Solution" seçildikten sonra ekrana gelen yol şemasının örneği aşağıda Şekil 6.33.'de gösterilmiştir.



Şekil 6.33. Yol Şemasında Hata Varyanslarının İncelenmesi

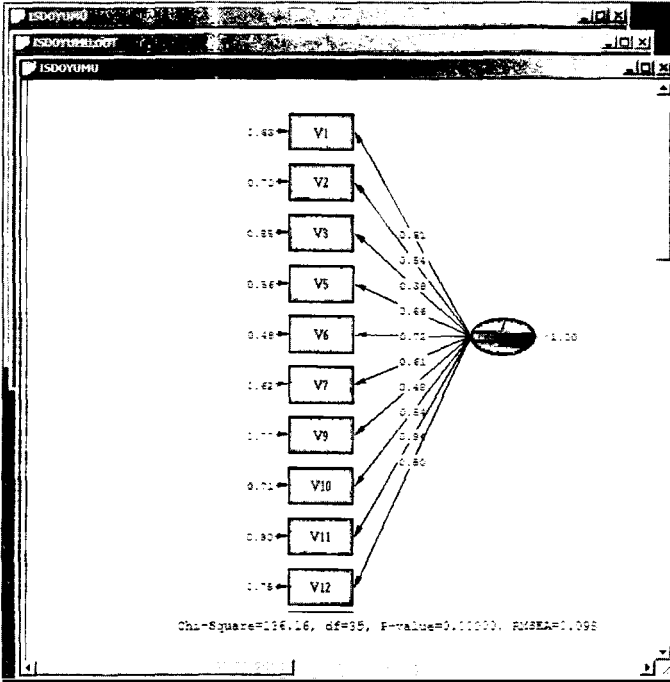
Yukarıda Şekil 6.33.'de, gözlenen değişkenlerin hata varyansları incelendiğinde V4 (.98) ve V8 (.99)'in hata varyanslarının oldukça yüksek olduğu görülmektedir. V8 için t değerinin manidar olmaması ve V4 için t değerinin ancak .05 düzeyinde manidar olduğu; ayrıca, açıklayıcı faktör analizi bölümündeki uygulama örneğinde bu göstergelerin düşük faktör yük değeri verdiği ve dolayısıyla söz konusu göstergelerin analiz dışı bırakıldığı da göz önüne alındığında, söz konusu göstergelerin analiz dışı bırakılmasına karar verilmiştir. Ancak bu aşamada, göstergelerin birer birer analiz dışı bırakılması gerektiğini, her bir aşamada t değerleri ve hata varyanslarının kontrol edilmesi gerektiğini hatırdan çıkarmamakta yarar vardır.

Söz konusu göstergelerin analiz dışı bırakılması için, sözdizimdeki "Relationships"de göstergeler aşağıda Şekil 6.34.'te gösterildiği biçimde yeniden tanımlanır.



Şekil 6.34. Göstergelerin Analiz Dışı Bırakılmasına İlişkin Sözdizim Dosyası Örneği

Analizin tekrar çalıştırılması ile ("Run Lisrel" tıklanarak) elde edilen yol şeması aşağıda Şekil 6.35.'te verilmiştir.



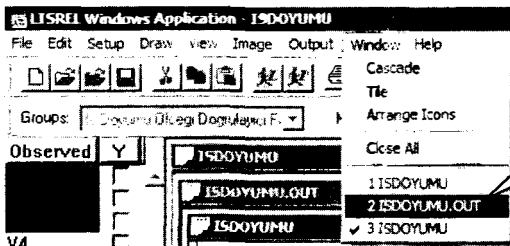
Şekil 6.35. Göstergelerin Analiz Dışı Bırakıldıktan Sonraki Yol Şeması

Analizin bu aşamasında, incelenmesi gereken ilk değer p değeridir. Bu değer beklenen kovaryans matrisi ile gözlenen kovaryans matrisleri arasındaki farkın (χ^2 değerinin) manidarlığı hakkında bilgi vermektedir. Doğal olarak p değerinin manidar olmaması arzu edilen bir durumdur. Şekil 6.34.'te görüldüğü üzere p değeri .01 düzeyinde manidardır. Pek çok doğrulayıcı faktör analizinde örneklemin büyük olması nedeniyle p değerinin manidar olması normaldir. Bu nedenle iki matris arasındaki uyuma ilişkin alternatif uyum indekslerinin de değerlendirilmesinde yarar vardır. Diğer bir ifadeyle p değerinin manidar olması pek çok çalışmada tolere edilmektedir.

Değerlendirmeye alınan diğer bir uyum indeksi χ^2 'dir. Ancak χ^2 , tek başına değerlendirilen bir istatistik değildir. Bu bölümde, doğrulayıcı faktör analizinin kuramsal temelini anlatıldığı kısımda belirtildiği gibi, χ^2 , serbestlik derecesi (sd) ile oranlanarak değerlendirmeye alınır. Yukarıda Şekil 6.35.'te görüldüğü üzere $\chi^2=136.16$ ve $sd=35$ 'tir. Bu değerler birbirine oranlandığında χ^2/sd oranının 3.89 ($136.16/35=3.89$) olduğu görülmektedir. Büyük örneklerde χ^2/sd oranının 3'ün altında olması mükemmel uyuma; 5'in altında olması orta düzeyde uyuma karşılık gelmektedir (Kline, 2005; Sümer, 2000). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için χ^2/sd oranının orta düzeyde uyum değeri verdiği ifade edilebilir.

Yol şemasındaki RMSEA incelendiğinde ise .098 düzeyinde bir uyum indeksi elde edildiği görülmektedir. RMSEA'nın .05'ten küçük olması mükemmel ve .08'den küçük olması iyi uyuma işaret ederken (Jöreskog ve Sörbom, 1993), .10'dan küçük olması ise zayıf uyuma işaret eder (Tabachnick ve Fidel, 2001). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için elde edilen uyum indeksinin zayıf olduğu ifade edilebilir.

Bu aşamada, diğer uyum indekslerinin ve modifikasyon önerilerinin incelenerek değerlendirilmesi amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyası açılır. Bunun için, aşağıda Şekil 6.36.'da örneği gösterildiği gibi, "Window" (pencere) komut grubundan ISDOYUMU.OUT ya da aynı isimli pencere tıklanır.



Şekil 6.36. Çıktı (Output) Dosyasının Açılması



Aşağıda analiz sonucunda elde edilen çıktı dosyasının örneği verilmiştir.

DATE: 12/ 7/2009

TIME: 0:21

L I S R E L 8.71

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by

Scientific Software International, Inc.

7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100

Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2004

Use of this program is subject to the terms specified in the

Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file E:\Documents and Settings\pcxp\Desktop\

ISDOYUMU\ISDOYUMU.Spl:

Is Doyumu Olcegi Dogrulayici Faktor Analizi

Observed Variables

V1-V12

Covariance Matrix from File ISDOYUMU.COV

Sample Size: 300

Latent Variables: IsDoyumu

Relationships:

V1-V3 V5-V7 V9-V12 = IsDoyumu

Path Diagram

End of Problem

Sample Size = 300

Is Doyumu Olcegi Dogrulayici Faktor Analizi

Covariance Matrix

V1	V2	V3	V5	V6	V7
1.40					

V1 1.40

V2	0.38	1.57				
V3	0.13	0.32	1.36			
V5	0.52	0.60	0.48	1.31		
V6	0.53	0.71	0.43	0.74	1.50	
V7	0.48	0.48	0.47	0.55	0.74	1.34
V9	0.41	0.38	0.18	0.46	0.53	0.48
V10	0.53	0.51	0.38	0.47	0.50	0.45
V11	0.81	0.59	0.35	0.68	0.81	0.63
V12	0.43	0.43	0.25	0.38	0.46	0.32

Covariance Matrix

	V9	V10	V11	V12
V9	1.53			
V10	0.52	1.79		
V11	0.53	0.69	1.24	
V12	0.42	0.86	0.65	1.64

Is Doyumu Olcegi Dogrulayici Faktor Analizi

Number of Iterations = 10

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

Measurement Equations

$$V1 = 0.72 * IsDoyumu, \text{Errorvar.} = 0.88, R^2 = 0.37$$

(0.066)	(0.079)
10.98	11.20

$$V2 = 0.68 * IsDoyumu, \text{Errorvar.} = 1.11, R^2 = 0.30$$

(0.071)	(0.096)
9.59	11.50

$$V3 = 0.45 * IsDoyumu, \text{Errorvar.} = 1.17, R^2 = 0.15$$

(0.069)	(0.098)
6.43	11.93

$$V5 = 0.76 * IsDoyumu, \text{Errorvar.} = 0.73, R^2 = 0.44$$

(0.062)	(0.068)
12.26	10.84

$$V6 = 0.88 * IsDoyumu, \text{Errorvar.} = 0.72, R^2 = 0.52$$

(0.064)	(0.070)
13.69	10.31



V7 = 0.71*IsDoyumu, Errorvar.= 0.84 , R² = 0.38

(0.064) (0.075)

11.12 11.17

V9 = 0.59*IsDoyumu, Errorvar.= 1.17 , R² = 0.23

(0.071) (0.10)

8.32 11.70

V10 = 0.73*IsDoyumu, Errorvar.= 1.26 , R² = 0.29

(0.076) (0.11)

9.56 11.50

V11 = 0.93*IsDoyumu, Errorvar.= 0.37 , R² = 0.70

(0.055) (0.046)

16.99 8.04

V12 = 0.64*IsDoyumu, Errorvar.= 1.23 , R² = 0.25

(0.074) (0.11)

8.68 11.65

Correlation Matrix of Independent Variables

IsDoyumu

1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 35

Minimum Fit Function Chi-Square = 128.79 (P = 0.00)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 136.16 (P = 0.00)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 101.16

90 Percent Confidence Interval for NCP = (69.04 ; 140.85)

Minimum Fit Function Value = 0.43

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.34

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.23 ; 0.47)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.098

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.081 ; 0.12)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.59

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.48 ; 0.72)

ECVI for Saturated Model = 0.37

ECVI for Independence Model = 6.07

Chi-Square for Independence Model with 45 Degrees of Freedom = 1794.81

Independence AIC = 1814.81

Model AIC = 176.16

Saturated AIC = 110.00

Independence CAIC = 1861.85

Model CAIC = 270.24

Saturated CAIC = 368.71

Normed Fit Index (NFI) = 0.93

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.93

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.72

Comparative Fit Index (CFI) = 0.95

Incremental Fit Index (IFI) = 0.95

Relative Fit Index (RFI) = 0.91

Critical N (CN) = 134.12

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.088

Standardized RMR = 0.058

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.92

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.87

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.58

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between and Decrease in Chi-Square New Estimate

V3	V1	11.3	-0.21
V5	V3	8.7	0.17
V7	V3	8.3	0.17
V7	V6	8.0	0.15
V10	V6	9.1	-0.19
V11	V1	31.7	0.26
V12	V10	33.8	0.44

Time used: 0.047 Seconds



Uyum indekslerinin incelenmesine devam edildiğinde GFI'nin .92 ve AGFI'nin .87 olduğu görülmektedir. GFI ve AGFI indekslerinin .95'in üzerinde olması mükemmel uyuma, .90'in üzerinde olması ise iyi uyuma karşılık gelmektedir (Hooper, Caughlan ve Mullen, 2008). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için GFI'nin iyi bir uyuma, AGFI'nin zayıf bir uyuma sahip olduğu görülmektedir.

Standardize edilmiş RMR'nin uyum indeksinin .058 olduğu görülmektedir. RMR ve standardize edilmiş RMR'nin .05'in altında olması mükemmel uyuma .08'in altında olması iyi uyuma (Brown, 2006) ve .10'un altında olması ise zayıf uyuma karşılık gelmektedir. Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için standardize edilmiş RMR'nin iyi bir uyuma sahip olduğu ifade edilebilir.

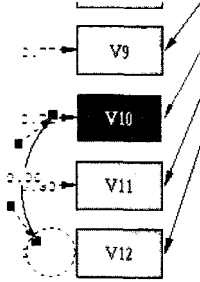
Son olarak NNFI ve CFI uyum indeksleri incelendiğinde, NNFI'nin .93 ve CFI'nin .95 olduğu görülmektedir. NNFI ve CFI indekslerinin .95'in üzerinde olması mükemmel uyuma, .90'in üzerinde olması ise iyi uyuma karşılık gelmektedir (Sümer, 2000). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için NNFI'nin mükemmel bir uyuma, CFI'nin iyi bir uyuma sahip olduğu görülmektedir.

Analizin bu aşamasında, modifikasyon önerilerinin de incelenmesinde yarar vardır. Yukarıda verilen çıktı dosyasının sonunda yer alan modifikasyon önerileri (The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance) incelendiğinde, V1 ile V11 ve V10 ile V12 arasında yapılacak modifikasyonların χ^2 'ye önemli ölçüde katkı sağlayacağı görülmektedir. V10 ile V12 arasında yapılacak olan bir modifikasyon ile 136.16 olan χ^2 , 102.36'ya düşecektir ($136.16 - 33.8 = 102.36$). Bu çerçevede, χ^2 /sd başta olmak üzere pek çok uyum indeksinde bir iyileşme olması beklenmektedir. Benzer biçimde V1 ile V11 arasında bir modifikasyonun yapılması χ^2 'ye 31.7 düzeyinde bir katkı sağlayacaktır. Ancak bu noktada, yapılacak modifikasyon ya da modifikasyonlar konusunda araştırmacının dikkatli olması çok önemlidir. Araştırmacı mutlaka, yapılacak modifikasyon ya da modifikasyonlar için kuramsal ya da sağlam mantıksal bir dayanağa sahip olmalıdır. Aksi halde model sınamanın bir anlamı kalmaz. Özellikle modifikasyon indeksleri tarafından önerilen bir değişiklik, modelin χ^2 değerinde önemli bir düşmeye karşılık geliyorsa ve bu düşüş manidar ise önerilen modifikasyonun model açısından kritik bir değişiklik olduğu değerlendirilmesi yapılabilir. Ayrıca birden fazla modifikasyon yapılmasına karar verilmesi halinde, bu modifikasyonların birer birer yapılması gerekmektedir. Modifikasyon yapılmasına karar verilmiş ise aşağıda yol şeması dosyası üzerindeki Şekil 6.37.'de örneği gösterilen "Drawing Bar" (çizim çubuğu)'da yer alan iki uçlu ok (yuvarlak içine alınan) tıklanır.



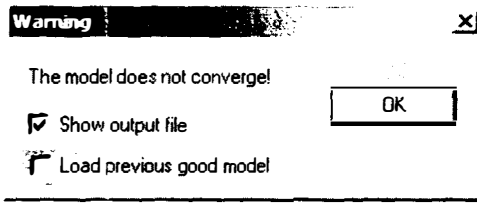
Şekil 6.37. Modifikasyon İkonunun Seçilmesi

Bu işlemin ardından, aşağıda Şekil 6.38.'de gösterildiği gibi, modifikasyon yapılacak olan göstergelerden birinin hata varyansının yanında yer alan çubuğa tıklanır (farenin sol tuşuna basılı tutulur) ve el çekilmeden diğer modifikasyon yapılacak olan göstergenin hata varyansının yanında yer alan çubuğa yuvarlak işareti çıkıncaya kadar ok çekilir. Bu işlemin ardından analizi tekrar çalıştırmak amacıyla "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (🏃) tıklanır.



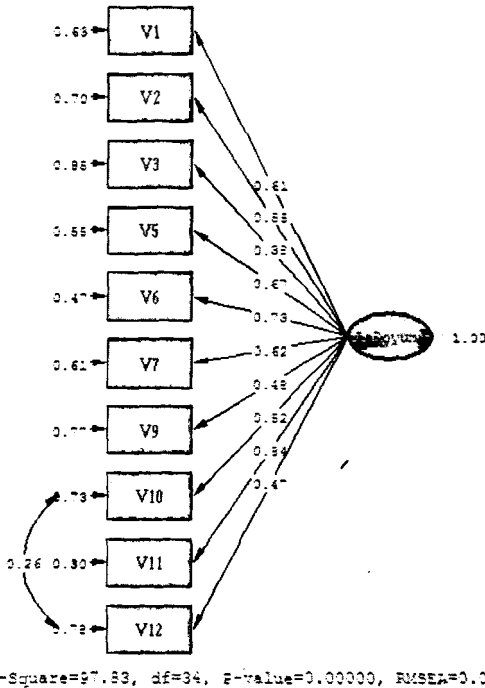
Şekil 6.38. Modifikasyonun Yapılması

Modifikasyon yapılarak analiz tekrarlandıktan sonra, öncelikle yapılan modifikasyonun χ^2 'ye manidar bir katkı sağlayıp sağlamadığını görmek amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyasının "Goodness of Fit Statistics" (uyum iyiliği istatistikleri) başlığı altında yer alan "Chi-Square Difference with 1 Degree of Freedom" (1 serbestlik derecesinde ki-kare farkı)'ın yanında parantez içerisindeki p değerinin manidarlığı incelenir ve bu değer .01 düzeyinde manidar olması beklenir. Örnekte yapılan modifikasyonun χ^2 'ye manidar bir katkı sağladığı [Chi-Square Difference with 1 Degree of Freedom = 38.33 (P = .000)] görülmektedir. Örnek olması açısından V1 ile V11 arasında da modifikasyon yapıldığında, program aşağıda Şekil 6.39.'da örneği gösterilen "The model does not converge" (bu model bir noktaya yönelmemektedir) uyarısını vermektedir. Bu durumda "Show output file" (çıktı dosyasını göster)'in başında bulunan işaret kaldırılır ve "Load previous good model" (önceki modeli yükle)'in başında bulunan boşluk tıklanır ve "OK"e tıklanarak analiz sonuçlandırılır.



Şekil 6.39. "The model does not converge" Uyarısı

Son olarak yapılan modifikasyon doğrultusunda elde edilen yol şeması aşağıda Şekil 6.40.'da verilmiştir.



Şekil 6.40. Modifikasyonun Yapılmasının Ardından Elde Edilen Yol Şeması

Şekil 6.40.'da elde edilen bulgular incelendiğinde, $\chi^2=97.83$ ve $sd=34$ olduğu görülmektedir. Bu değerler birbirine oranlandığında χ^2/sd oranının 2.88 ($97.83/34=2.88$) olduğu görülmektedir. χ^2/sd oranının 3'ün altında olması nedeniyle uyumun mükemmel olduğu ifade edilebilir. Yol şemasındaki

RMSEA incelendiğinde ise .078 düzeyinde bir uyum indeksi elde edildiği görülmektedir. RMSEA'nın 08'den küçük olması nedeniyle uyumun iyi olarak değerlendirilmesi mümkündür.

Diğer uyum indekslerinin değerlendirilmesi amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyası açılır. Elde edilen sonuca ilişkin örnek aşağıda verilmiştir.

Normed Fit Index (NFI) = 0.95
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.95
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.72
Comparative Fit Index (CFI) = 0.97
Incremental Fit Index (IFI) = 0.97
Relative Fit Index (RFI) = 0.93
Critical N (CN) = 178.95
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.068
Standardized RMR = 0.048
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.94
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.90
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.58

Modifikasyondan sonra elde edilen uyum indeksleri incelendiğinde NFI, NNFI, CFI değerlerinin .95'e eşit ya da bu değer üzerinde olmasının ve standardize edilmiş RMR değerinin ise .05'in altında değer almasının mükemmel uyuma karşılık geldiği ifade edilebilir. GFI ve AGFI'nın ise iyi bir uyuma sahip olduğu görülmektedir. Bu çerçevede, iş doyumu ölçeğinin oniki maddeden oluşan bir faktörlü yapısının bir model olarak doğrulandığı ifade edilebilir.

B. Çok Faktörlü Model İçin Doğrulayıcı Faktör Analizi Örneği:

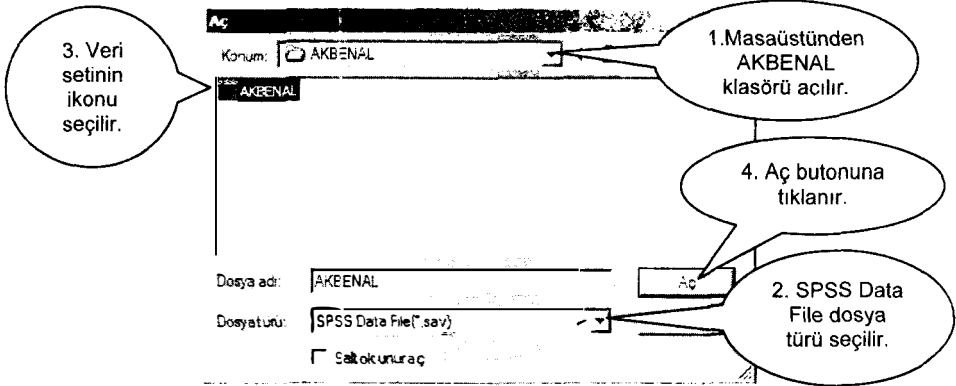
Doğrulayıcı faktör analizi için ikinci örnek, açılımlayıcı faktör analizinde kullanılan çok faktörlü bir akademik benlik kavramı ölçeğine¹ ait veri seti üzerinden verilmiştir. Bireylerin akademik benlik algılarını ölçmek amacıyla geliştirilmiş olan araç 18 maddeden oluşmaktadır. Aracın geliştirilme

¹ Ölçek adı ve veri seti yazarlar tarafından değiştirilmiştir.

sürecinde teorik olarak üç boyut belirlenmiştir. Bu boyutlar, 1) Matematik benlik algısı, 2) Bilim benlik algısı ve 3) Dil becerileri benlik algısıdır.

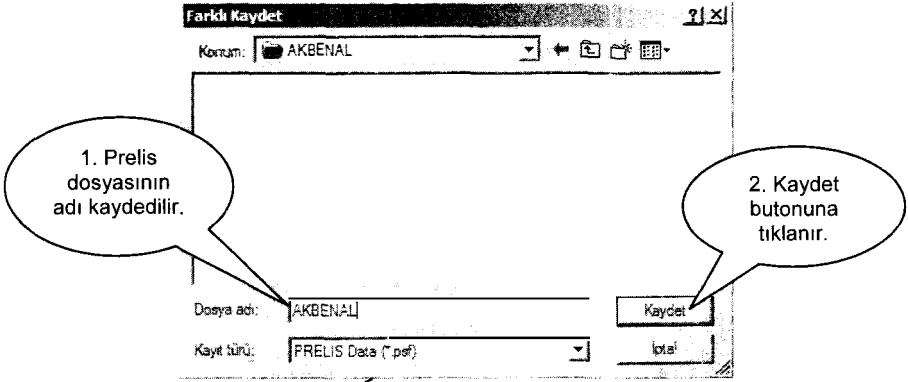
5.4.2. ORNEK dosyası açılarak, aşağıda verilen işlem basamakları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir. Analizin işlem basamakları aşağıdaki sıra ile gerçekleştirilir.

Analiz için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılır ve o klasöre kısa bir ad verilir (örnekte, klasöre AKBENAL adı verilmiştir). Klasör açıldıktan ve isim verildikten sonra SPSS formatındaki veri seti aynı isimle klasörün içine kaydedilir. LISREL programı çalıştırıldıktan sonra analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması için Prelis dosyasının hazırlanması gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde AKBENAL) klasör açılır. Aşağıda Şekil 6.41.'de Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



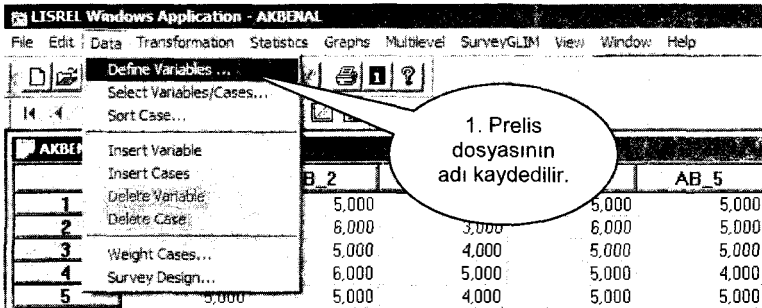
Şekil 6.41. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan "Dosya adı" bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve "Kaydet" butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



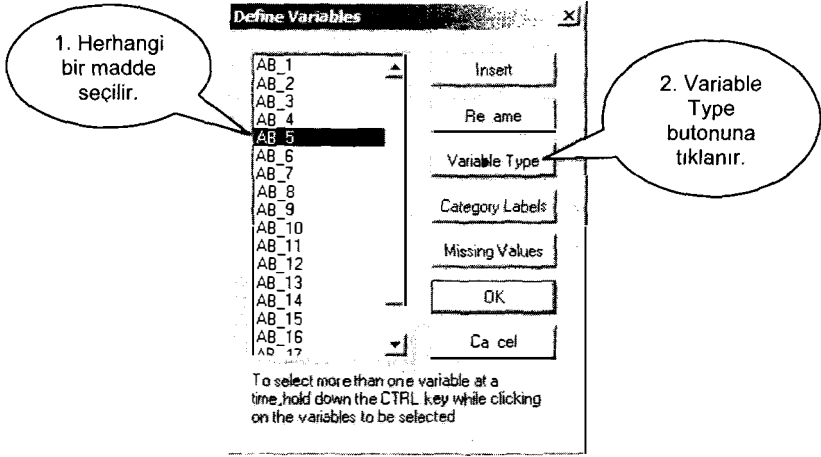
Şekil 6.42. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kaydetme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.43.'de gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



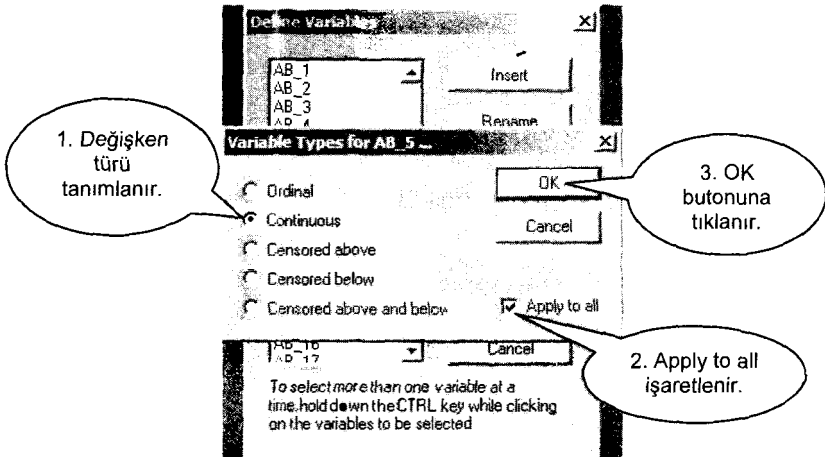
Şekil 6.43. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.45.'te örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



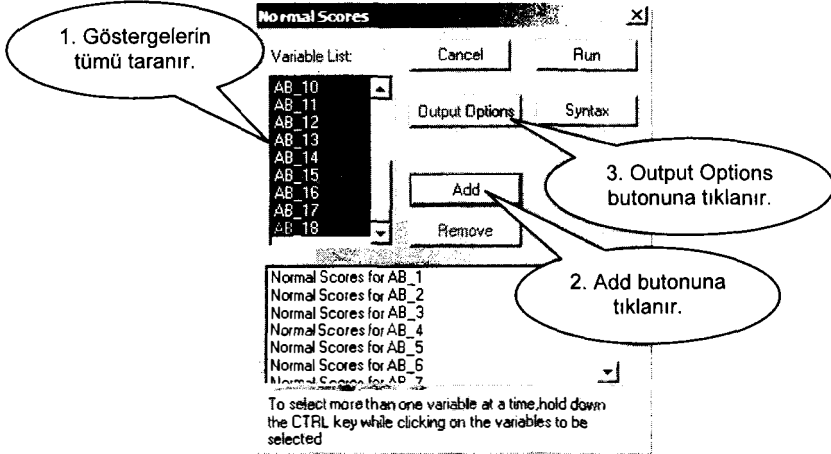
Şekil 6.44. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek işaretlenir. Ölçme aracı yer alan maddeler için değişken türünün sürekli olması nedeniyle "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm maddeler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. "Define Variables" penceresinde de "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının kaydedilmesi gerekmektedir.



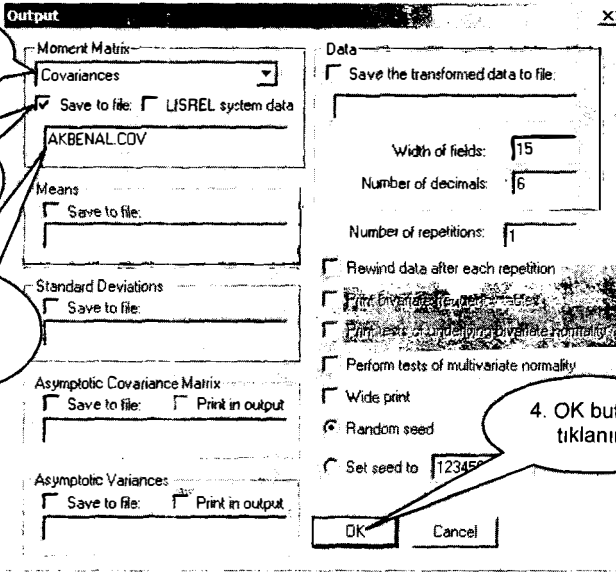
Şekil 6.45. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından, matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem, ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıkış seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.46.'da örnek verilmiştir.



Şekil 6.46. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

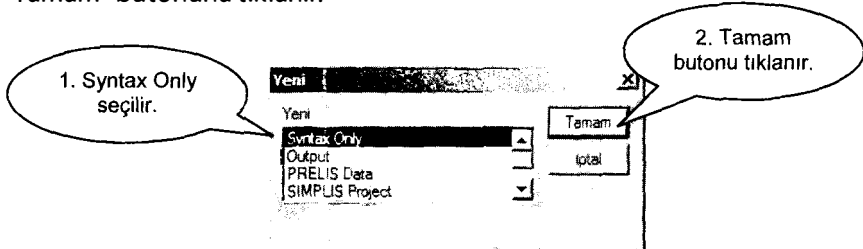
Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana gelen "Output Options" penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Bu örnekte kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılmıştır. Daha önce belirtildiği gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.47.'de görüldüğü gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, AKBENAL.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacaksa öncelikle "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, AKBENAL.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından "Output" penceresi "OK" butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.



Şekil 6.47. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

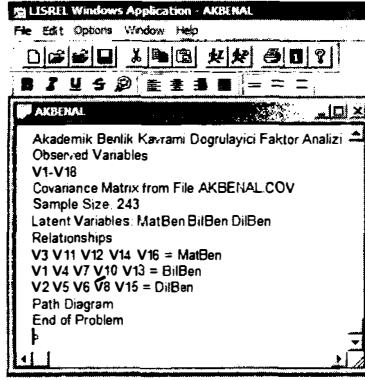
Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana AKBENAL.OUT adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.

Bu aşamada sözdizim (syntax) dosyasının hazırlanması gerekmektedir. Bunun için öncelikle "File" komut grubundan "New" (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.48.'de gösterilen bu pencerede "Syntax Only" seçilerek "Tamam" butonuna tıklanır.



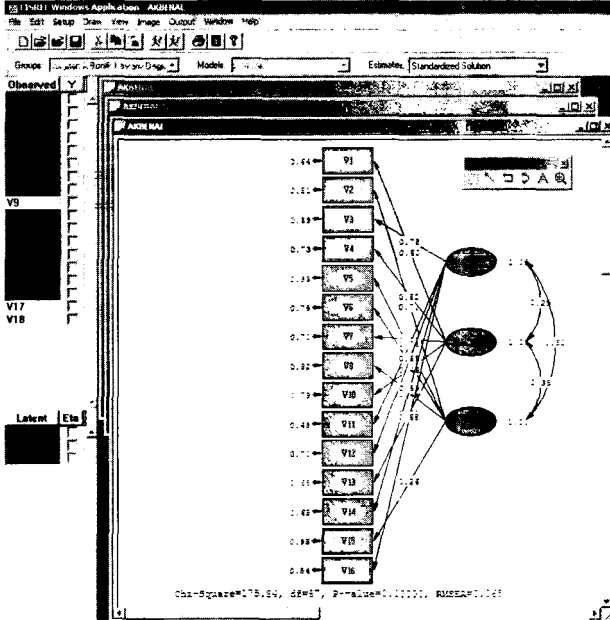
Şekil 6.48. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

Sözdizimin yazılması ile ilgili örnek aşağıda Şekil 6.49.'da gösterilmiştir.



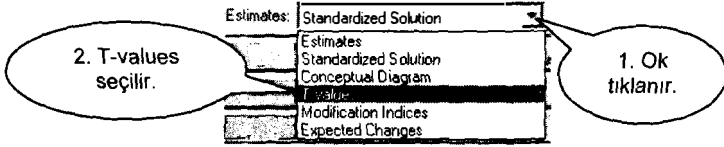
Şekil 6.49. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimi yazıldıktan ve aynı klasör içerisine kaydedildikten sonra, "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (𐀀) tıklanarak da analiz başlatılır. Analiz sonucunda analiz ile ilgili aşağıda örneği Şekil 6.50.'de gösterilen yol şeması (path diagram) ve "out" uzantılı bir çıktı dosyası ekrana gelir.



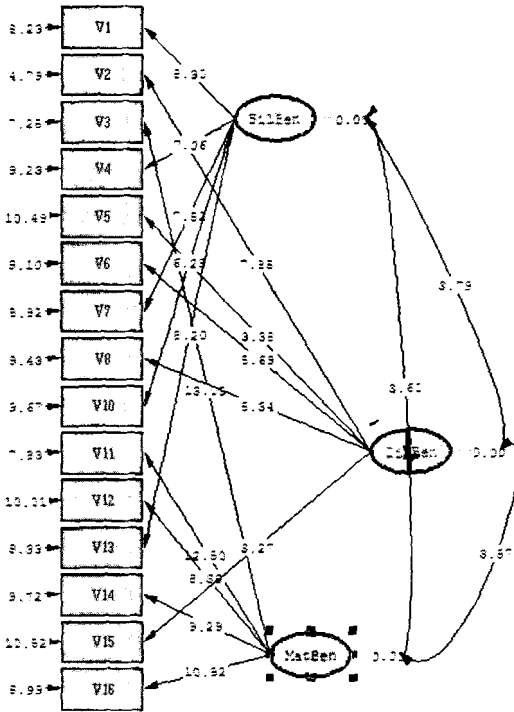
Şekil 6.50. Akademik Benlik Algısı Ölçeği İçin Yol Şeması

Bu aşamada araştırmacının ilk kontrol etmesi gereken, gözlenen değişkenlerin t değerlerinin manidarlık düzeyidir. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" (tahminler) bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.51.'de örneği gösterildiği gibi "T-values" (t değerleri) seçilir.



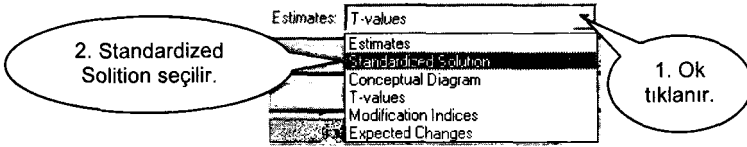
Şekil 6.51. T Değerleri Seçeneği

"T-values" seçildikten sonra ekrana gelen yol şemasının örneği aşağıda Şekil 6.52.'de gösterilmiştir.



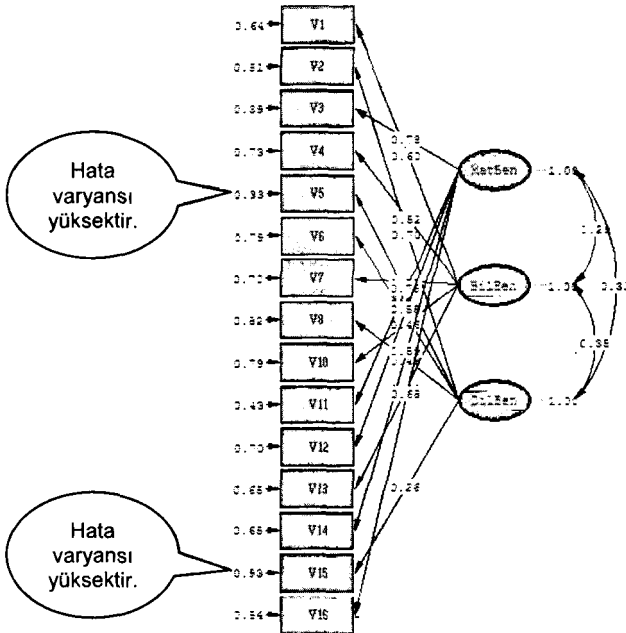
Şekil 6.52. Akademik Benlik Algısı Ölçeğinin Üç Boyutlu Modeli
İçin Gizil Değişkenlerin Gözlenen Değişkenleri Açıklama Oranlarının Manidarlık Düzeyleri

Yukarıda Şekil 6.52.'de görüldüğü üzere, gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri .01 düzeyinde manidardır. Bu aşamada, göstergelerin hata varyanslarının da kontrol edilmesinde yarar vardır. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.53.'te örneği gösterildiği gibi "Standardized Solution" (standartlaştırılmış çözüm) seçilir.



Şekil 6.53. Standartlaştırılmış Çözüm Seçeneği

"Standardized Solution" seçildikten sonra ekrana gelen yol şemasının örneği aşağıda Şekil 6.54.'te gösterilmiştir.



Şekil 6.54. Yol Şemasında Hata Varyanslarının İncelenmesi



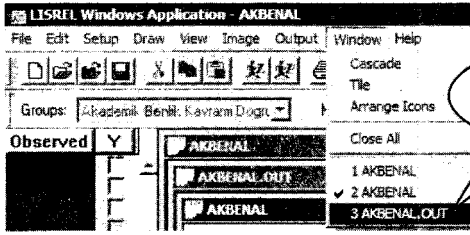
Yukarıda Şekil 6.54.'te, gözlenen değişkenlerin hata varyansları incelendiğinde, V5 (.93) ve V15 (.93)'ün hata varyanslarının yüksek olduğu görülmektedir. Ancak bu modelde söz konusu maddeler için manidar t değerlerinin elde edilmesi nedeniyle bu göstergelerin model içerisinde yer alması yönünde karar verilebilir.

Analizin bu aşamasında, incelenmesi gereken ilk değer p değeridir. Bu değer beklenen kovaryans matrisi ile gözlenen kovaryans matrisleri arasındaki farkın (χ^2 değerinin) manidarlığı hakkında bilgi vermektedir. Doğal olarak p değerinin manidar olmaması arzu edilen bir durumdur. Şekil 6.54.'te görüldüğü üzere p değeri .01 düzeyinde manidardır. Pek çok doğrulayıcı faktör analizinde örneklemin büyük olması nedeniyle p değerinin manidar olması normaldir. Bu nedenle iki matris arasındaki uyuma ilişkin alternatif uyum indekslerinin de değerlendirilmesinde yarar vardır. Diğer bir ifadeyle p değerinin manidar olması pek çok çalışmada tolere edilmektedir.

Değerlendirmeye alınan diğer bir uyum indeksi χ^2 'dir. Ancak χ^2 tek başına değerlendirilen bir istatistik değildir. Bu bölümde doğrulayıcı faktör analizinin kuramsal temelini anlatıldığı kısımda belirtildiği gibi χ^2 , serbestlik derecesi (sd) ile oranlanarak değerlendirmeye alınır. Yukarıda Şekil 6.54.'te görüldüğü üzere $\chi^2=175.84$ ve $sd=87$ 'dir. Bu değerler birbirine oranlandığında χ^2/sd oranının 2.02 ($175.84/87=2.02$) olduğu görülmektedir. Büyük örneklerde χ^2/sd oranının 3'ün altında olması mükemmel uyuma; 5'in altında olması orta düzeyde uyuma karşılık gelmektedir (Kline, 2005; Sümer, 2000). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için χ^2/sd oranının mükemmel düzeyde uyum değeri verdiği ifade edilebilir.

Yol şemasındaki RMSEA incelendiğinde ise .065 düzeyinde bir uyum indeksi elde edildiği görülmektedir. RMSEA'nın .05'ten küçük olması mükemmel ve .08'den küçük olması iyi uyuma işaret ederken (Jöreskog ve Sörbom, 1993), .10'dan küçük olması ise zayıf uyuma işaret eder (Tabachnick ve Fidel, 2001). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için elde edilen uyum indeksinin iyi olduğu ifade edilebilir.

Bu aşamada, diğer uyum indekslerinin ve modifikasyon önerilerinin incelenerek değerlendirilmesi amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyası açılır. Bunun için aşağıda Şekil 6.55.'te örneği gösterildiği gibi "Window" (pencere) komut grubundan AKBENAL.OUT ya da aynı isimli pencere tıklanır.



Şekil 6.55. Çıktı (Output) Dosyasının Açılması

Aşağıda analiz sonucunda elde edilen çıktı dosyasının örneği verilmiştir.

DATE: 12/15/2009

TIME: 22:50

LISREL 8.71

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by

Scientific Software International, Inc.

7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100

Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2004

Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file E:\Documents and Settings\pcxp\Desktop\AKBENAL\AKBENAL.Spl:

Akademik Benlik Kavrami Dogrulayici Faktor Analizi

Observed Variables

V1-V18

Covariance Matrix from File AKBENAL.COV

Sample Size: 243

Latent Variables: MatBen BilBen DilBen

Relationships:

V3 V11 V12 V14 V16 = MatBen

V1 V4 V7 V10 V13 = BilBen

V2 V5 V6 V8 V15 = DilBen



Path Diagram

End of Problem

Sample Size = 243

Akademik Benlik Kavramı Doğrulayıcı Faktör Analizi

Covariance Matrix

	V1	V2	V3	V4	V5	V6
V1	1.51					
V2	0.22	0.79				
V3	0.18	0.28	1.27			
V4	0.42	0.21	0.05	1.48		
V5	-0.13	0.15	0.17	0.08	0.79	
V6	0.06	0.27	0.04	0.15	0.12	0.91
V7	0.60	0.21	0.16	0.51	-0.03	0.14
V8	0.07	0.21	0.00	0.24	0.13	0.24
V10	0.36	0.11	0.11	0.35	-0.01	0.24
V11	0.20	0.17	0.79	0.06	0.08	0.00
V12	0.17	0.15	0.57	0.09	0.27	-0.01
V13	0.57	0.12	0.20	0.47	-0.08	0.09
V14	0.35	0.16	0.52	0.21	-0.01	0.04
V15	-0.01	0.19	0.14	0.11	0.05	0.04
V16	0.27	0.09	0.60	0.05	-0.01	0.00

Covariance Matrix

	V7	V8	V10	V11	V12	V13
V7	1.91					
V8	-0.02	0.86				
V10	0.38	0.20	1.41			
V11	0.07	0.03	0.03	1.30		
V12	0.05	0.13	0.13	0.46	1.10	
V13	0.56	0.07	0.45	0.21	-0.02	1.63
V14	0.22	0.09	0.32	0.50	0.36	0.32
V15	-0.13	0.19	0.16	0.02	0.12	-0.09
V16	0.06	0.05	0.24	0.66	0.36	0.18

Covariance Matrix

V14	V15	V16
-----	-----	-----
V14	1.18	
V15	0.20	1.19
V16	0.59	0.17
		1.18

Akademik Benlik Kavramı Doğrulamalı Faktör Analizi

Number of Iterations = 7

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

Measurement Equations

V1 = 0.74*BilBen, Errorvar.= 0.96 , R² = 0.36

(0.089)	(0.12)

8.30	8.23

V2 = 0.62*DilBen, Errorvar.= 0.41 , R² = 0.49

(0.079)	(0.085)

7.85	4.79

V3 = 0.88*MatBen, Errorvar.= 0.50 , R² = 0.61

(0.067)	(0.069)

13.09	7.25

V4 = 0.63*BilBen, Errorvar.= 1.08 , R² = 0.27

(0.089)	(0.12)

7.06	9.23

V5 = 0.24*DilBen, Errorvar.= 0.73 , R² = 0.073

(0.071)	(0.070)

3.38	10.49

V6 = 0.44*DilBen, Errorvar.= 0.72 , R² = 0.21

(0.077)	(0.079)

5.69	9.10

V7 = 0.75*BilBen, Errorvar.= 1.34 , R² = 0.30

(0.10)	(0.15)

7.52	8.92



$$V8 = 0.40 * \text{DilBen}, \text{Errorvar.} = 0.70, R^2 = 0.18$$

(0.075) (0.075)

5.34 9.43

$$V10 = 0.55 * \text{BilBen}, \text{Errorvar.} = 1.11, R^2 = 0.21$$

(0.087) (0.11)

6.29 9.67

$$V11 = 0.86 * \text{MatBen}, \text{Errorvar.} = 0.56, R^2 = 0.57$$

(0.069) (0.072)

12.50 7.83

$$V12 = 0.57 * \text{MatBen}, \text{Errorvar.} = 0.77, R^2 = 0.30$$

(0.068) (0.077)

8.39 10.01

$$V13 = 0.76 * \text{BilBen}, \text{Errorvar.} = 1.05, R^2 = 0.35$$

(0.092) (0.13)

8.20 8.33

$$V14 = 0.65 * \text{MatBen}, \text{Errorvar.} = 0.76, R^2 = 0.35$$

(0.070) (0.079)

9.29 9.72

$$V15 = 0.29 * \text{DilBen}, \text{Errorvar.} = 1.11, R^2 = 0.069$$

(0.087) (0.11)

3.27 10.52

$$V16 = 0.74 * \text{MatBen}, \text{Errorvar.} = 0.64, R^2 = 0.46$$

(0.067) (0.071)

10.92 8.99

Correlation Matrix of Independent Variables

MatBen BilBen DilBen

MatBen 1.00

BilBen 0.29 1.00

(0.08)

3.60

DilBen 0.31 0.35 1.00
 (0.09) (0.09)
 3.57 3.79

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 87

Minimum Fit Function Chi-Square = 168.65 (P = 0.00)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 175.84 (P = 0.00)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 88.84

90 Percent Confidence Interval for NCP = (54.83 ; 130.63)

Minimum Fit Function Value = 0.70

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.37

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.23 ; 0.54)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.065

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.051 ; 0.079)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.039

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 1.00

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.86 ; 1.17)

ECVI for Saturated Model = 0.99

ECVI for Independence Model = 4.68

Chi-Square for Independence Model with 105 Degrees of Freedom =
 1101.57

Independence AIC = 1131.57

Model AIC = 241.84

Saturated AIC = 240.00

Independence CAIC = 1198.97

Model CAIC = 390.11

Saturated CAIC = 779.17

Normed Fit Index (NFI) = 0.85

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.90

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.70

Comparative Fit Index (CFI) = 0.92

Incremental Fit Index (IFI) = 0.92

Relative Fit Index (RFI) = 0.82



Critical N (CN) = 174.04

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.080

Standardized RMR = 0.068

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.91

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.88

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.66

The Modification Indices Suggest to Add the

Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
V14	BilBen	13.4	0.28

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
V3	V2	8.1	0.12
V12	V5	18.0	0.22
V16	V14	9.3	0.17

Time used: 0.047 Seconds

Uyum indekslerinin incelenmesine devam edildiğinde GFI'nin .91 ve AGFI'nin .88 olduğu görülmektedir. GFI ve AGFI indekslerinin .95'in üzerinde olması mükemmel uyuma, .90'ın üzerinde olması ise iyi uyuma karşılık gelmektedir (Hooper, Caughlan ve Mullen, 2008). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için GFI'nin iyi bir uyuma, AGFI'nin zayıf bir uyuma sahip olduğu görülmektedir.

Standardize edilmiş RMR'nin uyum indeksinin .068 olduğu görülmektedir. RMR ve standardize edilmiş RMR'nin .05'in altında olması mükemmel uyuma .08'in altında olması iyi uyuma (Brown, 2006) ve .10'un altında olması ise zayıf uyuma karşılık gelmektedir. Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için Standardize edilmiş RMR'nin iyi bir uyuma sahip olduğu ifade edilebilir.

Son olarak NNFI ve CFI uyum indeksleri incelendiğinde NNFI'nin .90 ve CFI'nin .92 olduğu görülmektedir. NNFI ve CFI indekslerinin .95'in üzerinde olması mükemmel uyuma, .90'ın üzerinde olması ise iyi uyuma karşılık gelmektedir (Sümer, 2000). Bu çerçevede, ilk yapılan analiz için NNFI'nin ve CFI'nin iyi bir uyuma sahip olduğu görülmektedir.

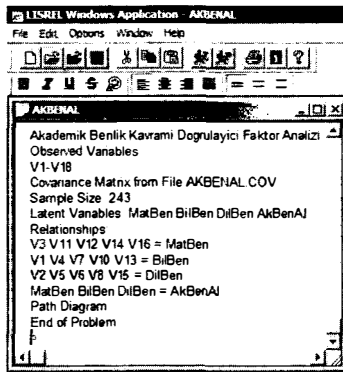
Analizin bu aşamasında, modifikasyon önerilerinin de incelenmesinde yarar vardır. Yukarıda verilen çıktı dosyasının sonunda yer alan modifikasyon önerileri (The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance) incelendiğinde, üç modifikasyon önerisi ortaya çıkmakta ancak söz konusu modifikasyonların χ^2 'ye önemli ölçüde katkı sağlamayacağı görülmektedir. Bu nedenle bu örnekte modifikasyon yapılmamasına karar verilmiştir.

Akademik Benlik Algısı Ölçeği İçin İkinci Düzey (Second Order / Higher Order) Doğrulamalı Faktör Analizi Örneği

Araştırmacının ikinci düzey doğrulamalı faktör analizi yapacak ise sözdiziminde yeni tanımlamalar yapması gerekmektedir. Bunun için öncelikle sözdizimindeki "Latent Variable"a ikinci sırada tanımlanacak olan gizil değişkenin adı yazılır. Örnekte akademik benlik algısı gizil değişkeni AkBenAl olarak tanımlanmıştır.

Bu aşamanın ardından, sözdiziminde "Relationships"de göstergelerin tanımlanmasının ardından gizil değişkenler arasındaki ilişkinin yönü tanımlanır. Örnekte bu tanımlama "MatBen BilBen DilBen = AkBenAl" olarak yapılmıştır.

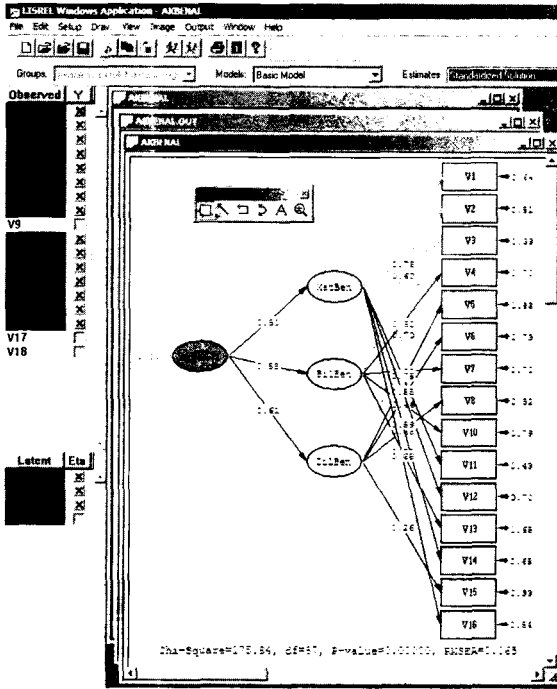
Böylelikle akademik benlik algısının üç gizil değişkeni (matematik benlik algısı, bilim benlik algısı ve dil becerileri benlik algısı) ne ölçüde açıkladığına ilişkin bir model tanımlanmış olmaktadır. Aşağıda yazılan sözdizimine ilişkin örnek Şekil 6.56'da gösterilmiştir.



Şekil 6.56. İkinci Düzey Doğrulamalı Faktör Analizi İçin Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimi yazıldıktan ve aynı klasör içerisine kaydedildikten sonra "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L

harfi yazan koşan adam ikonu (人) tıklanarak da analiz başlatılır. Analiz sonucunda analiz ile ilgili aşağıda örneği Şekil 6.57.'de gösterilen yol şeması (path diagram) ve "out" uzantılı bir çıktı dosyası ekrana gelir.



Şekil 6.57. Akademik Benlik Algısı Ölçeğinin İkinci Düzey Doğrulamalı Faktör Analizi İle Elde Edilen Yol Şeması

Bu aşamada araştırmacının yine ilk kontrol etmesi gereken, gözlenen değişkenlerin t değerlerinin manidarlık düzeyleri ve gözlenen değişkenlerin hata varyanslarıdır. Bu kontrolün ardından yapılması gereken birinci düzey (first order) doğrulamalı faktör analizi ile aynıdır. Araştırmacı bu doğrultuda tanımladığı modelin uyum indekslerini inceler ve ilgili kabuller doğrultusunda değerlendirme yapar.

6.2.5. Yol Analizi (Path Analysis)

Bölümün bu kısmında yol analizine ilişkin temel kavramların yanı sıra, yol analizi türleri, içsel ve dışsal değişken, ölçme modeli ve yapısal model, doğrudan ve dolaylı etki kavramlarına ile yol analizinin LISREL'deki işlem basamakları ve uygulama örneklerine yer verilmiştir.

6.2.5.1. Temel Kavramlar

Yol analizi, çoklu regresyon ya da doğrusal cebir kullanarak bir eşitlikler sisteminin çözümü üzerinden parametre tahmini yapmayı amaçlar. Bu çerçevede yol analizinde, dışsal (exogenous) değişkenlerin içsel (endogenous) değişkenlere olan kısmi etkisi, standardize edilmiş regresyon katsayılarıyla gösterilir. (Maruyama, 1998).

Schumacker ve Lomax'a (1996) göre de, yol analizi çoklu regresyon modellerinin mantıksal bir uzantısı olarak düşünülmelidir. Ancak yol analizi, değişkenler arasında yalnızca nedensellik keşfi için kullanılan bir yöntem değil, aynı zamanda nedensel model (causal modeling) olarak adlandırılan kuramsal ilişkiler testidir. Tanımlanmış bir yol analizi iki değişken arasındaki nedensel ilişkileri,

1. değişkenler geçici olarak sıralandığında,
2. değişkenler arasındaki kovaryans ve korelasyonlar elde edildiğinde,
3. diğer nedensellikler kontrol edilmiş olduğunda ortaya çıkarmaktadır.

Yol analizinde, belirli bir yol modelindeki değişkenlerin tanımlanan ilişkilerine bağlı olarak bir ya da birden fazla çoklu regresyon kullanılır.

İki değişken için hesaplanan korelasyon katsayısının içerisinde, değişkenlerin tek başına etkisi ve diğer değişkenlerle olan birlikte etkileri, diğer bir ifadeyle dolaylı etkiler bulunmaktadır. Bu nedenle, değişkenler arasındaki ilişkilerin tümünün yalnızca korelasyon katsayıları ile açıklanabilmesi mümkün değildir. Bu bakımdan, doğrudan ve dolaylı etkilene şekillerinin birbirinden ayrılması ve söz konusu ilişkilerin ayrıntılı bir biçimde ortaya konulması gerekmektedir. Bu amaçla, yol analizi tekniği kullanılır (Şahinler ve Görgülü, 2000).

Sonuç değişkenindeki değişimi açıklayabilmede, modele girebilecek neden konumundaki değişkenlerin seçiminde de yol katsayıları (path coefficient)'ndan yararlanılabilir. Çoklu doğrusal regresyon modeli, daha çok bağımlı değişken olan Y'deki değişimi açıklamada etkili olan X bağımsız değişkenlerinin bulunmasına dayanır. Aynı zamanda yol analizinin, nedensel ilişkileri açıklayabilme bakımından, doğrusal regresyon modeli yaklaşımından daha üstün olduğu bilinmektedir. Araştırmacı, bağımlı değişkenin tahminindeki hatayı mümkün olduğu kadar küçük tutarak, modele girebilecek bağımsız değişkenlerin sayısını azaltmaya çalışır. Bu amaçla, bağımsız değişkenlerin seçiminde bazı istatistik ölçütleri geliştirilmiştir. Bu ölçütlerden birisi de mümkün olan bütün kombinasyonlardır. Bu yöntemde, modele girebilecek bağımsız değişkenlerin hepsinin tüm kombinasyonları belirlenir. Bu kombinasyonlardan hangisinin uygun olduğunun belirlenmesinde kullanılan ölçütlerden birisi de yol katsayılarıdır. Yol analizi ve yol katsayıları ile

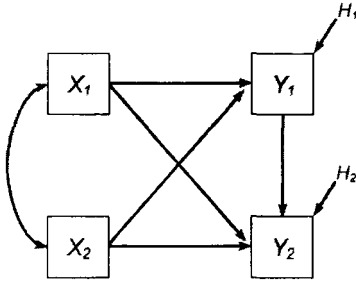


bağımlı değişkendeki değişimin açıklanabilen kısmı unsurlarına ayrılarak, bunda bağımsız değişkenlerin ayrı ayrı ve birlikte olan etki payları belirlenebildiği için, bütün bağımsız değişkenleri içeren regresyon denklemi analiz edilerek, hangi değişkenin ya da değişkenlerin denkleme girebileceğine karar verilebilir. Bu durumda, yol analizi tekniği ile mümkün olan bütün kombinasyonları denemeye gerek kalmaz. Doğrudan bütün bağımsız değişkenlerin bulunduğu modelden uygun olan kombinasyon doğru bir şekilde seçilebilir (Kaşıkçı, 2000; Akt.: Yener, 2007).

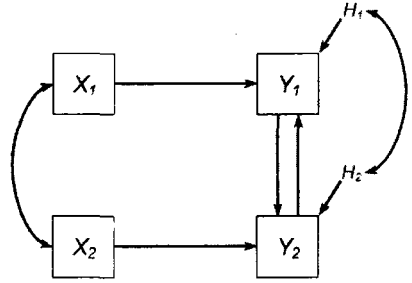
Kovaryans, iki değişken arasındaki birlikte değişimi ifade etmektedir. Korelasyon ise kovaryans değerlerinin standardize edilmiş biçimidir. Her iki parametre de iki değişken arasındaki bağımlılık düzeyi ve anlamlılığı hakkında bilgi vermesine karşın, değişkenler arasındaki etkileşimde içsel (endogenous) ve dışsal (exogenous) değişkenler arasında ayırım yapmaya olanak tanımaz. Yol katsayıları ise standardize edilmiş regresyon katsayılarıdır. Yol analizinde model kurulurken dışsal değişkenlerin içsel değişkenler üzerine olan etkinin yönü belirlenerek analiz yapılır. Bu anlamda, yol analizinde dışsal değişkenlerin içsel değişkenler üzerine olan etkisini gösteren iki tür ilişkiden bahsedilebilir: doğrudan ve dolaylı ilişkiler. Doğrudan ilişkiler, bir veya birden fazla dışsal değişkenin, bir veya birden fazla içsel değişken üzerine olan etkilerini göstermektedir. Yol analizinde dolaylı ilişki ise dışsal değişkenin içsel değişkenler üzerine doğrudan değil de, bir başka dışsal değişken üzerinden olan etkisini ifade etmektedir. Yol analizinde içsel değişkenin birden fazla dışsal değişkenle olan ilişkileri hesaplanırken, dorudan etkiler toplanarak, dolaylı etkiler ise yol katsayılarının birbirleriyle çarpımı yoluyla elde edilmektedir (Loehlin, 1992).

Kline (2005) yol analizlerinde genellikle iki tür model bulunduğunu ifade etmektedir. Bunlar dönüşümlü (recursive) ve dönüşümlü olmayan (nonrecursive) modellerdir. "*Dönüşümlü model*"lerde içsel (endogenous) değişkenlerin, modeldeki diğer değişkenler tarafından açıklanamayan varyansları (disturbance [D]) birbirleri ile ilişkisizdir ve modeldeki nedensel etkiler tek yönlüdür. "*Dönüşümlü olmayan model*"lerde ise içsel (endogenous) değişkenler arasında iki yönlü nedensel etkiler bulunmaktadır ya da modeldeki diğer değişkenlerce açıklanamayan varyanslar birbirleri ile ilişkilidir. Aşağıda Şekil 6.58'de dönüşümlü ve dönüşümlü olmayan yol modellerine ilişkin örnek verilmiştir.

(a) Dönüşümlü (Recursive) Model



(b) Dönüşümlü Olmayan (Nonrecursive) Model

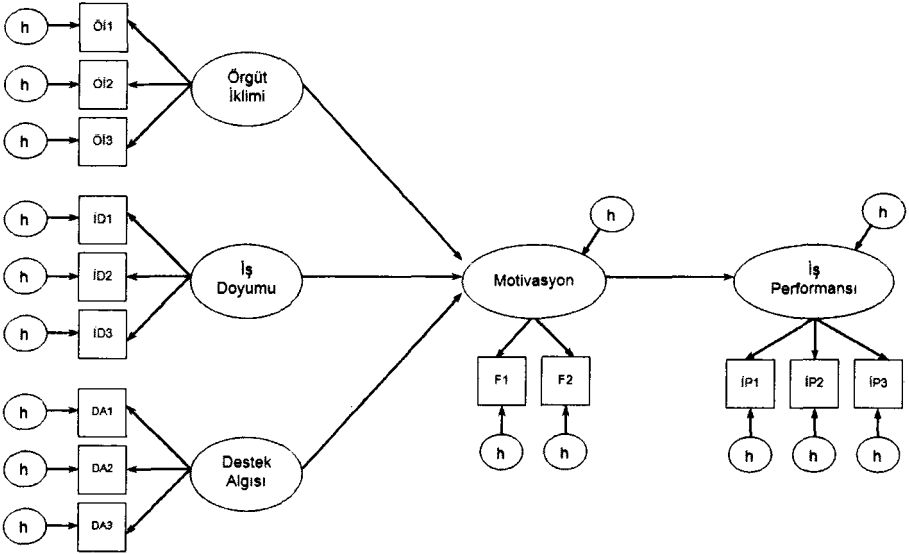
**Şekil 6.58.** Dönüşümlü ve Dönüşümlü Olmayan Yol Modelleri

İster doğrulayıcı faktör analizi, ister yol analizi ve isterse yapısal eşitlik modeli altındaki diğer teknikler olsun (çoklu grup doğrulayıcı faktör analizi, çoklu grup yol analizi, çoklu özellik–çoklu yöntem matrisi [multitrait-multimethod matrix] vb.) tüm yapısal eşitlik modeli çalışmalarında kuramsal bilginin oldukça önemi vardır. Nihayetinde tüm bu teknikler doğrulayıcı bir mantık çerçevesinde uygulanır. “*Neyin doğrulanacağı*” sorusu ise araştırma yapılan konu ile ilgili kuram başta olmak üzere, görgül araştırmalara ve elbette araştırmacının deneyimi ile ortaya konur. Dolayısıyla yol analizinde doğruluğu test edilecek olan model ya da modeller, güçlü bir kuramsal temel çerçevesinde tanımlanmalıdır. Aksi takdirde, bu temelden yoksun bir biçimde ortaya konan bilginin (model doğrulansın ya da doğrulanmasın) bilimselliğine şüphe ile yaklaşılır.

Yol Analizinin Türleri: Genel olarak gizil değişkenlerle yol analizi, gözlenen değişkenlerle yol analizi ve melez (hybrid) yol analizi olmak üzere üç tür yol analizinden söz edilebilir. Aşağıda bu analiz türlerine ilişkin açıklamalara yer verilmiştir.

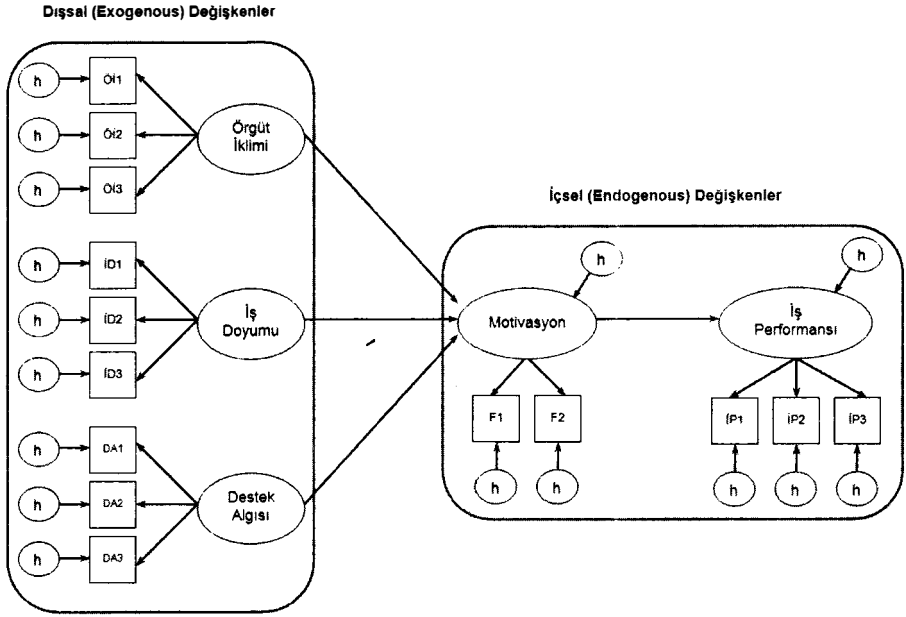
1. Gizil Değişkenlerle Yol Analizi: Bu model türünde araştırmacı, daha önce test ettiği ölçme modelleri ile modeli kurar. Gizil değişkenler arasında tanımlanan tüm yolların (ilişkilerin) kuramsal bir temele dayandırılması gerekir. Aşağıda Şekil 6.59.’da gizil değişkenlerle yol analizi örneği¹ verilmiştir.

¹ Şekil 6.59.’da verilen yol şeması hipotetiktir. Herhangi bir görgül araştırmaya dayanmamaktadır ve örnek olması amacıyla verilmiştir.



Şekil 6.59. Gizil Değişkenlerle Yol Analizine İlişkin Yol Şeması

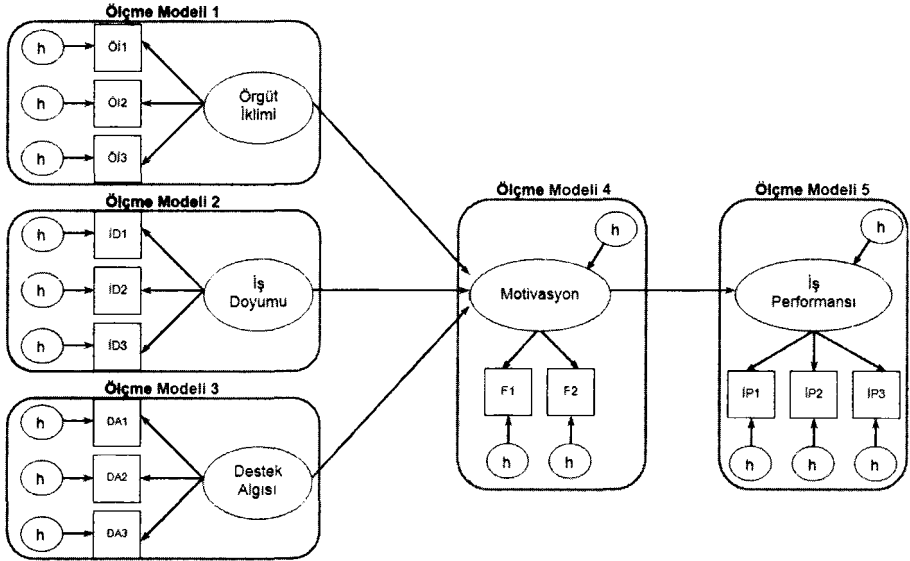
Şekil 6.59.'da görüldüğü üzere, gizil değişkenlerle yapılan bir yol analizi için beş gizil değişken tanımlanmıştır. Bu noktada, yol modeli için alanyazında sıklıkla kullanılan bazı kavramlar üzerinde durulması gerekmektedir. Bu kavramlardan ilki dışsal (exogenous) ve içsel (endogenous) değişkenlerdir. Bu değişkenlerin yol şeması üzerinde gösterimi aşağıda Şekil 6.60.'ta verilmiştir.



Şekil 6.60. Dışsal (Exogenous) ve İçsel (Endogenous) Değişkenlerin Yol Şemasında Gösterimi

Şekil 6.60.'ta görüldüğü üzere sol tarafta kutu içine alınan değişkenler (Örgüt İklimi, İş Doyumu, Destek Algısı) dışsal ve sağ tarafta kutu içine alınan değişkenler (Motivasyon, İş Performansı) ise içsel değişkenlerdir. Alanyazında dışsal değişkenler için *"bağımsız değişken"*; içsel değişkenler için *"bağımlı değişken"* ifadeleri de kullanılmaktadır. Bir regresyon mantığı çerçevesinde düşünüldüğünde dışsal değişkenler her zaman temel yordayıcı değişkenlerdir ve yol şemalarının sol tarafında yer alırlar. Aynı mantık içerisinde içsel değişkenler ise yordanan değişkenlerdir (aracı değişken [mediator] için bu durum kısmen geçerlidir, bölümün ilerleyen kısımlarında bu duruma değinilmiştir) ve yol şemasında dışsal değişkenlerin sağ tarafında gösterilirler.

Üzerinde durulması gereken bir başka önemli nokta ise yol analizindeki ölçme modelleri (measurement model) ve yapısal model (structural model) kavramlarıdır. Ölçme modellerinin yol şeması üzerinde gösterimi aşağıda Şekil 6.61.'de; yapısal modelin yol şeması üzerinde gösterimi ise aşağıda Şekil 6.62.'de verilmiştir.



Şekil 6.61. Ölçme Modellerinin Yol Şemasında Gösterimi

Ölçme modellerinde, gizil değişkenler tarafından ölçüldüğü kabul edilen gözlenen değişken bir aradadır. Şekil 6.61.'de görüldüğü üzere ölçme modelleri, gizil değişkenden gözlenen değişkene doğru tek yönlü oklarla gösterilmektedir. Ölçme modellerinde, gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıkladığı ve dolayısıyla okun yönünün gizil değişkenden gözlenen değişkene doğru olduğu kabulü söz konusudur.

Bir ölçme modelinde kaç adet gözlenen değişken (gösterge) olması gerektiği konusu üzerinde daha önce durulmuştu. Alanyazında ölçme modellerinin en az iki gözlenen değişkenle kurulması gerektiğine ilişkin bir kabul olmakla birlikte, ampirik araştırmalar ile de desteklenen yaygın görüş üç gözlenen değişkenin olması gerektiği yönündedir. Alanyazında tüm kuramcıların anlaştığı ortak nokta ise gösterge sayısının artması ile ölçme modellerinin geçerliliği ve güvenilirliğinin artacağıdır. Bu nedenle mümkün olduğunca fazla gösterge ile ölçme modellerinin ortaya konması arzu edilir. Ancak ölçmede kullanışlılık ilkesi de göz ardı edilmemelidir.

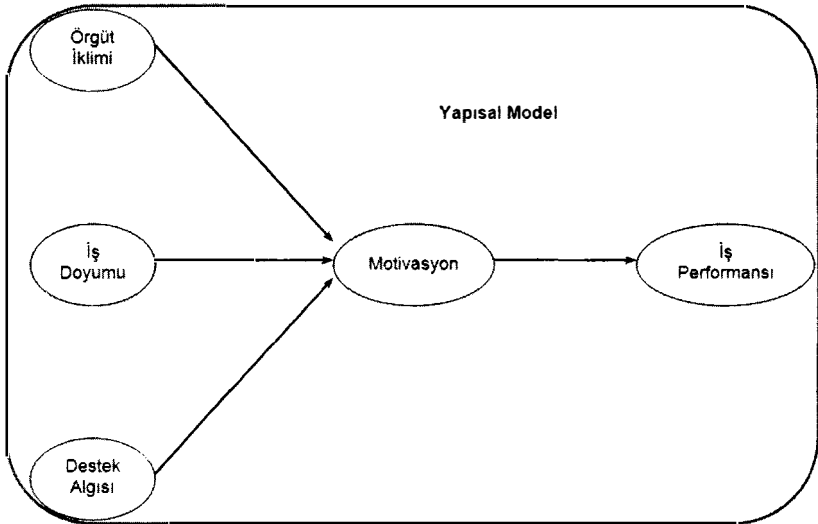
Şekil 6.61.'de görüldüğü üzere, yol şeması örneği beş ölçme modelinden oluşmaktadır. Gizil değişkenlerle yol analizi yapılacağı zaman, araştırmacı analize başlamadan önce yol modelinde tanımladığı her bir ölçme modelinin doğrulanıp doğrulanmadığını ayrı ayrı test etmek durumundadır (Bollen ve Long, 1993; Byrne, 2001). Bu işlem yapılmadan tanımlanan bir yol modelinin

geçerliliği ve güvenilirliğine şüphe ile yaklaşılır. Ölçme modellerinin test edilmesi, aynı zamanda, yol analizinin oldukça önemli bir sayılısidir.

Ölçme modellerindeki gözlenen değişkenler (göstergeler), ölçme aracına ait maddeler olabileceği gibi, faktör toplam puanları da olabilir. Şekil 6.61.'de görüldüğü üzere, dördüncü ölçme modeli haricindeki diğer tüm ölçme modellerinde gözlenen değişkenler madde puanları olarak gösterilmiştir. Ancak dördüncü ölçme modelinde gözlenen değişkenler faktör toplam puanlarıdır.

Alanyazında sıklıkla ölçme modelinin test edilmesi ile doğrulayıcı faktör analizi eş anlamlı olarak kullanılmaktadır (Byrne, 2001; Hair, Anderson ve Black, 1998; Hoyle, 1995; Kaplan, 2000; Kees, Oud ve Satorra 2004; Kline, 2005; Maruyama, 1998; Schumacker ve Lomax, 1996). Diğer bir ifadeyle aslında ölçme modeli, bir gizil değişkenli doğrulayıcı faktör analizi modelidir. Dolayısıyla ölçme modellerinin test edilmesine ilişkin işlem adımları, doğrulayıcı faktör analizi ile aynıdır. Bu durumda araştırmacı yol analizine başlamadan önce, doğrulayıcı faktör analizindeki işlem adımlarını takip ederek beş modeli (Şekil 6.61.'deki örnek temel alındığında) ayrı ayrı test etmelidir. Ölçme modellerini test etme çalışmasında doğrulanmayan hiçbir ölçme modeli, yol modeline alınmamalıdır. Bu bakımdan araştırmacı, yol modeli çalışmalarında, öncelikle ölçme modellerinin doğrulanıp doğrulanmadığına ilişkin sonuçları raporlaştırmalıdır.

Aşağıda Şekil 6.62.'de yapısal modelin yol şeması ile gösterimine ilişkin örnek verilmiştir.



Şekil 6.62. Yapısal Modelin Yol Şemasında Gösterimi



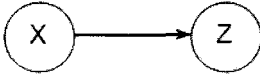
Şekil 6.62.'deki beş gizil değişken arasındaki yol şeması, yapısal modeli oluşturmaktadır. Yapısal modeller gizil değişkenler arasındaki ilişkileri ortaya koyan regresyon bölümleridir (Maruyama, 1998). Yapısal model, pek çok farklı şekilde gösterilebilir ancak yapısal ilişkiler doğrudan analiz edilemez, doğrulayıcı faktör analizi olarak da bilinen faktörler (ölçme modelleri) arasındaki korelasyonlar olarak gösterilebilirler (Bolen ve Long, 1993).

Geleneksel regresyon analizinde bir ya da birden fazla yordayıcı değişkenin bir yordanan değişkeni ne ölçüde açıkladığına ilişkin bilgiler elde edilmek istenmektedir. Yordanan değişkenden yordayıcı değişkene tanımlanan bu yol doğrudandır. Yol analizlerinin en önemli avantajlarından birisi ise yordayıcı değişken ile yordanan değişken arasında aracı (mediator) değişken tanımlanabilmesidir. Hoyle (1995), yapısal eşitlik modellerinde gözlenen ve gizil değişkenler arasında üç tür ilişkiden bahseder. Bunlar:

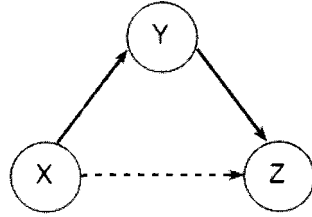
- a) Yönsüz ilişki (nondirectional relation)
- b) Doğrusal etki (direct effect)
- c) Dolaylı etki (indirect effect)

Yönsüz ilişki ile bir model içerisinde bir değişkenden, bir diğerine herhangi bir yönün tanımlanmadığı kastedilmektedir. Korelasyonel analizler ile hesaplanan ilişkiler bunun tipik örneğidir. Yapısal eşitlik modellerinde blok olarak kurulan doğrudan etkiler ise iki değişken arasındaki yönlü ilişkileri ifade eder. ANOVA ya da çoklu regresyonda tipik olarak hesaplanan ilişki buna örnek olarak gösterilebilir. Doğrusal etki, bir modeldeki bağımsız bir değişkenden, bağımlı bir değişkene tanımlanan tek yönlü ilişkidir. Dolaylı etkinin olduğu bir modelde ise bir bağımsız değişkenin bir bağımlı değişkene olan etkisi, bir ya da daha fazla aracı (mediating) değişkenle ortaya konmaktadır. Dolayısıyla basit bir dolaylı etki, aslında iki doğrudan etki içerir. Örneğin, X'ten Y'ye doğrudan bir etkinin ve Y'den Z'ye de doğrudan bir etkinin olduğu düşünüldüğünde dolayısıyla X'in Z üzerinde Y aracılığıyla dolaylı bir etkisi var demektir (Hoyle, 1995; Todman ve Dugard, 2007). Örneğin şema ile gösterimi, aşağıda Şekil 6.63.'te verilmiştir.

(a) Doğrudan Etki (Direct Effect)

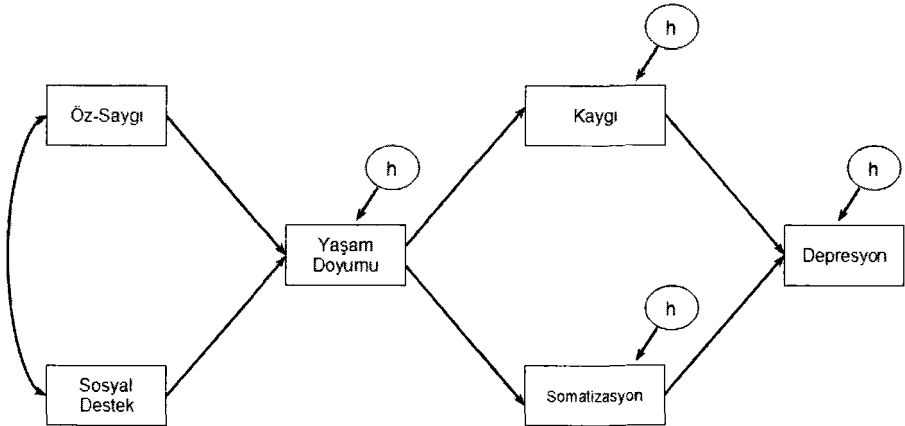


(b) Dolaylı Etki (Indirect Effect)

**Şekil 6.63.** Doğrudan ve Dolaylı İlişkinin Şemasal Gösterimi

Yapısal eşitlik modelinde doğrudan nedensel etkiler, p katsayıları ile gösterilir ve bunlar “*yol katsayıları*” (path coefficients) ya da “*yapısal katsayılar*” (structural coefficients) olarak adlandırılır. Bu katsayılar, geleneksel regresyon analizlerindeki β (beta) katsayıları ile aynı anlamda kullanılmaktadır (Agresti ve Finlay, 1997; Akt.: Mertler ve Vannatta, 2005).

2. *Gözlenen Değişkenlerle Yol Analizi*: Araştırmacı eğer modeline ilişkin tüm değişkenleri gözlenen değişkenlerden oluşturuyorsa gözlenen değişkenlerle yol modeli kuruyor demektir. Aşağıda Şekil 6.64.’te gözlenen değişkenlerle yol analizi örneği¹ verilmiştir.

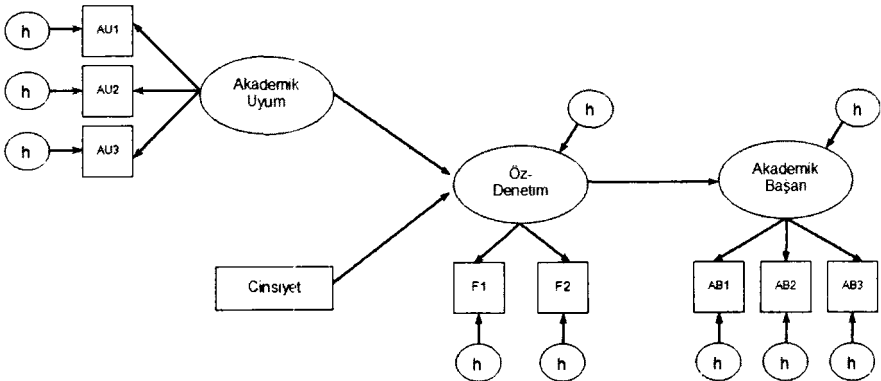
**Şekil 6.64.** Gözlenen Değişkenlerle Yol Analizine İlişkin Yol Şeması

¹ Şekil 6.64.’te verilen yol şeması hipotetiktir. Herhangi bir görgül araştırmaya dayanmamaktadır ve örnek olması amacıyla verilmiştir.



Gizil değişkenlerle yol analizinde olduğu gibi, gözlenen değişkenler arasında tanımlanan tüm yolların (ilişkilerin) da kuramsal bir temele dayandırılması gerekir. Gözlenen değişkenlere dayalı olarak kurulan bir modelde, her bir gözlenen değişken maddelerin toplam puanı alınarak tanımlanır. Kuşkusuz bu modelde de, model test edilmeden önce her bir gözlenen değişkenin geçerlilik ve güvenilirlik kanıtları ortaya konmalıdır. Ancak, göstergelerin olmaması nedeniyle gözlenen değişkenlerle yol analizinde ölçme modelleri yoktur ve gizil değişken de doğal olarak bulunmamaktadır. Dolayısıyla içsel değişkenlerdeki ölçmeden kaynaklanan hatalar nedeniyle bu modellerin, gizil değişkenlerle yapılan yol analizi modellerine göre güvenilirlikleri daha düşüktür. Bu nedenle gözlenen değişkenlerle yol analizi ile ortaya konulan modelin geçerliliği ve güvenilirliği hakkında şüpheler vardır. Bu çerçevede, bu modellerin ön bilgi elde etmek amacıyla kullanılması uygun görülmektedir.

3. *Melez (Hybrid) Yol Analizi*: Ölçme modelleri ile yapısal modellerin bir arada olduğu bu modelde, çoklu içsel (endogenous) ve dışsal (exogenous) değişken olarak gizil ve gözlenen değişkenlerin her ikisi de birlikte kullanılabilir. Yol modelinin melez olarak kurulması, doğrudan ve dolaylı nedensel etkiler hakkındaki hipotezlerin test edilmesine olanak sağlar. Melez yol analizinde, tek bir modelde yapısal ve ölçme modellerinin bir arada test edilebilmesi son derece kullanışlıdır (Kline, 2005). Aşağıda Şekil 6.65.¹te¹ görüldüğü üzere dışsal (exogenous) değişkenler olarak “akademik uyum” ve “cinsiyet”; içsel (endogenous) değişkenler olarak ise “öz-denetim” ve “akademik başarı” değişkenleri belirlenmiştir. Dört değişkenden oluşan bu modelde, dışsal değişkenlerden “akademik uyum” gizil değişken ve “cinsiyet” ise gözlenen değişken olarak ele alınmaktadır.



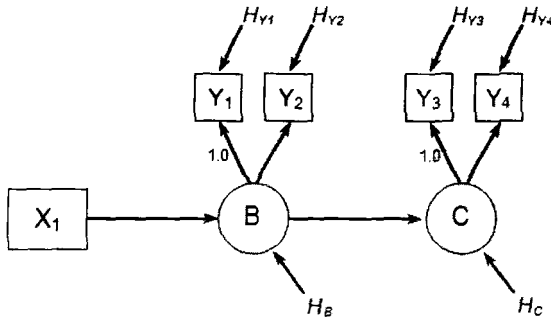
Şekil 6.65. Gözlenen Değişkenlerle Yol Analizine İlişkin Yol Şeması

¹ Şekil 6.65.'te verilen yol şeması hipotetiktir. Herhangi bir görgül araştırmaya dayanmamaktadır ve örnek olması amacıyla verilmiştir.

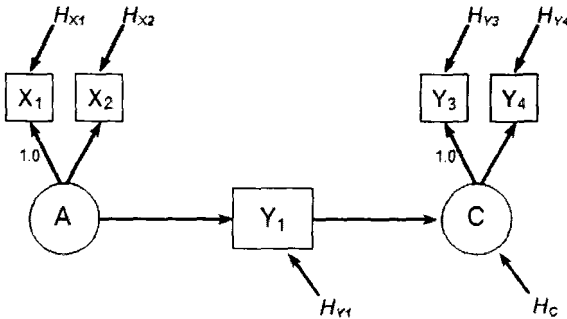
Yukarıda Şekil 6.65.'te görüldüğü üzere dışsal (exogenous) değişkenler olarak "akademik uyum" ve "cinsiyet"; içsel (endogenous) değişkenler olarak ise "öz-denetim" ve "akademik başarı" değişkenleri belirlenmiştir. Dört değişkenden oluşan bu modelde, dışsal değişkenlerden "akademik uyum" gizil değişken ve "cinsiyet" ise gözlenen değişken olarak ele alınmaktadır.

Melez yol modelleri gözlenen değişkenlerin dışsal (exogenous) ve içsel (Endogenous) olarak tanımlanmasına göre ikiye ayrılabilir (Kline, 2005). Bu türlere ilişkin örnekler aşağıda Şekil 6.66.'da verilmiştir.

(a) Tek Göstergeli Dışsal (Exogenous) Değişken



(b) Tek Göstergeli İçsel (Endogenous) Değişken



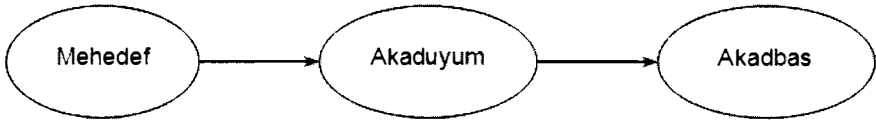
Şekil 6.66. Gözlenen Değişkenlerle Yol Analizine İlişkin Yol Şeması

Şekil 6.66.'da de görüldüğü üzere oluşturulacak olan bir yol modelinde gözlenen değişken dışsal (exogenous) ya da içsel (endogenous) olabilir. Bu durum, pek çok araştırma için önemli düzeyde bir esneklik sağlar. Demografik değişkenlerin ya da doğrudan gözlenen herhangi bir değişkenin model için önemli olduğu durumlarda, araştırmacılar modellerini melez yol modeli biçiminde de kurabilirler.

6.2.5.2. Yol Analizinin İşlem Adımları

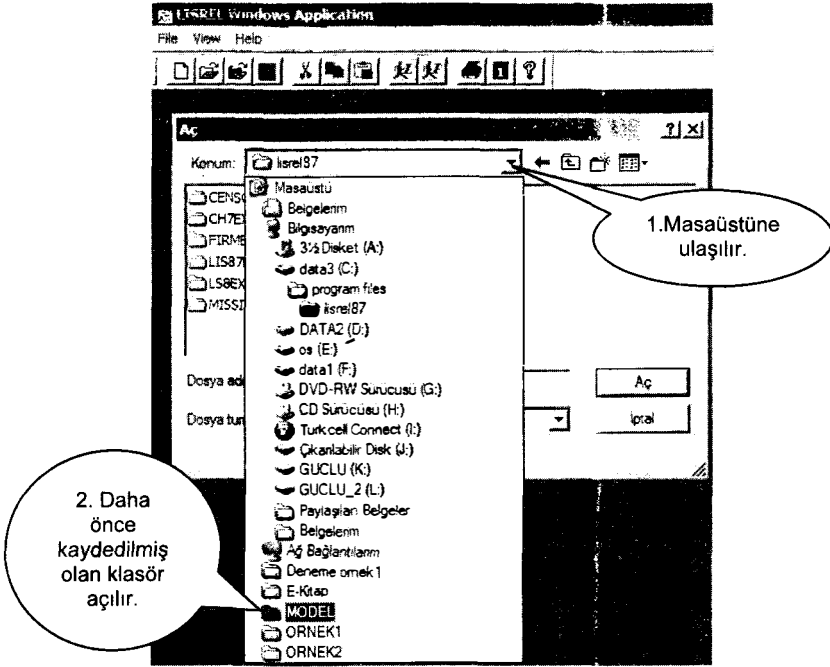
Bu bölümde yol analizinin LISREL'deki işlem adımları ile analiz sonucunda elde edilen çıktı (output) dosyalarında yer alan şemaların ve istatistiklerin yorumlarına ilişkin örneklerle yer verilmiştir.

Aşağıda örnek bir dosya üzerinden işlem basamakları sırasıyla verilmiştir. İşlem adımlarında, üç gizil değişken ile bir model örneği kurgulanmıştır. Bu değişkenler *"meslek ve eğitim hedefleri"*, *"akademik uyum"* ve *"akademik başarı"*dır. Kurgulanan modele ilişkin yol şeması aşağıda gösterilmiştir.



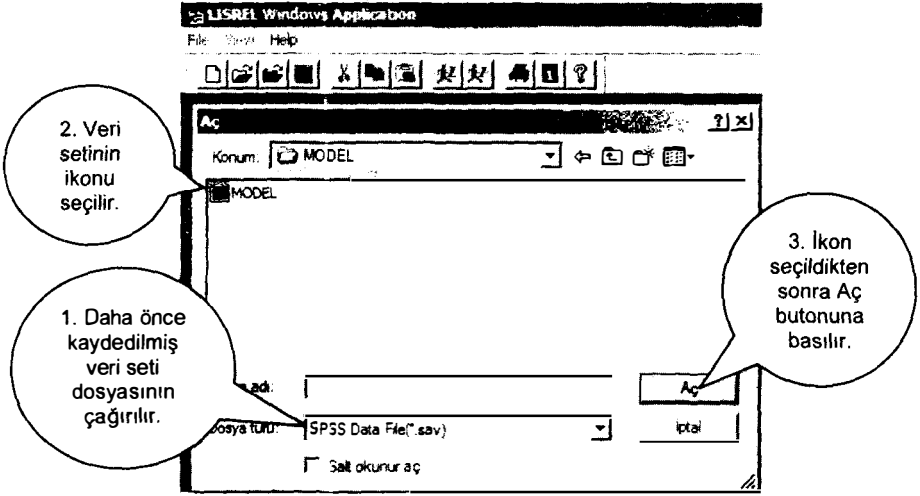
Yol analizi için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılması ve o klasöre kısa bir ad verilmesi önerilir. Klasör açıldıktan ve isim verildikten sonra SPSS formatındaki veri seti (diğer pek çok istatistik programı ya da Excel de kullanılabilir) aynı isimle klasörün içine kaydedilir. LISREL programı çalıştırılır.

LISREL programı çalıştırıldıktan sonra, analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması gerekmektedir. Veri seti bir dosya olarak kaydedilmelidir ve dosyanın LISREL'deki adı Prelis'tir. Ancak veri dosyası genellikle SPSS, Excel, Minitab, SAS ya da Statistica dosyası olarak kaydedildiğinden, o dosyanın Prelis dosyasına dönüştürülmesi gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde MODEL) klasör açılır. Çağırılacak olan dosyada, yalnızca analize dâhil edilecek değişkenlerin bulunması çok önemlidir. Çünkü LISREL sütun sırası hesabına göre çalışmaktadır. Aşağıda Şekil 6.67.'de Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



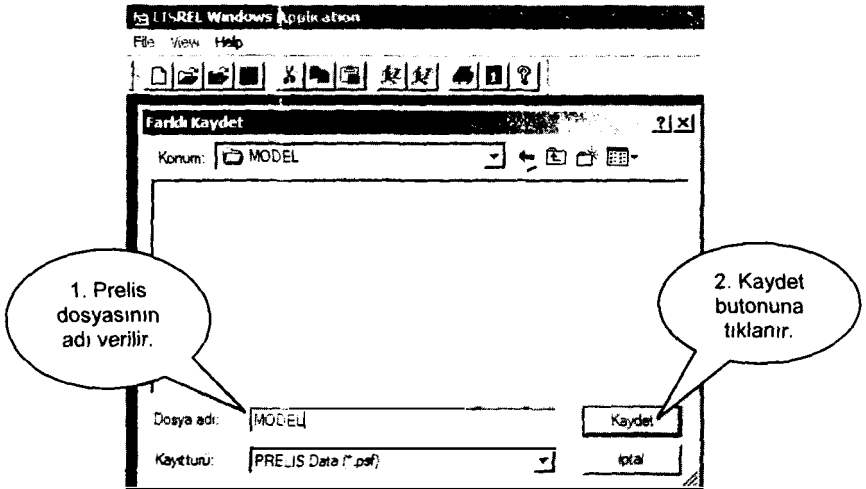
Şekil 6.67. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Seti Dosyasının Çağırılması

İlgili klasör açıldıktan sonra (klasör boş olarak görüntülenecektir), veri seti dosyası hangi formatta kaydedilmiş ise (SPSS, Excel, Minitab vb.) aşağıda yer alan "Dosya türü"nün yanında yer alan ok tıklanır. Veri seti dosyası hangi program formatında kaydedilmiş ise (örneğimizde SPSS dosyasıdır) o format seçilir. Bu durumda pencere içinde ilgili veri seti dosyasının iconu görülecektir. Analizi yapılacak olan dosyanın iconu seçilerek "Aç" butonu tıklanır (ya da veri seti dosyasına ilişkin ikon çift tıklanabilir).



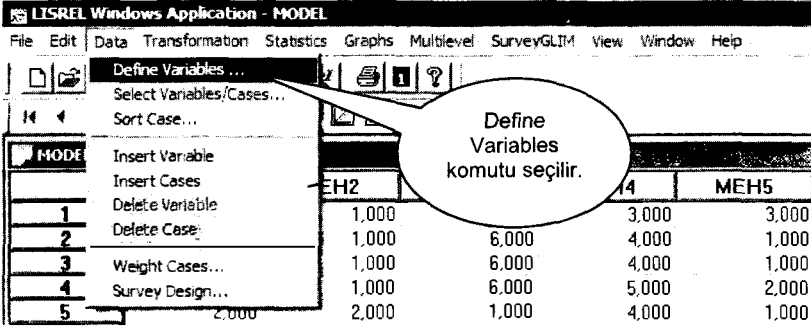
Şekil 6.68. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan "Dosya adı" bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve "Kaydet" butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



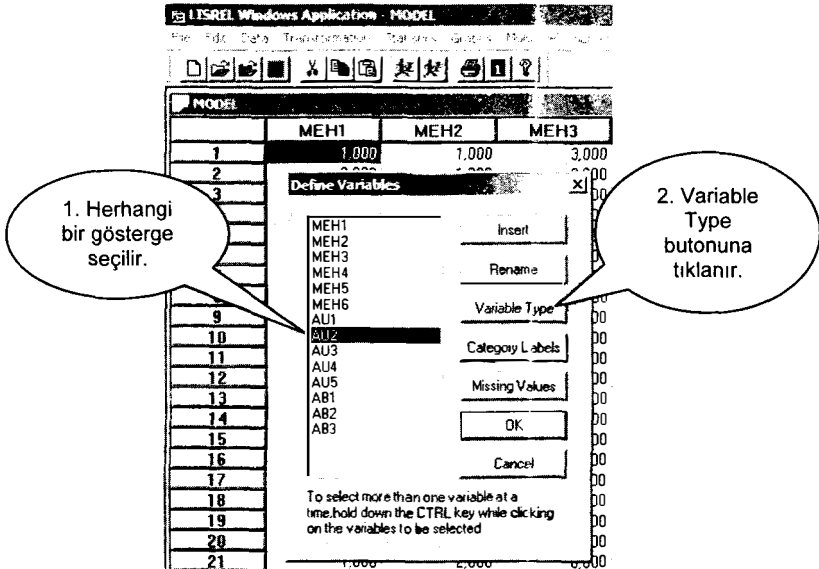
Şekil 6.69. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kaydetme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.70.'te gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



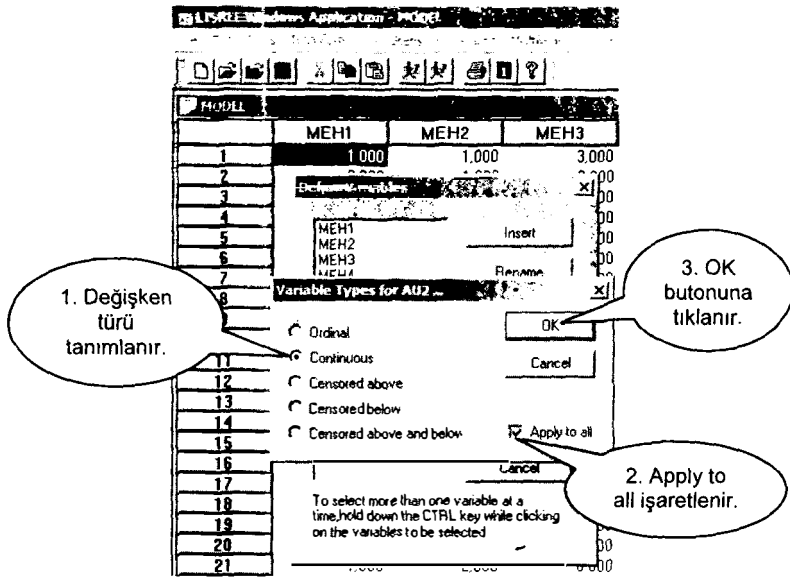
Şekil 6.70. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.71.'de örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



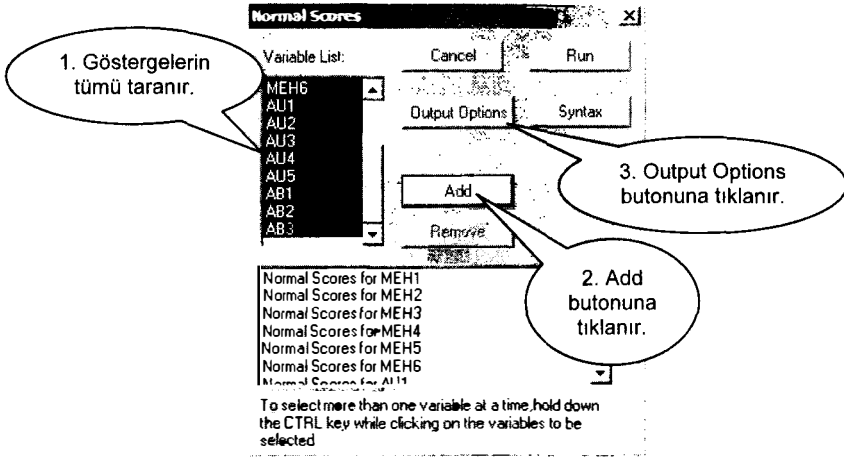
Şekil 6.71. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek seçilir. Eğer yol analizine dâhil edilecek değişkenlerin türü sürekli ise "Continuous"; kategorik ise "Ordinal" işaretlenir. Örnek için kullanılan veri setindeki değişkenlerin sürekli olmasından dolayı "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm değişkenler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. Ancak değişkenler arasında süreksiz veri de var ise bu belirlemenin ayrı ayrı yapılması gerekir. "Define Variables" penceresinde de "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Önemle hatırlanması gereken durum, yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının mutlaka kaydedilmesidir.



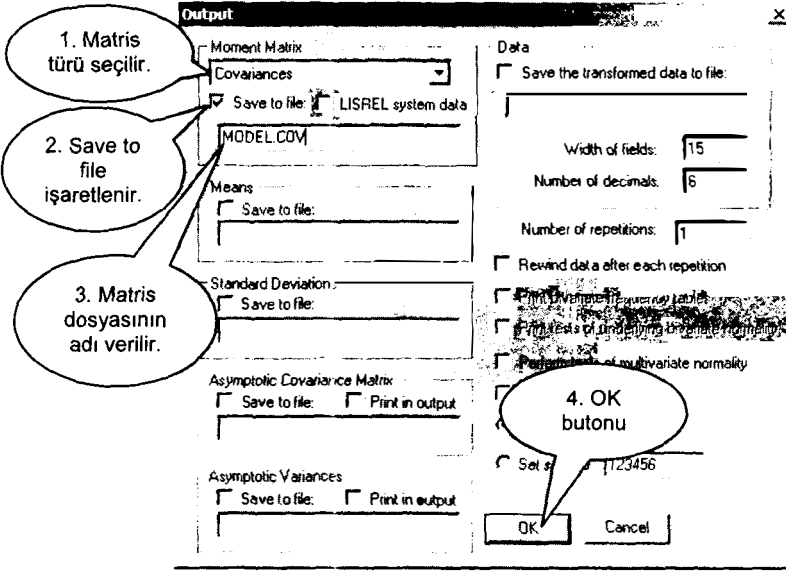
Şekil 6.72. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından, matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıkış seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.73.'te örnek verilmiştir.



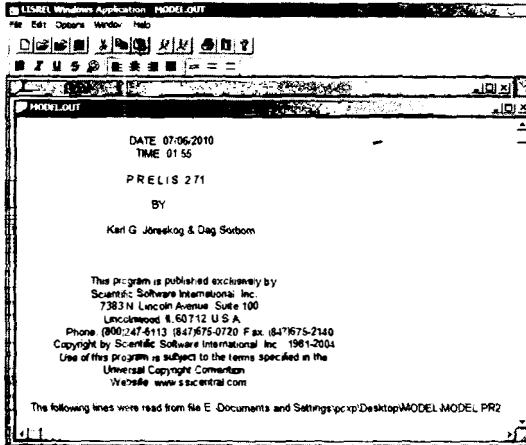
Şekil 6.73. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana gelen Output Options penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Sosyal bilimlerde yol analizi için iki tür matris kullanılır. Bunlar korelasyon ve kovaryans matrisleridir. Eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix"ın altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.74.'te görüldüğü gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, MODEL.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacaksa öncelikle "Moment Matrix"ın altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, MODEL.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından Output penceresi OK butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.



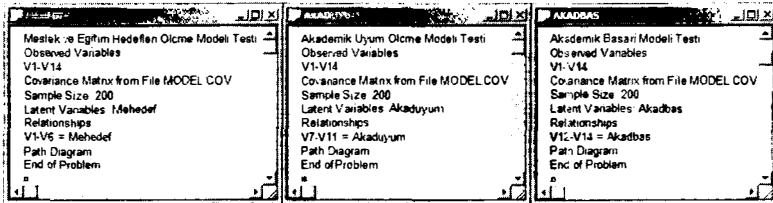
Şekil 6.74. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana aşağıda Şekil 6.75'te örneği gösterilen MODEL.OUT adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.



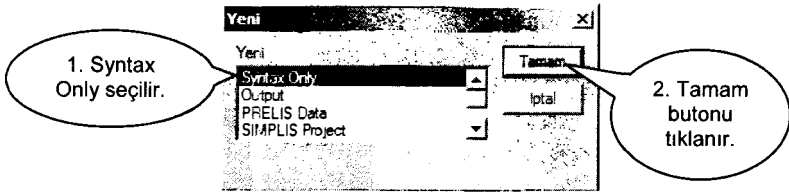
Şekil 6.75. Çıktı Dosyası Örneği

Bu aşamada ölçme modellerinin test edilmesi gerekmektedir. Bunun için her bir ölçme modeli ayrı ayrı test edilir. Yol analizinin işlem adımları için kurgulanan örnekte üç ölçme modeli bulunmaktadır. Bu durumda, üç ayrı ölçme modeli testinin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Örneğimizdeki ölçme modelleri “meslek ve eğitim hedefleri”, “akademik uyum” ve “akademik başarı”dır. Daha önce de ifade edildiği gibi ölçme modellerinin test edilmesinin adımları, doğrulayıcı faktör analizi ile aynıdır. Bu durumda, ölçme modelleri için üç ayrı sözdizim dosyası hazırlanması gerekmektedir. Ancak önemle hatırlanması gereken bir durum, LISREL’de yapılan analizlerin sütun hesabına göre çalıştığıdır. Dolayısıyla ölçme modelleri test edilmeden önce hangi değişkenlerin kaçınca sütunlarda olduğunu bir deftere not edilmesinde fayda vardır. Örneğimizdeki Prelis dosyasında ilk altı gösterge “meslek ve eğitim hedefleri” gizil değişkeni (V1-V6), sonraki beş gösterge “akademik uyum” gizil değişkeni (V7-V11) ve son üç gösterge ise “akademik başarı” gizil değişkeni (V12-V14) ile ilgilidir. Böylece ölçme modellerinin test edilmesi için sözdizim dosyası hazırlanırken, gözlenen değişkenler için yukarıda parantez içerisinde gösterilen tanımlar yazılacaktır. Ölçme modellerinin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyaları aşağıda Şekil 6.76.’da gösterilmiştir.



Şekil 6.76. Ölçme Modelleri Testi İçin Sözdizim Dosyaları

Ölçme modellerinin test edilmesi ve doğrulanmasının ardından yol analizi için sözdizim dosyasının hazırlanması gerekmektedir (sözdizimi hazırlamanın belirli kuralları olduğu daha önce belirtilmişti). Yol analizinde sözdizim yazma ile ilgili kurallar, doğrulayıcı faktör analizi ile büyük ölçüde ortaktır. Bunun için öncelikle “File” komut grubundan “New” (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.77.’de gösterilen bu pencerede “Syntax Only” seçilerek “Tamam” butonuna tıklanır.



Şekil 6.77. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

Sözdizimin yazımında uyulması gereken sıra aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Satır : Yapılacak olan analiz için bir başlık yazılır. Örneğin, Akademik Başarıya İlişkin Yol Analizi vb.
2. Satır : "Observed Variables" (gözlenen değişkenler) ifadesi yazılır.
3. Satır : Analize dâhil edilecek değişkenler yazılır. Göstergelerin yazılmasında iki durum vardır. Bunlardan ilki, tüm göstergelerin sırayla (V1 V2 V3 V4 V5 V6 V7 V8 V9 V10 V11 V12 V13 V14 vb.) yazılmasıdır ki bu çok pratik bir yol değildir. İkinci yol ise analize dâhil edilecek ilk göstergenin ve son göstergenin araya tire (-) işareti konularak (V1-V14 vb.) yazılmasıdır.
4. Satır : Bu satırda analizin hangi matris üzerinden hesaplanacağına ilişkin bir tanımlama yapılır. Bunun için, yukarıda Şekil 7.74'te örneği verilen, daha önce kaydedilen matrisi tanımlamak amacıyla şu ifade yazılır: "Covariance Matrix from File MODEL.COV".
5. Satır : Bu satırda örneklem büyüklüğü tanımlanır. Bunun için örneklem büyüklüğünün örnekte 200 olması nedeni ile tanımlama "Sample Size: 200" biçiminde yapılır.
6. Satır : Bu satırda gizil değişkenlerin tanımlaması yapılır. Gizil değişkenlerin tanımlanmasında mümkün olduğunca kısa ifadeler kullanılması önemlidir. Örnekte "meslek ve eğitim hedefleri", "akademik uyum" ve "akademik başarı" gizil değişkenleri verilmiştir. Bu doğrultuda tanımlama şu biçimde yapılmıştır: "Latent Variables: Me hedef Akaduyum Akadbas"
7. Satır : Bu satırda "Relationships:" (ilişkiler) yazılır.
8. Satır : Bu satırda hangi gizil değişkenin, hangi göstergeleri açıkladığını belirlemek amacıyla bir tanımlama yapılması gerekmektedir. Ardından yol analizi için gizil değişkenler arasındaki ilişkinin nasıl tanımlandığı yazılır. Aşağıda bu satırın yazılmasına ilişkin bir örnek verilmiştir.

Örnek:

V1-V6 = Mehedef

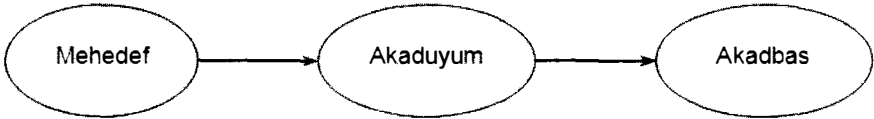
V7-V11 = Akaduyum

V12-V14 = Akadbas

Akaduyum = Mehedef

Akadbas = Akaduyum

Gizil değişkenler arası ilişkilerin tanımlanmasında içsel değişkenden, dışsal değişkene kuralı vardır. Bu kuralın yol şeması üzerinden gösterilmesi anlaşılmayı kolaylaştıracaktır.

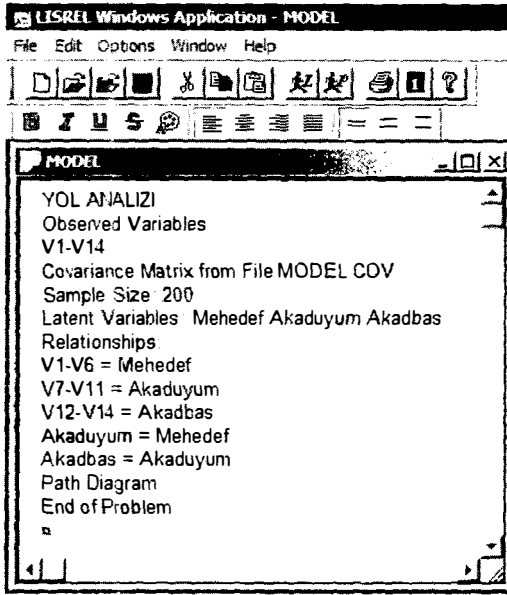


Yapısal modelin sözdizim dosyasında tanımlanmasına ikinci sıra içsel değişken ya da değişkenlerden, dışsal değişken ya da değişkenlere doğru başlanır. Dolayısıyla yukarıda görüldüğü üzere ikinci sıra içsel değişken "Akaduyum"dur. İlk komut "Akaduyum = Mehedef" biçimindedir. İşlem aynı mantık örüntüsü çerçevesinde devam eder. Dolayısıyla bundan sonraki ilişki, üçüncü sıra içsel değişken ya da değişkenlerden, ikinci sıra içsel değişken ya da değişkenlere doğru tanımlanır. İkinci komut "Akadbas = Akaduyum"dur.

9. Satır : "Path Diagram" (yol şeması) yazılır.

10. Satır : "End of Problem" (problemin sonu) yazılır.

Aşağıda Şekil 6.78.'de yukarıda yapılan tanımlamalar doğrultusunda yazılmış örnek bir sözdizim dosyası verilmiştir.



Şekil 6.78. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

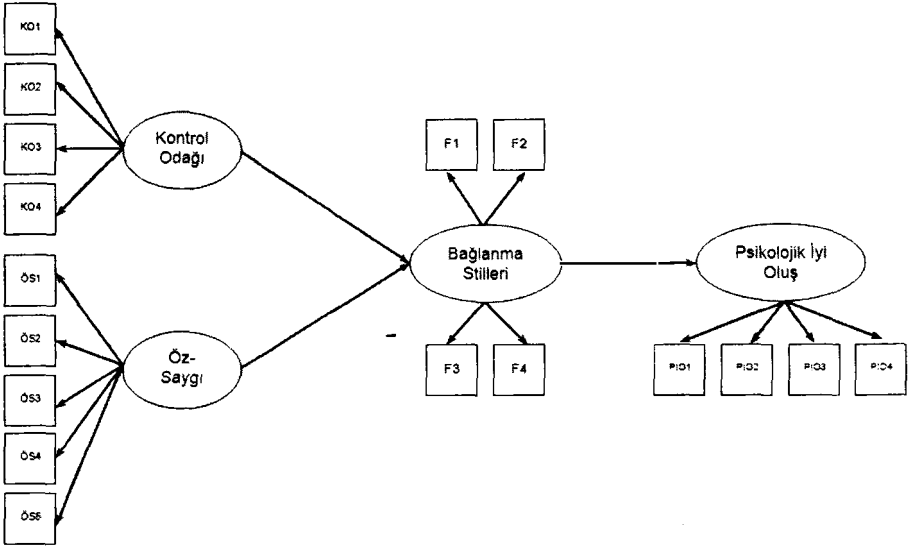
Sözdizimin yazılmasının ardından, dosya aynı klasör içerisinde kaydedilir. Analizi başlatmak için File komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) tıklanır. Araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (🏃) tıklanarak da analiz başlatılabilir.

6.2.5.3. Örnekler

Bu bölümde yol analizinin uygulamasına ilişkin iki farklı örnek verilmiştir. Okuyucuların uygulama örneklerini takip ederken, 6.2.5.3. ORNEK1.sav dosyası üzerinden analizleri kendilerinin de yapmalarını tavsiye ederiz. Uygulama örnekleri LISREL istatistik paket programı üzerinden verilmiştir.

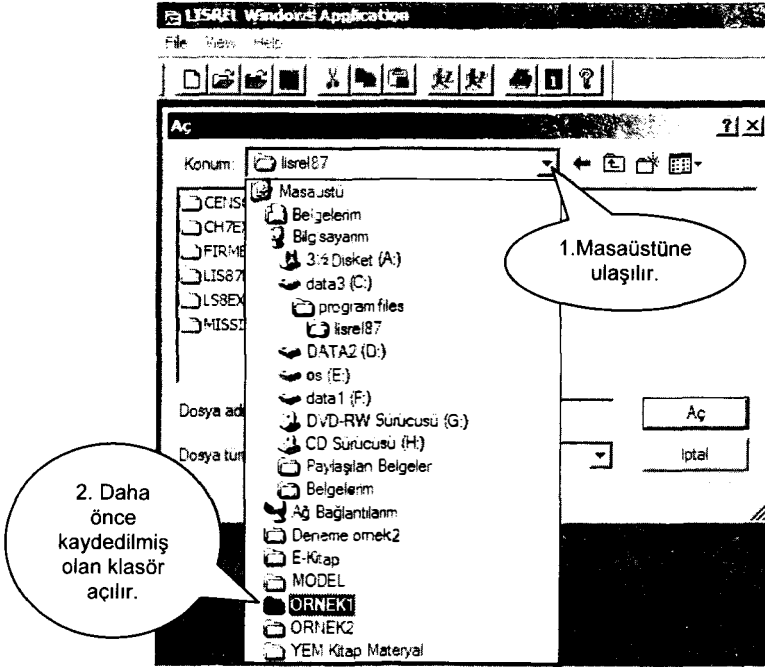
A. Örnek 1: Yol analizi için ilk örnek, dört gizil değişken ile kurgulanan bir model¹ ile ilgilidir. Bu değişkenler "kontrol odağı", "öz-saygı", "bağlanma stilleri" ve "psikolojik iyi oluş"² tur. Kurgulanan modele ilişkin yol şeması aşağıda Şekil 6.79.'da verilmiştir.

¹ Model ve modelde tanımlanan değişkenler hipotetiktir. Herhangi bir görgül araştırmaya dayanmamaktadır ve örnek olması amacıyla verilmiştir.



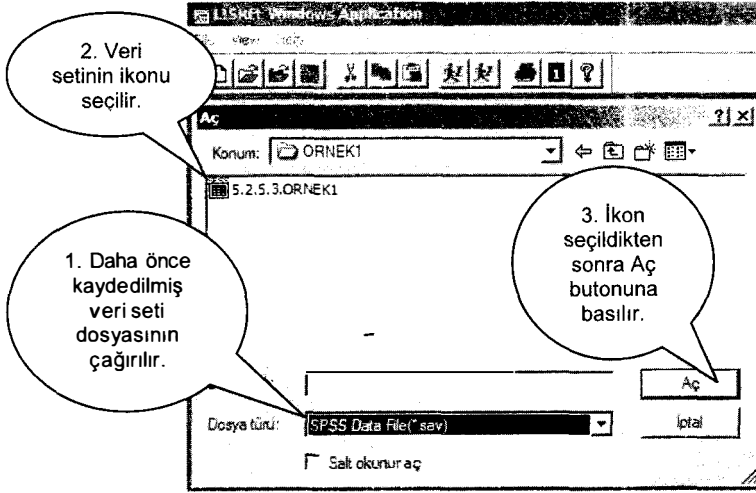
Şekil 6.79. Örnek 1 İçin Kurgulanan Yol Şeması

Yol analizi için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılması ve o klasöre kısa bir ad verilmesinin ardından, analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde ÖRNEK1) klasör açılır. Aşağıda Şekil 6.80.'de Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



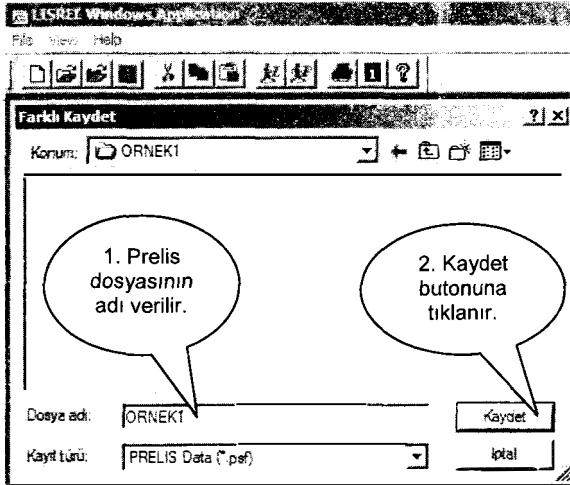
Şekil 6.80. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Seti Dosyasının Çağırılması

İlgili klasör açıldıktan sonra (klasör boş olarak görüntülenecektir), veri seti dosyası hangi formatta kaydedilmiş ise aşağıda yer alan "Dosya türü"nün yanında yer alan ok tıklanır. Veri seti dosyasının kaydedildiği o format (örneğimizde SPSS dosyasıdır) seçilir. Bu durumda, pencere içinde ilgili veri seti dosyasının ikonu görülecektir. Analizi yapılacak olan dosyanın ikonu seçilerek "Aç" butonu tıklanır (ya da veri seti dosyasına ilişkin ikon çift tıklanabilir).



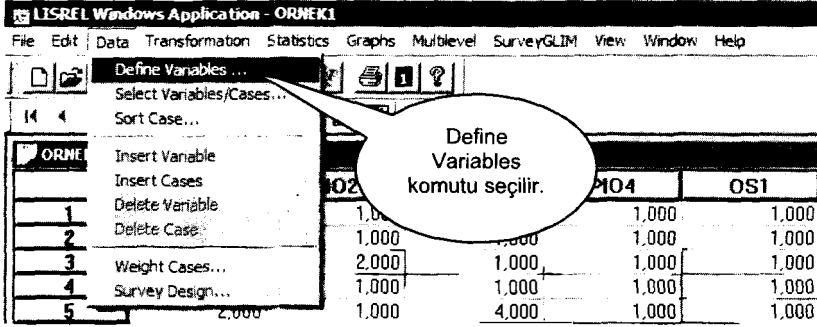
Şekil 6.81. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan "Dosya adı" bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve "Kaydet" butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



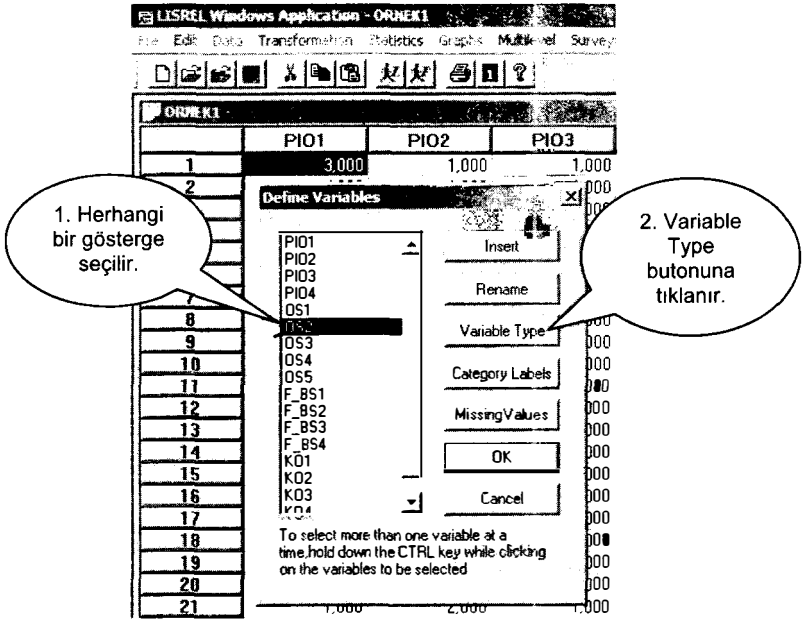
Şekil 6.82. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kaydetme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.83'te gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



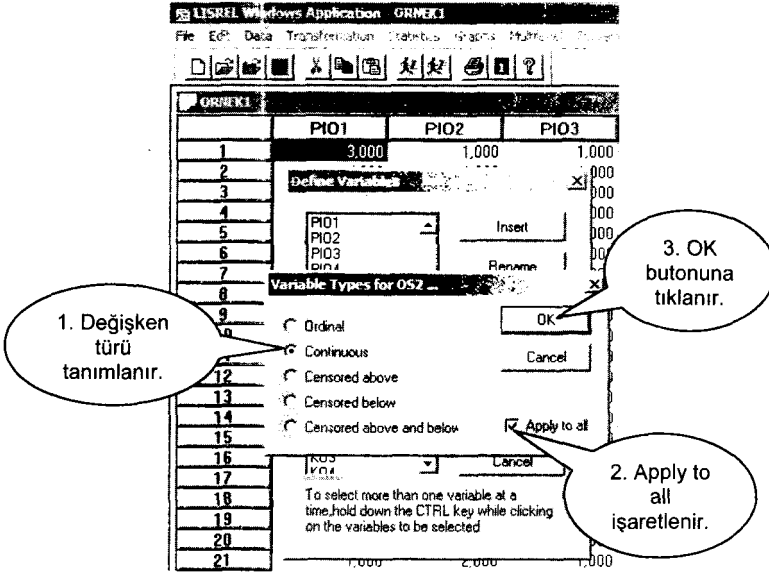
Şekil 6.83. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.84'te örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



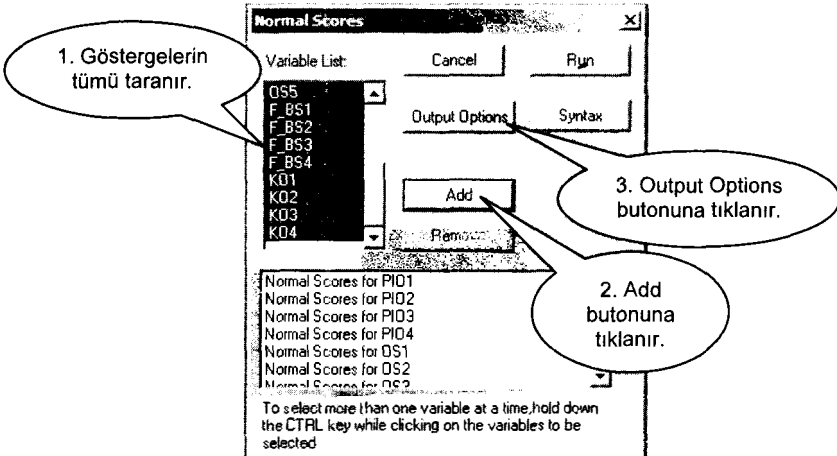
Şekil 6.84. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek seçilir. Eğer yol analizine dâhil edilecek değişkenlerin türü sürekli ise "Continuous"; kategorik ise "Ordinal" işaretlenir. Örnek için kullanılan veri setindeki değişkenlerin sürekli olmasından dolayı "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm değişkenler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. "Define Variables" penceresinde de "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Ancak önemle hatırlatılması gereken durum, yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının mutlaka kaydedilmesidir.



Şekil 6.85. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından, matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıkış seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.86.'da örnek verilmiştir.



Şekil 6.86. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana gelen "Output Options" penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.87'de görüldüğü gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, ORNEK1.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacaksa öncelikle "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, ORNEK1.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından "Output" penceresi "OK" butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.

1. Matris türü seçilir.

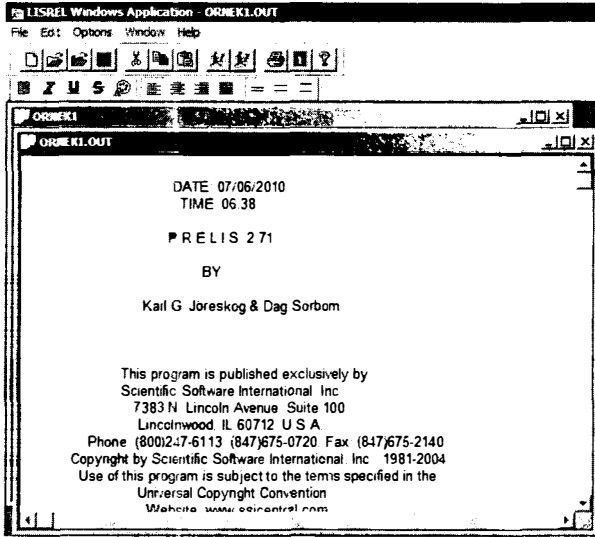
2. Save to file işaretlenir.

3. Matris dosyasının adı verilir.

4. OK butonu tıklanır.

Şekil 6.87. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

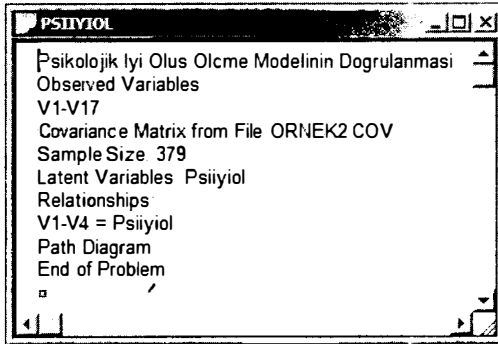
Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana aşağıda Şekil 6.88'de örneği gösterilen ORNEK1.OUT adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.



Şekil 6.88. Çıktı Dosyası Örneği

Bu aşamada ölçme modellerinin test edilmesi gerekmektedir. Bunun için her bir ölçme modeli ayrı ayrı test edilir. Örnek 1 için kurgulanan modelde, dört ölçme modeli bulunmaktadır. Bu durumda dört ayrı ölçme modeli testinin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Örneğimizdeki ölçme modelleri "kontrol odağı", "öz-saygı", "bağlanma stilleri" ve "psikolojik iyi oluş"tur. Bunun için ölçme modelleri için dört ayrı sözdizim dosyası hazırlanması gerekmektedir. Ancak önemle hatırlanması gereken bir durum, LISREL'de yapılan analizlerin sütun hesabına göre çalıştığıdır. Dolayısıyla ölçme modelleri test edilmeden önce hangi değişkenlerin kaçınıcı sütunlarda olduğunu bir deftere not edilmesinde fayda vardır. Örneğimizdeki Prelis dosyasında ilk dört gösterge "psikolojik iyi oluş" gizil değişkeni (V1-V4), sonraki beş gösterge "öz-saygı" gizil değişkeni (V5-V9), sonraki dört gösterge "bağlanma stilleri" gizil değişkeni (V10-V13) ve son dört gösterge ise "kontrol odağı" gizil değişkeni (V14-V17) ile ilgilidir. Böylece ölçme modellerinin test edilmesi için sözdizim dosyası hazırlanırken, gözlenen değişkenler için yukarıda parantez içerisinde gösterilen tanımlar yazılacaktır. Daha önce de ifade edildiği gibi ölçme modellerinin test edilmesinin adımları, doğrulayıcı faktör analizi ile aynıdır. Bu nedenle işlem adımları burada tekrar edilmeyecektir. Buna göre aşağıda ölçme modellerinin test edilmesi ve elde edilen sonuçların değerlendirilmesi ile ilgili bilgiler sunulmuştur.

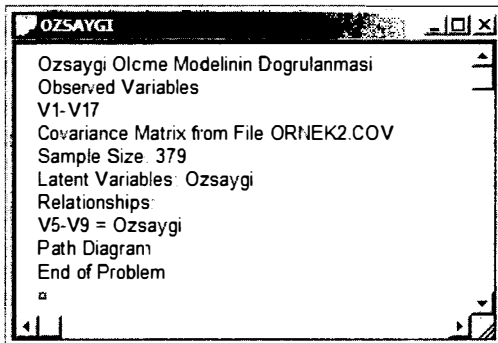
1) *Psikolojik İyi Oluş*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.89.'da gösterilmiştir.



Şekil 6.89. Psikolojik İyi Oluş Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise χ^2 değerine ($\chi^2_{(2)}=4.64$) ilişkin p değerinin manidar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Ayrıca χ^2 , 0'a yakın bir değer vermektedir. Bu bulgu, beklenen ve gözlenen kovaryans matrisleri arasında manidar bir fark olmadığı, diğer bir deyişle veri ile model arasında mükemmel bir uyumun olduğu anlamına gelmektedir. Bu bulgu doğrultusunda ölçme modelinin doğrulandığını ifade etmek mümkün olmakla birlikte ek kanıtlar açısından diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.059; NNFI=.90; CFI=.97; Standardize edilmiş RMR=.029; GFI=.99; AGFI=.97. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda psikolojik iyi oluş ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

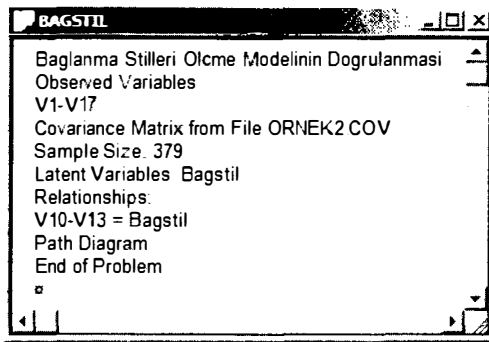
2) *Öz-Saygı*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.90.'da gösterilmiştir.



Şekil 6.90. Öz-Saygı Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise psikolojik iyi oluş ölçme modelinde olduğu gibi χ^2 değerine ($\chi^2_{(5)}=2.50$) ilişkin p değerinin manidar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Ayrıca χ^2 , 0'a yakın bir değer vermektedir. Bu bulgu doğrultusunda ölçme modelinin doğrulandığını ifade etmek mümkün olmakla birlikte ek kanıtlar açısından diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.000; NNFI=1.00; CFI=1.00; Standardize edilmiş RMR=.019; GFI=1.00; AGFI=.99. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda öz-saygı ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

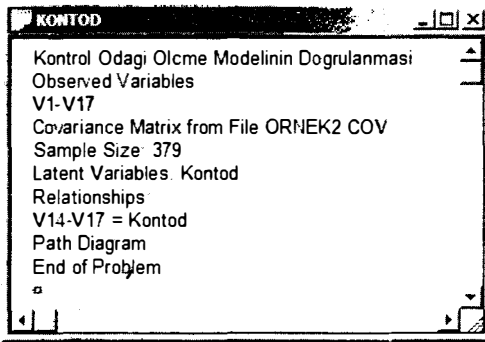
3) *Bağlanma Stilleri*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.91.'de gösterilmiştir.



Şekil 6.91. Bağlanma Stilleri Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise diğer iki ölçme modelinde de olduğu gibi χ^2 değerine ($\chi^2_{(2)}=.96$) ilişkin p değerinin manidar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Ayrıca χ^2 , 0'a yakın bir değer vermektedir. Bu bulgu doğrultusunda ölçme modelinin doğrulandığını ifade etmek mümkün olmakla birlikte ek kanıtlar açısından diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.000; NNFI=1.00; CFI=1.00; Standardize edilmiş RMR=.012; GFI=1.00; AGFI=.99. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda bağlanma stilleri ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

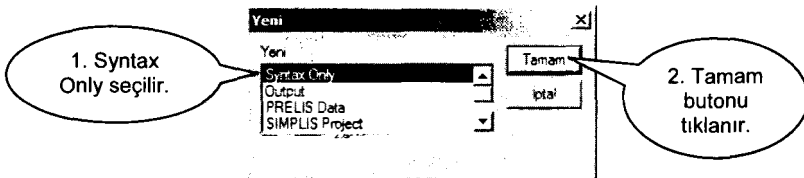
4) *Kontrol Odağı*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.92.'de gösterilmiştir.



Şekil 6.92. Kontrol Odağı Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise diğer üç ölçme modelinde de olduğu gibi χ^2 değerine ($\chi^2_{(2)}=.65$) ilişkin p değerinin manidar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Ayrıca χ^2 , 0'a yakın bir değer vermektedir. Bu bulgu doğrultusunda ölçme modelinin doğrulandığını ifade etmek mümkün olmakla birlikte ek kanıtlar açısından diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.000; NNFI=1.00; CFI=1.00; Standardize edilmiş RMR=.009; GFI=1.00; AGFI=1.00. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda kontrol odağı ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

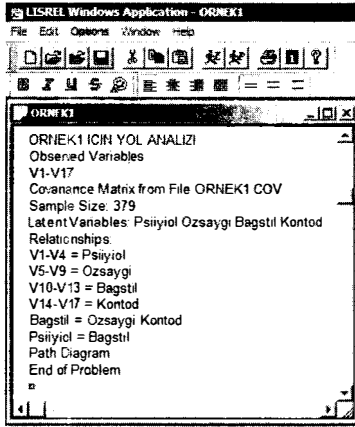
Ölçme modellerinin test edilmesi ve doğrulanmasının ardından, yol analizi için sözdizim dosyasının hazırlanmasına sıra gelmiştir. Bunun için öncelikle "File" komut grubundan "New" (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.93.'te gösterilen bu pencerede "Syntax Only" seçilerek "Tamam" butonuna tıklanır.



Şekil 6.93. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

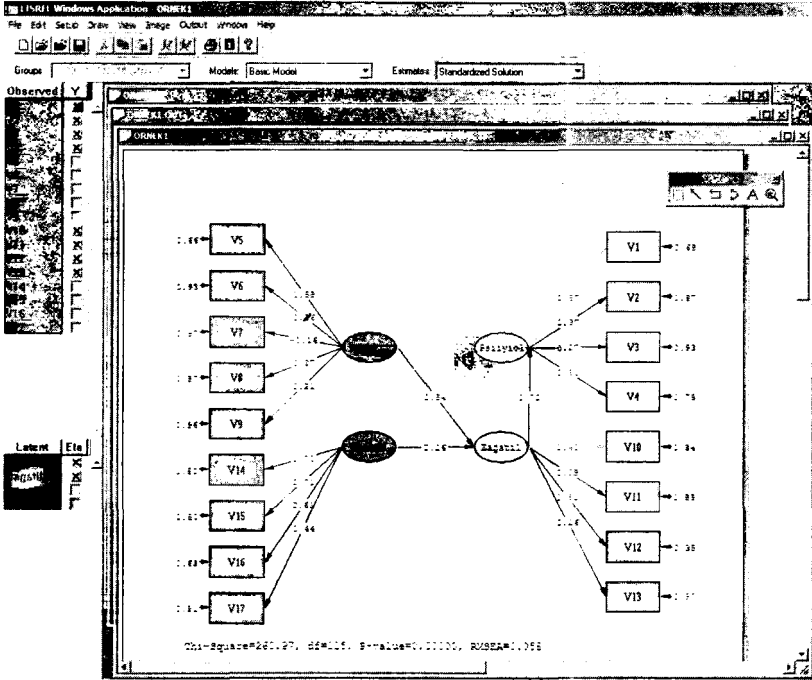


Aşağıda Şekil 6.94'te yukarıda yapılan tanımlamalar doğrultusunda yazılmış örnek bir sözdizim dosyası verilmiştir.



Şekil 6.94. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimi yazıldıktan ve aynı klasör içerisine kaydedildikten sonra "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (🏃) tıklanarak da analiz başlatılır. Analiz sonucunda analiz ile ilgili aşağıda örneği Şekil 6.95'te gösterilen yol şeması (path diagram) ve "out" uzantılı bir çıktı dosyası ekrana gelir.



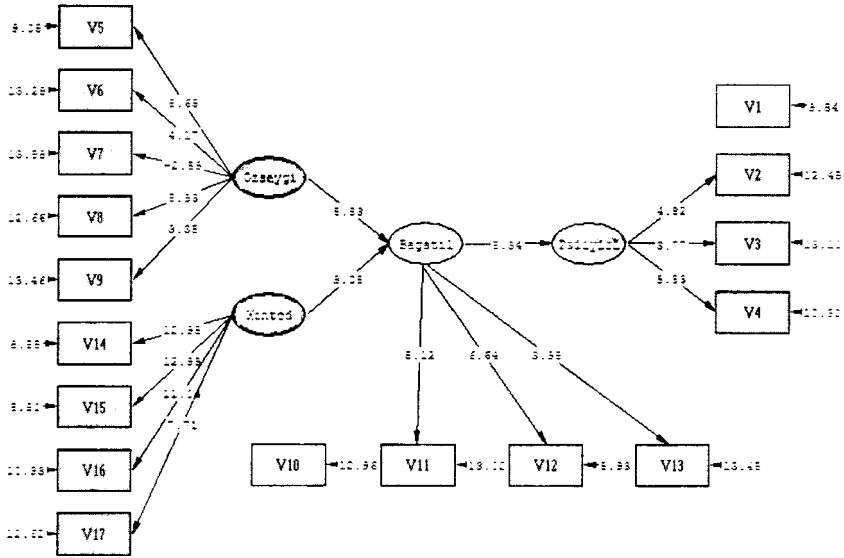
Şekil 6.95. Yol Analizi Örnek 1 İçin Elde Edilen Yol Şeması

Bu aşamada araştırmacının ilk kontrol etmesi gereken gözlenen değişkenlerin t değerlerinin manidarlık düzeyidir. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" (tahminler) bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.96.'da örneği gösterildiği gibi "T-values" (t değerleri) seçilir.



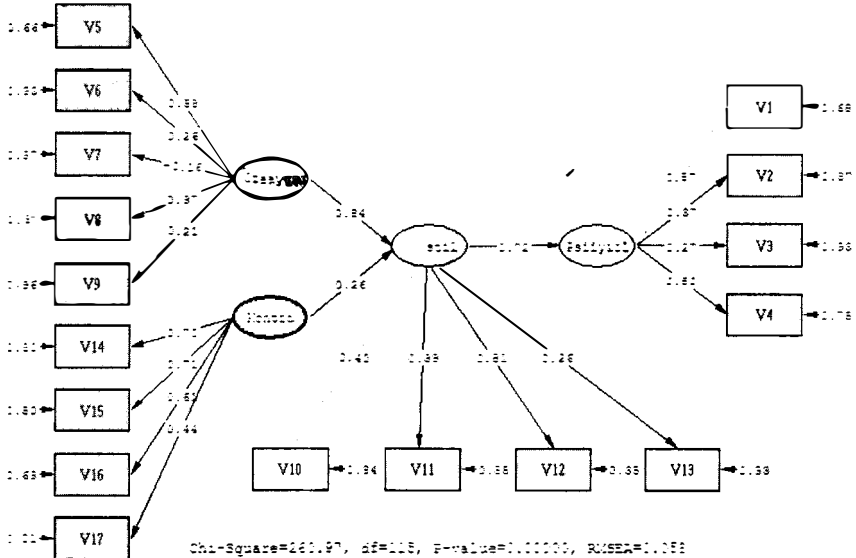
Şekil 6.96. T Değerleri Seçeneği

Yol analizi örnek 1 için kurgulanan modele ilişkin t değerlerinin yol şeması ile gösterimi aşağıda Şekil 6.97.'de verilmiştir.



Şekil 6.97. Yol Analizi Örnek 1 İçin Kurgulanan Modele İlişkin T Değerleri

Şekil 6.97.'de görüldüğü üzere, gerek ölçme modelleri ve gerekse yapısal model için tüm t değerleri manidardır. Bu doğrultuda modele ilişkin standardize edilmiş değerler aşağıda Şekil 6.98.'de verilmiştir.



Şekil 6.98. Yol Analizi Örnek 1 İçin Yol Şeması

Elde edilen bulguları değerlendirmeden önce çıktı dosyasını da incelemekte yarar vardır. Aşağıda çıktı dosyasının örneği verilmiştir. Modelin değerlendirilmesi ise çıktı dosyası örneğinin ardından yapılmıştır.

DATE: 7/6/2010

TIME: 8:29

L I S R E L 8.71

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by

Scientific Software International, Inc.

7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100

Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2004

Use of this program is subject to the terms specified in the

Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file E:\Documents and Settings\pcxp\Desktop\ORNEK1\ORNEK1.Spl:

ORNEK1 ICIN YOL ANALIZI

Observed Variables

V1-V17

Covariance Matrix from File ORNEK1.COV

Sample Size: 379

Latent Variables: Psiyiol Ozsaygi Bagstil Kontod

Relationships:

V1-V4 = Psiyiol

V5-V9 = Ozsaygi

V10-V13 = Bagstil

V14-V17 = Kontod

Bagstil = Ozsaygi Kontod

Psiyiol = Bagstil

Path Diagram

End of Problem

Sample Size = 379

ORNEK1 ICIN YOL ANALIZI



Covariance Matrix

	V1	V2	V3	V4	V10	V11	
V1	1.98						
V2	0.49	2.64					
V3	0.46	0.07	3.14				
V4	0.41	0.34	0.11	1.01			
V10	0.56	1.84	1.04	1.45	45.89		
V11	1.09	1.62	0.06	2.60	11.29	37.39	
V12	4.74	2.97	3.65	2.64	18.75	20.26	
V13	0.59	0.84	0.64	0.39	6.11	4.85	
V5	0.27	0.16	0.36	0.18	2.47	1.26	
V6	0.34	0.26	0.56	0.07	1.43	0.30	
V7	0.04	0.03	-0.15	-0.04	0.00	-0.45	
V8	0.50	0.00	0.43	0.05	1.20	-0.07	
V9	0.07	0.40	0.09	0.12	1.30	0.96	
V14	0.25	0.41	0.16	0.18	1.55	-0.22	
V15	0.35	0.37	0.10	0.12	1.24	0.27	
V16	0.35	0.14	0.21	0.15	1.10	0.37	
V17	0.29	0.33	0.09	0.08	1.09	-0.13	

Covariance Matrix

	V12	V13	V5	V6	V7	V8	
V12	106.73						
V13	8.46	17.76					
V5	7.94	0.69	2.61				
V6	3.12	0.19	0.35	3.04			
V7	-2.65	-0.86	-0.14	-0.19	2.90		
V8	4.68	0.52	0.68	0.46	-0.22	2.94	
V9	1.74	0.58	0.09	0.25	-0.05	0.20	
V14	3.35	-0.08	0.29	0.06	0.04	0.07	
V15	2.54	0.13	0.13	0.16	0.05	0.09	
V16	3.10	0.19	0.11	0.13	-0.02	0.14	
V17	1.45	0.30	0.02	0.25	0.15	0.28	

Covariance Matrix

	V9	V14	V15	V16	V17	
V9	1.60					
V14	0.02	1.69				
V15	-0.08	0.84	1.61			

V16	0.10	0.50	0.51	0.89	
V17	0.11	0.67	0.64	0.35	2.44

ORNEK1 ICIN YOL ANALIZI

Number of Iterations = 14

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

Measurement Equations

$$V1 = 0.80 * \Psi_{iiyiol}, \text{Errorvar.} = 1.35, R^2 = 0.32$$

(0.14)
9.54

$$V2 = 0.59 * \Psi_{iiyiol}, \text{Errorvar.} = 2.29, R^2 = 0.13$$

(0.12) (0.18)
4.82 12.45

$$V3 = 0.47 * \Psi_{iiyiol}, \text{Errorvar.} = 2.92, R^2 = 0.071$$

(0.13) (0.22)
3.77 13.10

$$V4 = 0.50 * \Psi_{iiyiol}, \text{Errorvar.} = 0.77, R^2 = 0.25$$

(0.086) (0.070)
5.83 10.92

$$V10 = 2.71 * \Psi_{Bagstil}, \text{Errorvar.} = 38.52, R^2 = 0.16$$

(2.97)
12.96

$$V11 = 2.37 * \Psi_{Bagstil}, \text{Errorvar.} = 31.77, R^2 = 0.15$$

(0.46) (2.44)
5.12 13.02

$$V12 = 8.32 * \Psi_{Bagstil}, \text{Errorvar.} = 37.51, R^2 = 0.65$$

(1.25) (6.32)
6.64 5.93

$$V13 = 1.11 * \Psi_{Bagstil}, \text{Errorvar.} = 16.52, R^2 = 0.070$$

(0.28) (1.23)
3.95 13.45

$$V5 = 0.94 * \Psi_{Ozsaygi}, \text{Errorvar.} = 1.74, R^2 = 0.34$$

(0.11) (0.19)



8.65

9.05

$$V6 = 0.45 * \text{Ozsaygi}, \text{Errorvar.} = 2.84, R^2 = 0.066$$

(0.11)

(0.21)

4.17

13.28

$$V7 = -0.27 * \text{Ozsaygi}, \text{Errorvar.} = 2.83, R^2 = 0.026$$

(0.11)

(0.21)

-2.59

13.58

$$V8 = 0.63 * \text{Ozsaygi}, \text{Errorvar.} = 2.55, R^2 = 0.13$$

(0.11)

(0.20)

5.93

12.66

$$V9 = 0.26 * \text{Ozsaygi}, \text{Errorvar.} = 1.53, R^2 = 0.043$$

(0.078)

(0.11)

3.35

13.46

$$V14 = 0.92 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.86, R^2 = 0.50$$

(0.071)

(0.097)

12.95

8.85

$$V15 = 0.89 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.81, R^2 = 0.50$$

(0.069)

(0.092)

12.99

8.80

$$V16 = 0.57 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.57, R^2 = 0.37$$

(0.052)

(0.052)

11.04

10.93

$$V17 = 0.69 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 1.97, R^2 = 0.19$$

(0.089)

(0.16)

7.71

12.62

Structural Equations

$$\text{Psiyiol} = 0.72 * \text{Bagstil}, \text{Errorvar.} = 0.49, R^2 = 0.51$$

(0.13)

(0.16)

5.34

3.05

$$\text{Bagstil} = 0.84 * \text{Ozsaygi} + 0.26 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.13, R^2 = 0.87$$

(0.14)

(0.085)

(0.13)

5.83

3.05

1.02

Reduced Form Equations

$$\text{Psiiyiol} = 0.60 * \text{Ozsaygi} + 0.19 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.55, R^2 = 0.45$$

(0.10) (0.061)

5.99 3.07

$$\text{Bagstil} = 0.84 * \text{Ozsaygi} + 0.26 * \text{Kontod}, \text{Errorvar.} = 0.13, R^2 = 0.87$$

(0.14) (0.085)

5.83 3.05

Correlation Matrix of Independent Variables

Ozsaygi Kontod

Ozsaygi 1.00

Kontod 0.22 1.00

(0.09)

2.44

Covariance Matrix of Latent Variables

Psiiyiol Bagstil Ozsaygi Kontod

Psiiyiol 1.00

Bagstil 0.72 1.00

Ozsaygi 0.64 0.90 1.00

Kontod 0.32 0.44 0.22 1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 115

Minimum Fit Function Chi-Square = 252.67 (P = 0.00)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 260.97 (P = 0.00)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 145.97

90 Percent Confidence Interval for NCP = (102.86 ; 196.81)

Minimum Fit Function Value = 0.67

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.39

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.27 ; 0.52)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.058

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.049 ; 0.067)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.079

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.89
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.78 ; 1.03)
 ECVI for Saturated Model = 0.81
 ECVI for Independence Model = 3.74

Chi-Square for Independence Model with 136 Degrees of Freedom = 1380.09

Independence AIC = 1414.09
 Model AIC = 336.97
 Saturated AIC = 306.00
 Independence CAIC = 1498.02
 Model CAIC = 524.59
 Saturated CAIC = 1061.44

Normed Fit Index (NFI) = 0.82
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.87
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.69
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.89
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.89
 Relative Fit Index (RFI) = 0.78

Critical N (CN) = 230.18

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.70
 Standardized RMR = 0.059
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.92
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.90
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.70

The Modification Indices Suggest to Add the

Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
V11	Psiyiyl	9.9	2.51
Psiyiyl	Ozsaygi	9.7	-0.96

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

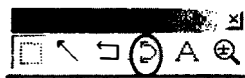
Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
V10	V1	8.2	-1.22
V11	V4	47.5	1.93
V11	V10	8.3	5.53
V12	V10	11.7	-11.72
V5	V12	20.3	4.14
V8	V11	10.1	-1.57
V9	V2	10.3	0.32

Time used: 0.063 Seconds

Şekil 6.97'de görüldüğü üzere, χ^2 değerine ($\chi^2_{(115)}=260.97$) ilişkin p değerinin manidar olduğu ($p<.01$) görülmüştür. Model, χ^2 ve serbestlik derecesi oranına ($\chi^2/sd=260.97/115=2.27$) göre değerlendirildiğinde, elde edilen sonuca göre uyumun çok iyi olduğu ifade edilebilir. Örneklemenin büyük olduğu ($n=379$) da göz önünde bulundurularak, diğer uyum indekslerinin kontrol edilmesinde fayda vardır. Buna göre bu model için RMSEA=.058; NNFI=.89; CFI=.89; Standardize edilmiş RMR=.059; GFI=.92 ve AGFI=.90 olarak tespit edilmiştir.

Şekil 6.97'de gösterilen yol şemasına yapısal model çerçevesinden bakıldığında ise öz-saygının bağlanma stillerini ve bağlanma stillerinin ise psikolojik iyi oluşu açıklamada oldukça iyi yol katsayıları elde edildiği ifade edilebilir. Modelde, kontrol odağının bağlanma stillerini açıklamada düşük sayılabilecek bir yol katsayısı vermesi dikkat çekicidir. Ancak bu örnekte kullanılan veri seti ve değişkenler hipotetiktir. Bu nedenle burada anlamlı bir yorum yapabilmek olanaklı değildir. Modeldeki değişkenlerin ve veri setinin gerçek olduğu varsayılırsa her ne kadar çıktı dosyasında öz-saygı ve kontrol odağının, bağlanma stillerinin varyansını .87 oranında açıkladığı görülse de, tek başına bu değişkenin neden düşük sayılabilecek bir yol katsayısı verdiğinin kuramsal açıdan ne anlama geldiği araştırmacı tarafından açıklanmalıdır.

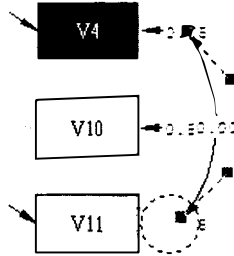
Modele ilişkin modifikasyon önerileri incelendiğinde ise χ^2 değerine önemli ölçüde katkı sağlayacak modifikasyonun 4 ile 11. göstergeler arasında olduğu görülmektedir. Yine burada da, örnekte kullanılan veri seti ve değişkenlerin hipotetik olması nedeniyle anlamlı bir yorum getirmek çok olanaklı değildir, ancak eğer yapılacak modifikasyon kuramsal açıdan açıklanabilir bir temel sahipse modifikasyonun yapılmasına karar verilebilir. Böyle bir kuramsal açıklamaya sahip olunduğu varsayıldığında, örnek olması açısından söz konusu iki değişken arasında bir modifikasyon yapılmıştır. Modifikasyonun yapılması için aşağıda yol şeması dosyası üzerindeki Şekil 6.99'da örneği gösterilen "Drawing Bar" (çizim çubuğu)'da yer alan iki uçlu ok (yuvarlak içine alınan) tıklanır.



Şekil 6.99. Modifikasyon İkonunun Seçilmesi

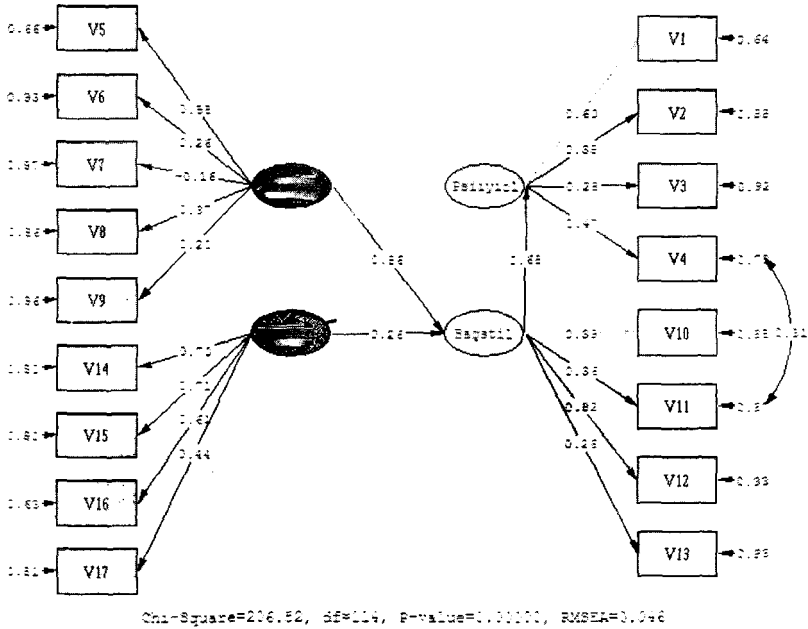
Bu işlemin ardından, aşağıda Şekil 6.100.'de gösterildiği gibi, modifikasyon yapılacak olan göstergelerden birinin hata varyansının yanında

yer alan çubuğa tıklanır (farenin sol tuşuna basılı tutulur) ve el çekilmeden diğer modifikasyon yapılacak olan göstergenin hata varyansının yanında yer alan çubuğa yuvarlak işareti çıkıncaya kadar ok çekilir. Bu işlemin ardından analizi tekrar çalıştırmak amacıyla "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisreli çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu () tıklanır.



Şekil 6.100. Modifikasyonun Yapılması

Modifikasyon yapılarak analiz tekrarlandıktan sonra, öncelikle yapılan modifikasyonun χ^2 'ye manidar bir katkı sağlayıp sağlamadığını görmek amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyasının "Goodness of Fit Statistics" (uyum iyiliği istatistikleri) başlığı altında yer alan "Chi-Square Difference with 1 Degree of Freedom" (1 serbestlik derecesinde ki-kare farkı)'ın yanında parantez içerisindeki p değerinin manidarlığı incelenir ve bu değer $.01$ düzeyinde manidar olması beklenir. Örnekte yapılan modifikasyonun χ^2 'ye manidar bir katkı sağladığı [Chi-Square Difference with 1 Degree of Freedom = 54.44 (P = .000)] görülmektedir. Son olarak yapılan modifikasyon doğrultusunda elde edilen yol şeması aşağıda Şekil 6.101.'de verilmiştir.



Şekil 6.101. Modifikasyonun Yapılmasının Ardından Elde Edilen Yol Şeması

Şekil 6.40.'ta elde edilen bulgular incelendiğinde, $\chi^2=206.52$ ve $sd=114$ olduğu görülmektedir. Bu değerler birbirine oranlandığında χ^2/sd oranının 1.81 ($206.52/114=1.81$) olduğu görülmektedir. χ^2/sd oranının 3'ün altında olması nedeniyle uyumun mükemmel olduğu ifade edilebilir. Yol şemasındaki RMSEA incelendiğinde ise .046 düzeyinde bir uyum indeksi elde edildiği görülmektedir. RMSEA'nın 05'ten küçük olması nedeniyle uyumun mükemmel olarak değerlendirilmesi mümkündür (Brown, 2006; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Raykov ve Marcoulides, 2008; Schumacker ve Lomax, 1996; Sümer, 2000).

Diğer uyum indekslerinin değerlendirilmesi amacıyla "out" uzantılı çıktı dosyası açılır. Elde edilen sonuca ilişkin örnek aşağıda verilmiştir.

Normed Fit Index (NFI) = 0.85
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.91
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.71
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.93
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.93
 Relative Fit Index (RFI) = 0.82

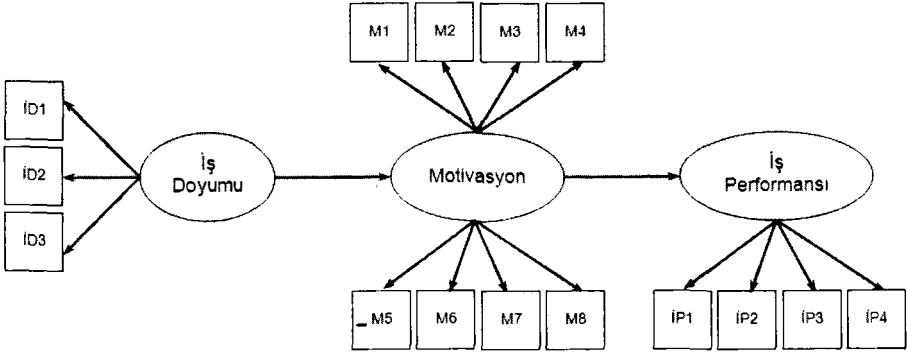
Critical N (CN) = 284.14

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.72
 Standardized RMR = 0.055
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.94
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.92
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.70

Modifikasyondan sonra elde edilen uyum indeksleri incelendiğinde NNFI, CFI değerlerinin .90'ın üzerinde olmasının ve standardize edilmiş RMR değerinin ise .05 civarında bir değer almasının iyi bir uyuma karşılık geldiği ifade edilebilir. Yine GFI ve AGFI'nın ise iyi bir uyuma sahip olduğu görülmektedir. Bu çerçevede sonuç olarak, birinci örnek için kurgulanan modelin doğrulandığı ifade edilebilir.

A. Örnek 2: Yol analizi için ikinci örnek, üç gizil değişken ile kurgulanan bir model¹ ile ilgilidir. Bu değişkenler "*iş doyumunu*", "*motivasyon*", ve "*iş performansı*"dır. Kurgulanan modele ilişkin yol şeması aşağıda Şekil 6.102.'de verilmiştir.

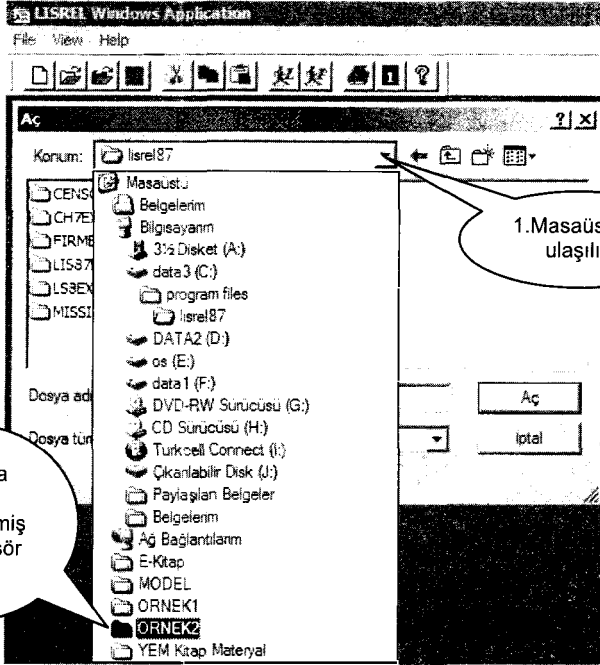
¹ Model ve modelde tanımlanan değişkenler hipotetiktir. Herhangi bir görgül araştırmaya dayanmamaktadır ve örnek olması amacıyla verilmiştir.



Şekil 6.102. Örnek 2 İçin Kurgulanan Yol Şeması

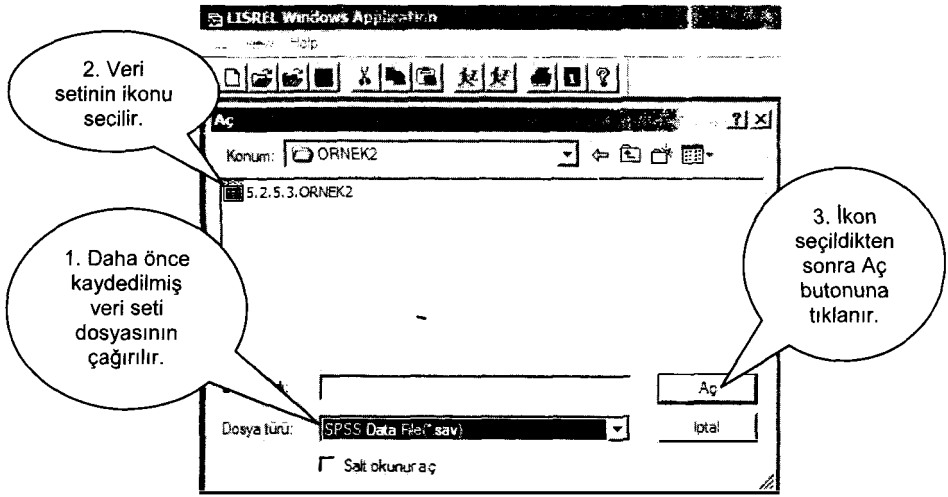
6.2.5.3.ÖRNEK2.sav dosyası açılarak, aşağıda verilen işlem basamakları ile eşzamanlı bir biçimde analiz yapılabilir.

Yol analizi için öncelikle kişisel bilgisayarın masaüstünde boş bir klasör açılması ve o klasöre kısa bir ad verilmesinin ardından, analizin yapılacağı veri setinin hazırlanması gerekmektedir. Bunun için "File" komut grubunun altındaki "Import Data in Free Format" (ayrı bir formattaki dosyanın çekilmesi) komutu çalıştırılır ya da LISREL'in araç çubuğundaki "mavi" klasör görüntüsündeki ikon tıklanır. Ekranda görünen "Aç" klasöründen masaüstünde yer alan daha önce tanımlanmış (örneğimizde ÖRNEK2) klasör açılır. Aşağıda Şekil 6.103.'te Prelis dosyası için veri setinin çağırılmasına ilişkin örnek verilmiştir.



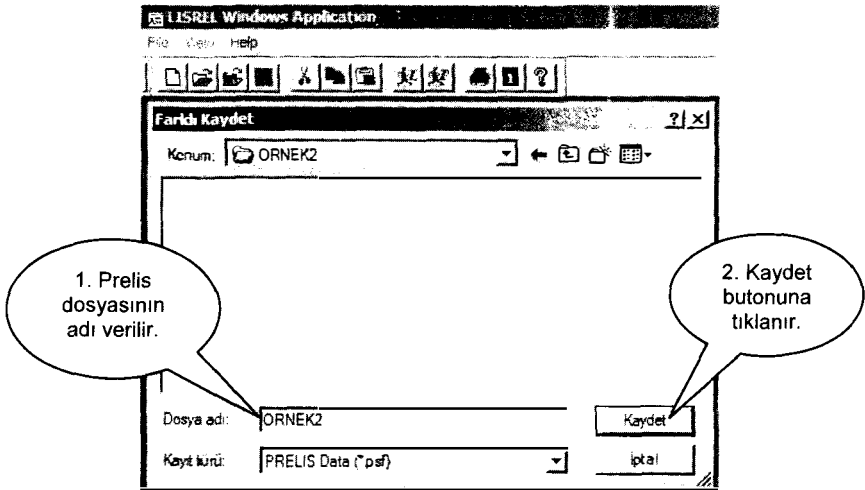
Şekil 6.103. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Seti Dosyasının Çağırılması

İlgili klasör açıldıktan sonra (klasör boş olarak görüntülenecektir), veri seti dosyası hangi formatta kaydedilmiş ise aşağıda yer alan "Dosya türü"nün yanında yer alan ok tıklanır. Veri seti dosyasının kaydedildiği o format (örneğimizde SPSS dosyasıdır) seçilir. Bu durumda, pencere içinde ilgili veri seti dosyasının iconu görülecektir. Analizi yapılacak olan dosyanın iconu seçilerek "Aç" butonu tıklanır (ya da veri seti dosyasına ilişkin ikon çift tıklanabilir).



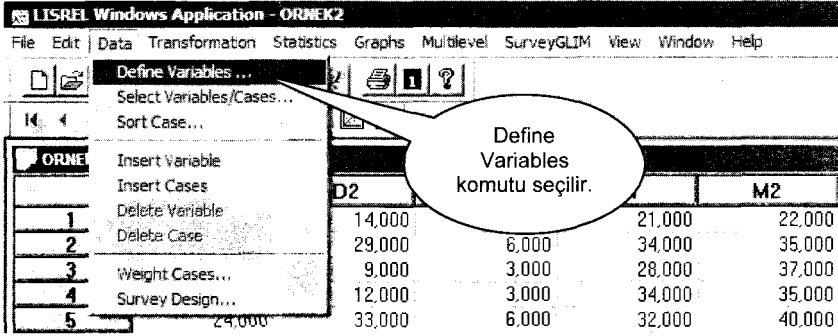
Şekil 6.104. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Açılması

Bu işlemin ardından, aşağıda yer alan “Dosya adı” bölümüne Prelis dosyasının adı verilir (Aç butonu tıklandıktan sonra klasör yine boş olarak görünecektir) ve “Kaydet” butonuna tıklanır. Dosya isminin klasör ismi ile aynı olmasına özen gösterilmelidir.



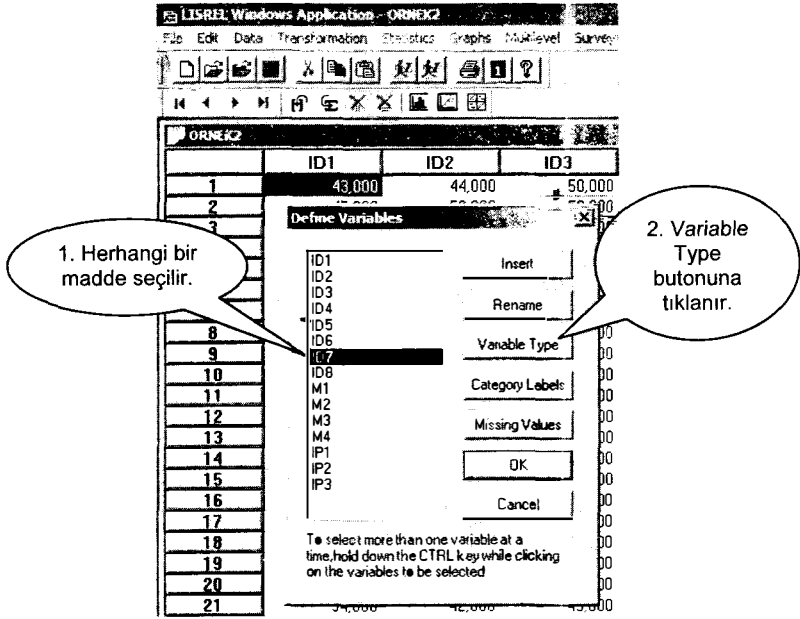
Şekil 6.105. Farklı Formatta Kaydedilmiş Veri Setinin Prelis Dosyası Olarak Kaydedilmesi

Kaydetme işleminin ardından, örneği aşağıda Şekil 6.106.'da gösterilen Prelis dosyası ekrana gelir. Prelis dosyası açıldıktan sonra ilk yapılması gereken işlem veri türünün belirtilmesidir. Bunun için "Data" komut grubundan "Define Variables" (değişkenlerin tanımlanması) komutu seçilir.



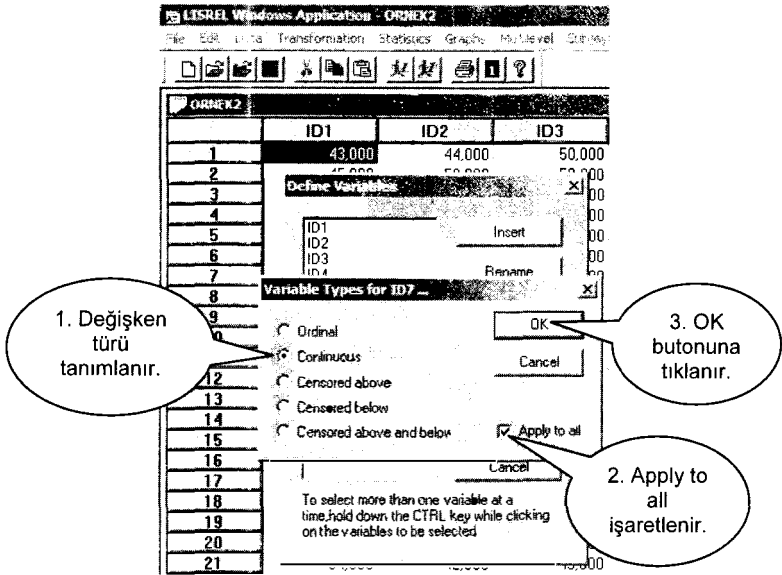
Şekil 6.106. Değişken Türünün Tanımlanması Komutu

"Define Variables" komutu seçildikten sonra, aşağıda Şekil 6.107.'de örneği verilen pencere ekrana gelir. "Define Variables" penceresinde sol tarafta yer alan herhangi bir madde işaretlendikten sonra "Variable Type" (değişken türü) butonuna tıklanır.



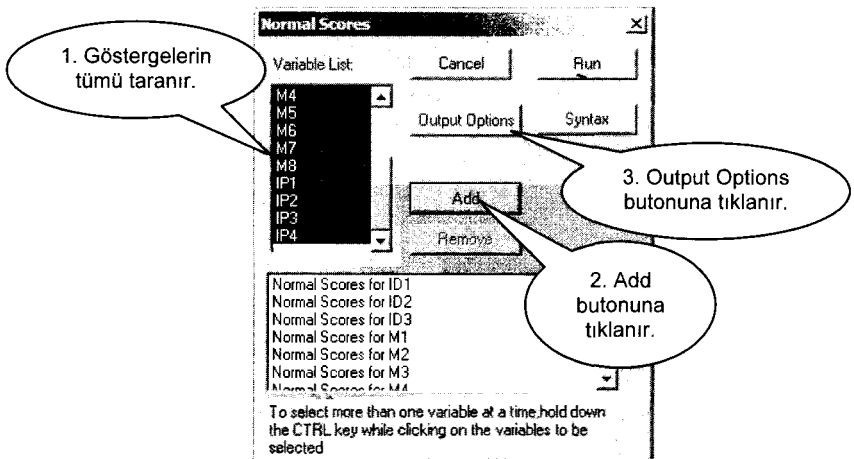
Şekil 6.107. Değişkenlerin Tanımlanması İçin Değişken Türü Penceresinin Açılması

Değişkenin türüne göre ilgili seçenek seçilir. Eğer yol analizine dâhil edilecek değişkenlerin türü sürekli ise "Continuous"; kategorik ise "Ordinal" işaretlenir. Örnek için kullanılan veri setindeki değişkenlerin sürekli olmasından dolayı "Continuous" işaretlenmiştir. Bu işlemin ardından, tanımlamanın tüm değişkenler için yapılmasını sağlamak amacıyla "Apply to all" (tümüne uygula)'un başında bulunan kutucuk işaretlenir ve "OK" butonuna tıklanır. "Define Variables" penceresinde de "OK" butonu tıklanarak işlem tamamlanır. Ancak önemle hatırlatılması gereken durum, yapılan tanımlama işlemlerinin geçerli olması için mevcut Prelis dosyasının mutlaka kaydedilmesidir.



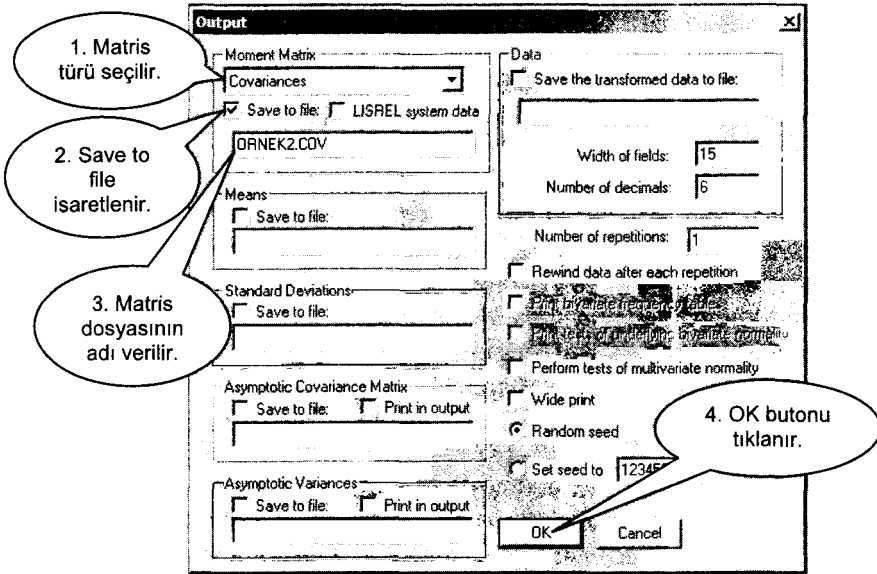
Şekil 6.108. Değişken Türünün Tanımlanması

Prelis dosyasının kaydedilmesinin ardından, matrisin oluşturulması için "Statistics" komut grubundan, "Normal Scores" (normal puanlar) tıklanarak, pencerenin açılması gerekmektedir. Bu aşamada ilk yapılması gereken işlem ekrana gelen pencerenin sol kısmında bulunan göstergelerin (maddelerin) taranması ve "Add" (ekle) butonuna tıklanarak göstergelerin aşağıda yer alan bölümde tanımlanmasıdır. Bu tanımlamanın ardından "Output Options" (çıkı seçenekleri) butonu tıklanır. Aşağıda Şekil 6.109.'da örnek verilmiştir.



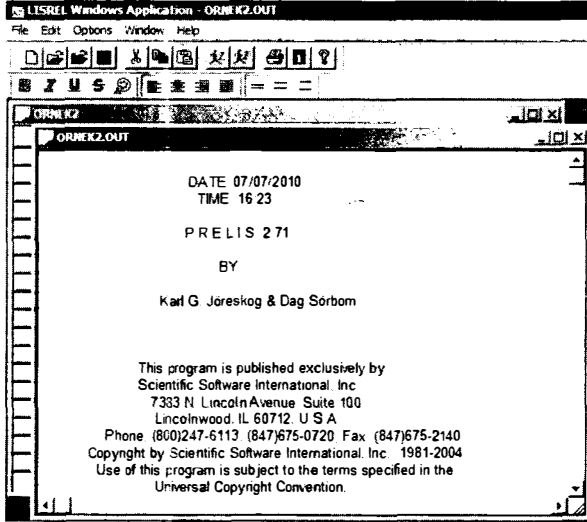
Şekil 6.109. Çıktı Seçenekleri Penceresinin Açılması

Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana gelen "Output Options" penceresinde matrisin tanımlanması işlemi gerçekleştirilir. Eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Covariances" seçili kalmalıdır. Bu belirlemenin ardından "Save to file" (dosyayı kaydet)'in başında bulunan kutucuk işaretlenir ve altında yer alan boşluğa matris dosyası hangi isimle kaydedilecek ise o isim yazılır. Aşağıda Şekil 6.110.'da görüldüğü gibi eğer kovaryans matrisi üzerinden analiz yapılacak ise matris dosyasının ismi verildikten sonra dosyanın uzantısı .COV olarak yazılır (örneğin, ORNEK2.COV). Ancak eğer korelasyon matrisi üzerinden analiz yapılacaksa öncelikle "Moment Matrix" in altında yer alan kısımda "Correlations" işaretlenir, "Save to file" kutucuğu işaretlendikten sonra dosya uzantısı .COR olarak yazılır (örneğin, ORNEK2.COR). Bu işlemlerin tamamlanmasının ardından "Output" penceresi "OK" butonuna tıklanır ve ardından "Normal Scores" penceresinde "Run" (çalıştır) butonu tıklanarak matrisin hesaplanması sağlanır.



Şekil 6.110. Matrisin Tanımlanması ve Kaydedilmesi

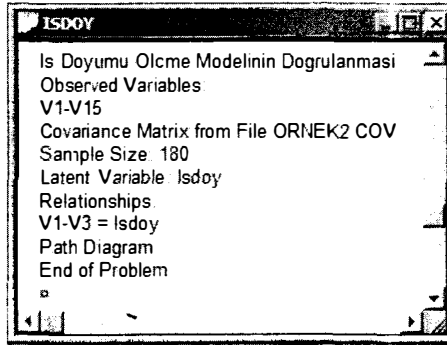
Yukarıda belirtilen işlemlerin ardından, ekrana aşağıda Şekil 6.111.'de örneği gösterilen ORNEK2.OUT adlı dosyanın görüntüsü gelir. Bu dosya ve açık olan Prelis dosyası kapatılır.



Şekil 6.111. Çıktı Dosyası Örneği

Bu aşamada ölçme modellerinin test edilmesi gerekmektedir. Bunun için her bir ölçme modeli ayrı ayrı test edilir. Örnek 2 için kurgulanan modelde, üç ölçme modeli bulunmaktadır. Bu durumda üç ayrı ölçme modeli testinin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Örneğimizdeki ölçme modelleri "*iş doyumu*", "*motivasyon*" ve "*iş performansı*"dır. Bu aşamada, ölçme modelleri için üç ayrı sözdizim dosyası hazırlanması gerekmektedir. Ancak önemle hatırlanması gereken bir durum, LISREL'de yapılan analizlerin sütun hesabına göre çalıştığıdır. Dolayısıyla ölçme modelleri test edilmeden önce hangi değişkenlerin kaçınıcı sütunlarda olduğunu bir deftere not edilmesinde fayda vardır. Örneğimizdeki Prelis dosyasında ilk üç gösterge "*iş doyumu*" gizil değişkeni (V1-V3), sonraki sekiz gösterge "*motivasyon*" gizil değişkeni (V4-V11) ve son dört gösterge ise "*iş performansı*" gizil değişkeni (V12-V15) ile ilgilidir. Böylece ölçme modellerinin test edilmesi için sözdizim dosyası hazırlanırken, gözlenen değişkenler için yukarıda parantez içerisinde gösterilen tanımlar yazılacaktır. Daha önce de ifade edildiği gibi ölçme modellerinin test edilmesinin adımları, doğrulayıcı faktör analizi ile aynıdır. Bu nedenle işlem adımları burada tekrar edilmeyecektir. Buna göre aşağıda ölçme modellerinin test edilmesi ve elde edilen sonuçların değerlendirilmesi ile ilgili bilgiler sunulmuştur.

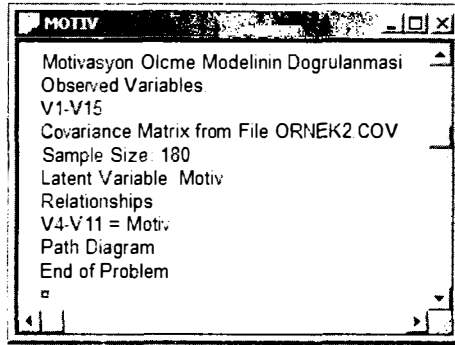
1) *İş Doyumu*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.112.'de gösterilmiştir.



Şekil 6.112. İş Doyumu Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise χ^2 'nin 0 olduğu görülmüştür. χ^2 'nin 0 olması, beklenen ve gözlenen kovaryans matrisleri arasında herhangi bir farkın olmadığı anlamına gelir. Böyle bir durumda çıktı (output) dosyasının en alt satırında *"The Model is Saturated, the Fit is Perfect !"* (model doyuma ulaşmıştır, uyum mükemmeldir) ifadesi yer alır. Bu modellere *"doymuş model"* (saturated model) ya da *"zorlanmamış model"* (unconstrained model) adı da verilir (Kline, 2005; Nunnally ve Bernstein, 1994). Serbestlik derecesiz doymuş bir model, gözlemlenmiş çapraz tabloyu mükemmel bir şekilde temsil edecektir ve 0'ın benzerlik oranına sahip olacaktır. Bu, gözlenen hücre frekansları ve model altında beklenen frekanslar arasında hiç fark olmadığını gösterir. Diğer bir deyişle bu model ile hiç hata üretilmemiştir (Le, 1998; Akt.: Altaş, Sağırılı ve Giray, 2006). Elde edilen sonuçlar doğrultusunda iş doyumu ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

2) *Motivasyon*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası sağda Şekil 6.113.'de gösterilmiştir.



Şekil 6.113. Motivasyon Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

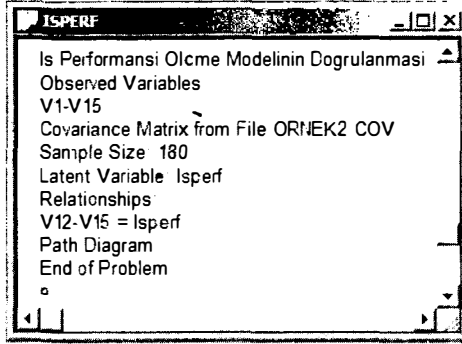
Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise χ^2 değerine ($\chi^2_{(20)}=72.56$) ilişkin p değerinin manidar olduğu ($p<.01$) görülmüştür. χ^2 ve sd oranının ise 3.63 ($72.56/20=3.59$) olduğu görülmektedir. Diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.121; NNFI=.97; CFI=.98; Standardize edilmiş RMR=.032; GFI=.91; AGFI=.83.

Çıktı (output) dosyasında ölçme modeli için modifikasyon önerileri incelendiğinde, 5 ve 11. göstergeler arasında yapılacak bir modifikasyonun χ^2 değerine önemli bir ölçüde katkı sağlayacağı görülmektedir. Eğer söz konusu modifikasyon için, kuramsal bir açıklama getirilebiliyorsa bu modifikasyonun yapılmasına karar verilebilir. Böyle bir durumda ölçme modellerinin test edilmesinde, bir modifikasyon yapılacak ise bu modifikasyonun yol analizinde de tekrar edilmesi gerekir. Çünkü söz konusu model bu modifikasyonla kabul edilecektir. Dolayısıyla yapılan modifikasyonun, yol analizi için kurgulanan modelde de tanımlanması önemlidir. Örnekte kullanılan veri seti ve değişkenlerin gerçek olmaması (örnek için kurgulanmış) nedeniyle anlamlı bir açıklama yapmak olanaklı değildir. Ancak burada, bu durumu örneklendirmek amacıyla modifikasyon yapılmıştır.

Yapılan modifikasyonun χ^2 değerine manidar bir biçimde katkı sağladığı görülmüştür. Söz konusu göstergeler için yapılan modifikasyonun ardından, ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde, χ^2 değerine ($\chi^2_{(19)}=44.93$) ilişkin p değerinin manidar olduğu ($p<.01$) görülmüştür. χ^2 ve sd oranının ise 2.37 ($44.93/19=2.37$) olduğu görülmektedir. Diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.087; NNFI=.99; CFI=.99; Standardize edilmiş RMR=.024;

GFI=.94; AGFI=.89. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda motivasyon ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

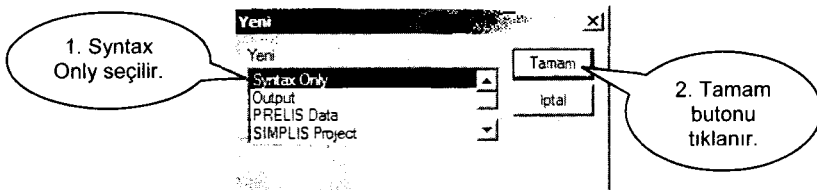
3) *İş Performansı*: Modelin test edilmesi için hazırlanan sözdizim dosyası aşağıda Şekil 6.114.'te gösterilmiştir.



Şekil 6.114. İş Performansı Ölçme Modeli Testi İçin Sözdizim Dosyası

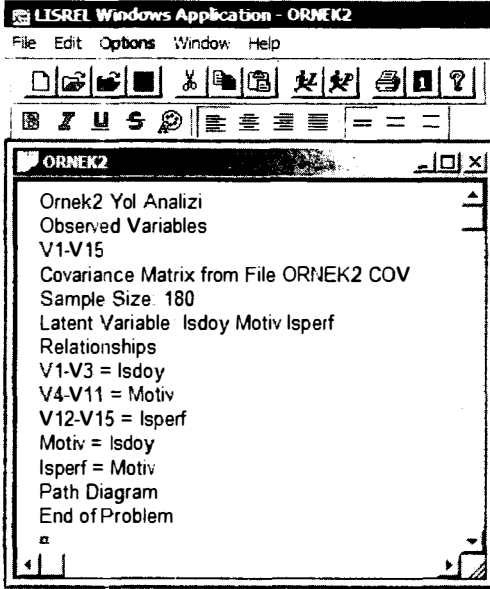
Yapılan analiz sonucunda gizil değişkenlerin gözlenen değişkenleri açıklama durumlarına ilişkin t değerleri manidardır. Ölçme modelinin uyum indeksleri incelendiğinde ise χ^2 değerine ($\chi^2_{(2)}=1.94$) ilişkin p değerinin manidar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Ayrıca χ^2 , 0'a yakın bir değer vermektedir. Bu bulgu doğrultusunda ölçme modelinin doğrulandığını ifade etmek mümkün olmakla birlikte ek kanıtlar açısından diğer uyum indeksleri de şöyledir: RMSEA=.000; NNFI=1.00; CFI=1.00; Standardize edilmiş RMR=.008; GFI=.99; AGFI=.97. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda iş performansı ölçme modelinin doğrulandığı ifade edilebilir.

Ölçme modellerinin test edilmesi ve doğrulanmasının ardından, yol analizi için sözdizim dosyasının hazırlanmasına sıra gelmiştir. Bunun için öncelikle "File" komut grubundan "New" (yeni) komutu tıklanır ve aşağıda Şekil 6.115.'te gösterilen bu pencerede "Syntax Only" seçilerek "Tamam" butonuna tıklanır.



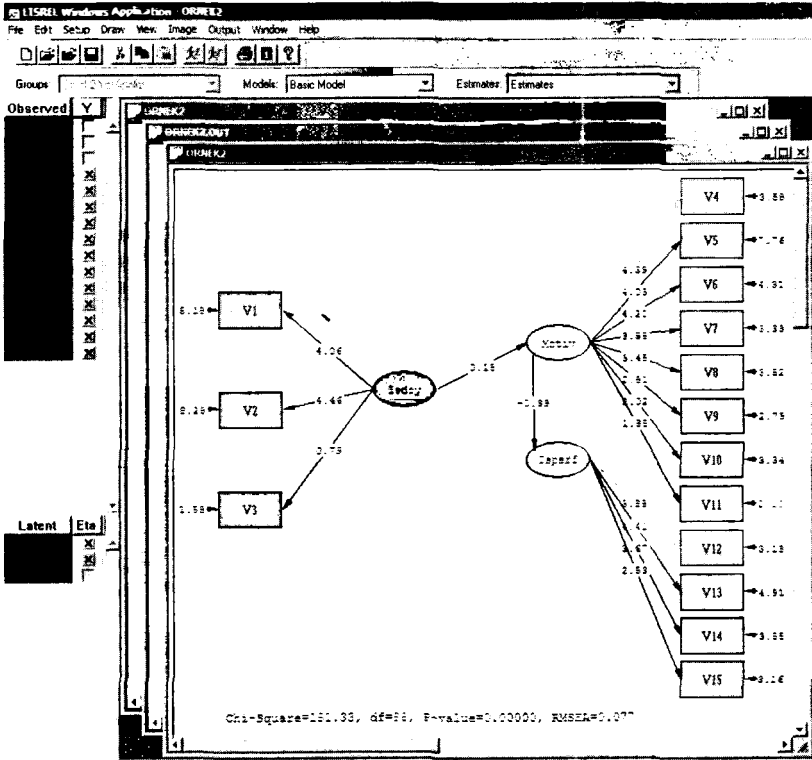
Şekil 6.115. Sözdizim (Syntax) Dosyasının Açılması

Aşağıda Şekil 6.116.'da yukarıda yapılan tanımlamalar doğrultusunda yazılmış örnek bir sözdizim dosyası verilmiştir.



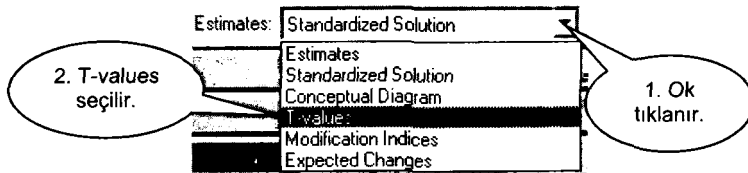
Şekil 6.116. Sözdizim (Syntax) Dosyası Örneği

Sözdizimi yazıldıktan ve aynı klasör içerisine kaydedildikten sonra, "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisrel'i çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu (🏃) tıklanarak da analiz başlatılır. Analiz sonucunda analiz ile ilgili aşağıda örneği Şekil 6.117.'de gösterilen yol şeması (path diagram) ve out uzantılı bir çıktı dosyası ekrana gelir.



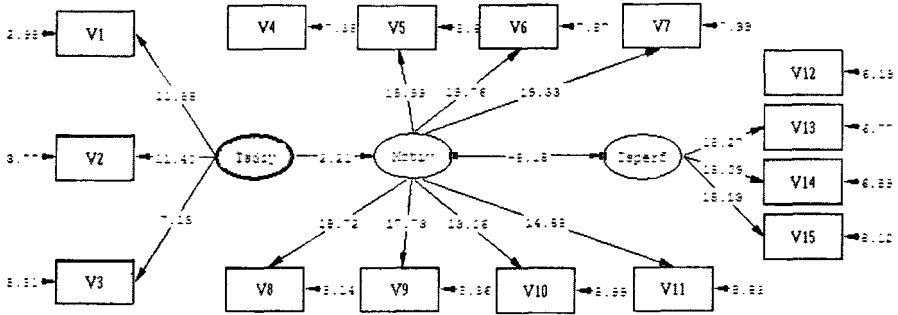
Şekil 6.117. Yol Analizi Örnek 2 İçin Elde Edilen Yol Şeması

Bu aşamada araştırmacının ilk kontrol etmesi gereken, gözlenen değişkenlerin t değerlerinin manidarlık düzeyidir. Bunun için araç çubuğunda yer alan "Estimates" (tahminler) bölümünün yanında bulunan oka tıklanır ve aşağıda Şekil 6.118.'de örneği gösterildiği gibi "T-values" (t değerleri) seçilir.



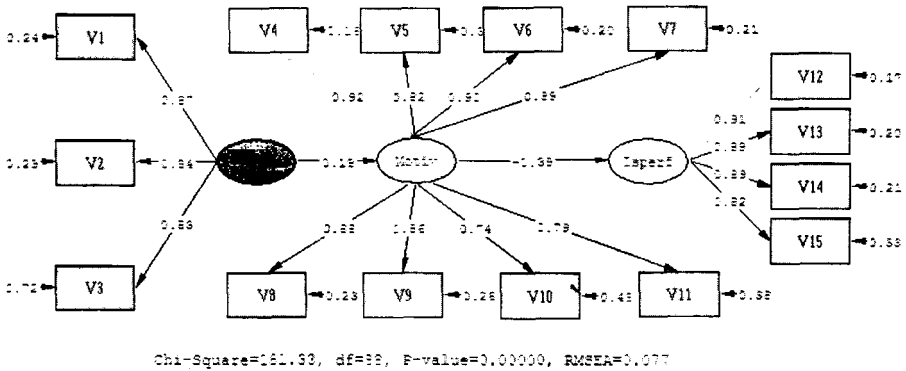
Şekil 6.118. T Değerleri Seçeneği

Yol analizi örnek 2 için kurgulanan modele ilişkin t değerlerinin yol şeması ile gösterimi aşağıda Şekil 6.119.'da verilmiştir.



Şekil 6.119. Yol Analizi Örnek 2 İçin Kurgulanan Modele İlişkin T Değerleri

Şekil 6.119.'da görüldüğü üzere gerek ölçme modelleri ve gerekse yapısal model için tüm t değerleri manidardır. Bu doğrultuda modele ilişkin standardize edilmiş değerler aşağıda Şekil 6.120.'de verilmiştir.



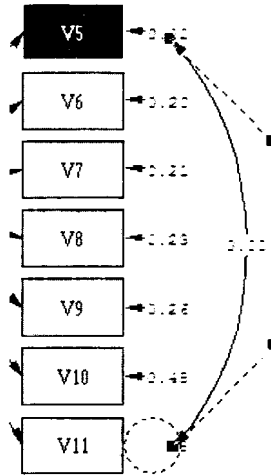
Şekil 6.120. Yol Analizi Örnek 1 İçin Yol Şeması

Hatırlanacağı üzere, motivasyon ölçme modelinin test edilmesinde iki gösterge arasında modifikasyon yapılması gerekmektedir. Bu çerçevede, 5 ve 11. değişkenler arasında yapılacak modifikasyonun ardından elde edilen bulgular değerlendirilecektir. Modifikasyonun yapılması için aşağıda yol şeması dosyası üzerindeki Şekil 6.121.'de örneği gösterilen "Drawing Bar" (çizim çubuğu)'da yer alan iki uçlu ok (yuvarlak içine alınan) tıklanır.



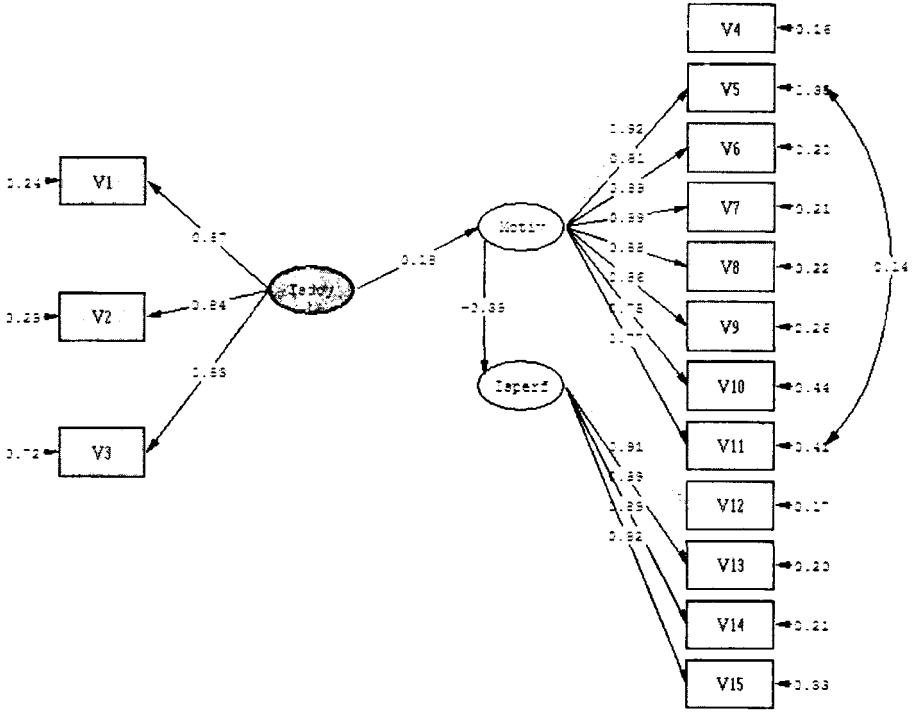
Şekil 6.121. Modifikasyon İkonunun Seçilmesi

Bu işlemin ardından, aşağıda Şekil 6.122.'de gösterildiği gibi, modifikasyon yapılacak olan göstergelerden birinin hata varyansının yanında yer alan çubuğa tıklanır (farenin sol tuşuna basılı tutulur) ve el çekilmeden diğer modifikasyon yapılacak olan göstergenin hata varyansının yanında yer alan çubuğa yuvarlak işareti çıkıncaya kadar ok çekilir. Bu işlemin ardından analizi tekrar çalıştırmak amacıyla "File" komut grubundan "Run Lisrel" (Lisreli çalıştır) ya da araç çubuğunda yanında L harfi yazan koşan adam ikonu () tıklanır.



Şekil 6.122. Modifikasyonun Yapılması

Modifikasyonun yapılması ile elde edilen yol şeması aşağıda Şekil 6.123.'de verilmiştir.



Chi-Square=150.90, df=37, P-value=0.00003, RMSEA=0.064

Şekil 6.123. Modifikasyonun Ardından Elde Edilen Yol Şeması

Elde edilen bulguları değerlendirmeden önce çıktı dosyasını da incelemekte yarar vardır. Aşağıda çıktı dosyasının örneği verilmiştir. Modelin değerlendirilmesi ise çıktı dosyası örneğinin ardından yapılmıştır.

DATE: 7/7/2010

TIME: 21:19

LISREL 8.71

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by

Scientific Software International, Inc.

7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100

Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2004

Use of this program is subject to the terms specified in the

Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

Ornek2 Yol Analizi

Covariance Matrix

	V4	V5	V6	V7	V8	V9
V4	22.88					
V5	17.75	23.96				
V6	18.75	17.52	21.94			
V7	15.48	13.86	14.49	15.93		
V8	15.34	13.02	14.79	12.37	15.45	
V9	11.81	11.13	11.59	10.43	10.06	10.69
V10	9.19	7.60	7.65	7.59	7.19	5.99
V11	8.17	8.74	7.85	6.46	5.79	5.13
V12	-6.96	-6.93	-8.15	-6.12	-5.39	-4.53
V13	-6.49	-5.75	-7.50	-6.26	-4.95	-4.92
V14	-5.40	-5.93	-6.28	-4.75	-3.46	-3.61
V15	-4.22	-3.01	-4.90	-3.52	-2.99	-2.71
V1	3.65	4.07	3.19	3.88	2.23	2.54
V2	0.85	2.99	1.86	1.49	0.00	2.33
V3	1.62	1.63	1.49	0.86	0.93	1.29

Covariance Matrix

	V10	V11	V12	V13	V14	V15
V10	7.44					
V11	3.51	5.50				
V12	-3.69	-2.84	18.21			
V13	-3.38	-2.92	17.00	24.39		
V14	-2.67	-2.84	14.38	16.17	17.01	
V15	-1.94	-1.66	9.74	11.49	9.18	9.58
V1	2.88	1.74	0.82	2.20	2.19	1.58
V2	0.52	1.49	0.80	2.40	1.79	1.90
V3	0.73	0.72	-0.54	-1.05	-0.72	-0.49



Covariance Matrix

	V1	V2	V3
V1	21.66		
V2	18.14	28.14	
V3	3.11	3.60	2.20

Ornek2 Yol Analizi

Number of Iterations = 5

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

Measurement Equations

$$V4 = 4.39 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 3.58, R^2 = 0.84$$

(0.49)
7.26

$$V5 = 3.96 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 8.27, R^2 = 0.65$$

(0.26) (0.95)
15.40 8.68

$$V6 = 4.19 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 4.37, R^2 = 0.80$$

(0.21) (0.56)
19.64 7.82

$$V7 = 3.56 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 3.27, R^2 = 0.79$$

(0.18) (0.41)
19.43 7.89

$$V8 = 3.48 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 3.38, R^2 = 0.78$$

(0.18) (0.42)
18.99 8.01

$$V9 = 2.82 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 2.75, R^2 = 0.74$$

(0.16) (0.33)
17.78 8.29

$$V10 = 2.03 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 3.30, R^2 = 0.56$$

(0.15) (0.37)
13.16 8.96

$$V11 = 1.81 * \text{Motiv}, \text{Errorvar.} = 2.23, R^2 = 0.59$$

(0.13) (0.25)

13.98 8.84

$$V12 = 3.88 * \text{Isperf}, \text{Errorvar.} = 3.13, R^2 = 0.83$$

(0.51)

6.19

$$V13 = 4.41 * \text{Isperf}, \text{Errorvar.} = 4.91, R^2 = 0.80$$

(0.24) (0.73)

18.27 6.77

$$V14 = 3.67 * \text{Isperf}, \text{Errorvar.} = 3.55, R^2 = 0.79$$

(0.20) (0.52)

18.08 6.90

$$V15 = 2.54 * \text{Isperf}, \text{Errorvar.} = 3.16, R^2 = 0.67$$

(0.17) (0.39)

15.13 8.12

$$V1 = 4.06 * \text{Isdoy}, \text{Errorvar.} = 5.17, R^2 = 0.76$$

(0.34) (1.76)

11.85 2.93

$$V2 = 4.46 * \text{Isdoy}, \text{Errorvar.} = 8.29, R^2 = 0.71$$

(0.39) (2.20)

11.39 3.77

$$V3 = 0.79 * \text{Isdoy}, \text{Errorvar.} = 1.58, R^2 = 0.28$$

(0.11) (0.18)

7.13 8.81

Error Covariance for V11 and V5 = 1.58

(0.38)

4.21

Structural Equations

$$\text{Motiv} = 0.18 * \text{Isdoy}, \text{Errorvar.} = 0.97, R^2 = 0.032$$

(0.082) (0.12)

2.17 7.97

Isperf = - 0.39*Motiv, Errorvar.= 0.85, $R^2 = 0.15$

(0.075) (0.11)

-5.15 7.68

Reduced Form Equations

Motiv = 0.18*Isdoy, Errorvar.= 0.97, $R^2 = 0.032$

(0.082)

2.17

Isperf = - 0.069*Isdoy, Errorvar.= 1.00, $R^2 = 0.0047$

(0.034)

-2.01

Correlation Matrix of Independent Variables

Isdoy

1.00

Covariance Matrix of Latent Variables

Motiv Isperf Isdoy

----- ----- -----

Motiv 1.00

Isperf -0.39 1.00

Isdoy 0.18 -0.07 1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 87

Minimum Fit Function Chi-Square = 156.93 (P = 0.00)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 150.90 (P = 0.00)

Chi-Square Difference with 1 Degree of Freedom = 30.42 (P = 0.0)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 63.90

90 Percent Confidence Interval for NCP = (33.68 ; 101.99)

Minimum Fit Function Value = 0.88

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.36

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.19 ; 0.57)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.064

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.047 ; 0.081)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.090

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 1.21

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (1.04 ; 1.42)

ECVI for Saturated Model = 1.34

ECVI for Independence Model = 22.84

Chi-Square for Independence Model with 105 Degrees of Freedom = 4059.04

Independence AIC = 4089.04

Model AIC = 216.90

Saturated AIC = 240.00

Independence CAIC = 4151.94

Model CAIC = 355.27

Saturated CAIC = 743.15

Normed Fit Index (NFI) = 0.96

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.98

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.80

Comparative Fit Index (CFI) = 0.98

Incremental Fit Index (IFI) = 0.98

Relative Fit Index (RFI) = 0.95

Critical N (CN) = 138.56

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.98

Standardized RMR = 0.061

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.90

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.86

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.65

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between and		Decrease in Chi-Square	New Estimate
V9	V4	10.0	-0.97
V10	V6	12.7	-1.17
V1	V10	9.4	1.32

Time used: 0.047 Seconds



Şekil 6.123.'te görüldüğü üzere, χ^2 değerine ($\chi^2_{(87)}=150.9$) ilişkin p değerinin manidar olduğu ($p<.01$) görülmüştür. Model, χ^2 ve serbestlik derecesi oranına ($\chi^2/sd=150.9/87=1.74$) göre değerlendirildiğinde, elde edilen sonuca göre uyumun çok iyi olduğu ifade edilebilir. Diğer uyum indeksleri incelendiğinde bu model için RMSEA=.064; NNFI=.98; CFI=.98; Standardize edilmiş RMR=.061; GFI=.90 ve AGFI=.86 olarak tespit edilmiştir. Modele ilişkin modifikasyon önerileri incelendiğinde ise χ^2 değerine önemli ölçüde katkı sağlayacak bir modifikasyonun olmadığı ifade edilebilir.

Modele ilişkin uyum indeksleri incelendiğinde, χ^2 ve serbestlik derecesi oranının, NNFI ve CFI değerlerinin mükemmel olduğu; RMSEA ve Standardize edilmiş RMR değerlerinin iyi düzeyde uyumu temsil ettiği ifade edilebilir. Ancak GFI ve AGFI değerlerinin beklenen düzeyde yüksek olmadığı dikkat çekmektedir.

Kuramsal yapı ile eldeki veri seti arasındaki uyumun iyiliğini değerlendirmede, her bir indeksin güçlü ve zayıf yönlerinin olması nedeniyle birden çok ölçüt (uyum indeksi) kullanılır. Bilindiği üzere model uyumunun değerlendirilmesinde en sık kullanılan indeksler ki-kare (χ^2), χ^2/sd , GFI, AGFI, RMR (RMS olarak da anılmaktadır), RMSEA'dır (Cole, 1987; Jöreskog ve Sörbom, 1993; Marsh ve Hocevar, 1988). Bu çerçevede, bir modelin uyumu için χ^2 ve serbestlik derecesi oranının 5'in altında, GFI'nin ve AGFI'nin .90'ın üzerinde, RMR'in ve RMSEA'nın .050'nin altında olması arzu edilir (Jöreskog and Sorbom, 1993; Marsh ve Hocevar, 1988). Ancak model uyumunun değerlendirilmesinde şu ölçütler de kabul edilebilir: GFI>.85, AGFI>.80, RMR ve RMSEA<.10 (Anderson ve Gerbing, 1984; Cole, 1987; Marsh, Balla ve McDonald, 1988). Bu çerçevede örnek 2 için kurgulanan modelin doğrulandığı kabul edilebilir.

6.3. Anahtar Sözcükler

Gözlenen Değişken (Observed Variable): Bireye ait bir özellik hakkında etkisi incelenen değişkendir. Madde ya da gösterge olarak da adlandırılır.

Gizil Değişken (Latent Variable): Birden fazla gözlenen değişkeni etkileyen ve bu gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamaya çalışan gözlenemeyen bir değişkendir. Diğer bir ifadeyle gözlenen değişkenler, ortak bir nedeni paylaşımlarından dolayı bir araya gelirler ve bu kümenin geneli gizil değişken olarak adlandırılır (Brown, 2006). Örtük ya da latent değişken olarak da adlandırılmaktadır.

Dışsal Değişken (Exogenous Variable): Alanyazında bağımsız değişken olarak da adlandırılır. Yol modelindeki / şemasındaki temel başlangıç ya da yordayıcı değişkenlerdir ve modelin şemasal görünümünde sol tarafta yer alır.

İçsel Değişken (Endogenous Variable): Alanyazında bağımlı değişken olarak da adlandırılır. Yol modelindeki / şemasındaki yordanan (aracı değişken ya da değişkenler de dâhil) değişkenlerdir ve modelin şemasal görünümünde dışsal değişken ya da değişkenlerin sağında yer alır.

Doğrudan Etki (Direct Effect): Bir değişkenin, bir başka değişkeni tek yönlü bir yolla etkilediği varsayımdır (Kline, 2005).

Dolaylı Etki (Indirect Effect): Dışsal bir değişkenin içsel bir değişkene olan etkisinin, bir ya da daha fazla aracı (mediating) değişkenle ortaya konulmasıdır. Dolayısıyla basit bir dolaylı etki, aslında iki doğrudan etki içerir (Hoyle, 1995; Todman ve Dugard, 2007).

Karşılıklı Etki (Reciprocal Effect): İki değişken arasındaki iki yönlü etkidir. Karşılıklı etkiye, geribildirim döngüsü (feedback loop) adı da verilir (Kline, 2005).

Ölçme Modeli (Measurement Model): Bir gizil değişken ve göstergelerinden oluşan yapıya denir. Bir gizil değişkenli doğrulayıcı faktör analizi modeli ile aynı anlamda kullanılır.

Yapısal Model (Structural Model): Gizil değişkenleri birbirine eşzamanlı eşitlik sistemleri ile bağlayarak oluşturulan modele denir.

Yol Şeması (Path Diagram): Faktörlerle ilişkili olduğu varsayılan değişkenleri göstermek amacıyla kullanılabilir. Yol şeması bu nedenle faktörler arasındaki ilişkilerin kurulmasını sağlar ve aynı zamanda gözlenen değişkenlerin hangi faktörler altında tanımlanacağını gösterir (Schumacker ve Lomax, 1996).

Hata Varyansı (Error Variance): Veri setine ilişkin varyansın açıklanamayan kısmını gösterir (Büyüköztürk, 2002).

Modifikasyon İndeksi (Modification Index): Gösterge ve gizil değişkenler arasındaki kovaryansa temelinde, modele ilişkin ayrıntılı modifikasyonlar önerir. Bu modifikasyonlar genellikle hata matrisleri temelinde oluşturulur ve modelde orijinal olarak öngörülmeyen, ancak eklenmesi ya da çıkarılması durumunda modelde kazanılacak χ^2 değerini gösterir (Sümer, 2000).



Kaynaklar

- Altaş, D., Sağırılı, M. ve Giray, S. (2006). Yurtdışında çalışıp Türkiye'ye dönen akademisyenlerin eğitim durumları, gidiş ve dönüş sebepleri arasındaki ilişki yapısının loglineer modeller ile incelenmesi. *Marmara Üniversitesi İİBF Dergisi*, 21 (1), 401-421.
- Anderson, J. C. and Gerbing D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, 49, 155-173.
- Anderson, J. C. and Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*. 163 (3), 411-423.
- Bollen, K. A. and Long, J. S. (1993). *Testing Structural Equation Models*. (First Edition). California: Sage Publications, Inc.
- Boysan, M. (2006). *Çok Örneklemli Yapısal Eşitlik Modelleri*. Yayımlanmamış yüksek lisans tezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Van.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. (First Edition). NY: Guilford Publications, Inc.
- Byrne, B. M. (2001). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Byrne, B. M. (1994). *Structural Equation Modeling with EQS and EQS/Windows: Basic Concepts, Applications, and Programming*. (First Edition). California: Sage Publications, Inc.
- Cole, D.A. (1987). Utility of confirmatory factor analysis in test validation research. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 55, 1019-1031.
- Cronbach, L. J. and Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*. 52, 281-302.
- Cudeck, Toit ve Sörbom, 2001 *Structural Equation Modeling: Present and Future*. (First Edition). Lincolnwood: Scientific Software International, Inc.
- Erkuş, A. (2003). *Psikometri Üzerine Yazılar*. (Birinci Baskı). Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları. No 24.
- Everitt, B. S. and Howell, D. C. (2005). *Encyclopedia of Statistics Behavioral Sciences*. Chicster: John Wiley & Sons, Ltd.

- Floyd, F. J. and Widaman, K. F. (1995). Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological Assessment*. 7 (3), 286–299.
- Gorsuch, R. L. (1974). *Factor Analysis*. (First Edition). Philadelphia: W. B. Saunders Company.
- Hayton, J. C., Allen, D. G. and Scarpello, V. (1994). Factor retention decisions in exploratory factor analysis: A tutorial on parallel analysis. *Organizational Research Methods*. 7 (2), 191–205.
- Hooper, D., Coughlan, J. and Mullen, M. (2008). Structural equation modeling: Guidelines for determining model fit. *The Electronic Journal of Business Research Methods*. 6 (1), 53–60.
- Hoyle, R. H. (1995). *Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, and Applications*. (First Edition). California: SAGE Publications, Inc.
- Hu, L. and Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6, 1–55.
- Hurley, A. E., Scandura, T. A., Schriesheim, C. A., Brannick, M. T., Seers A., Vandenberg, R. J. and Williams, L. J. (1997). Exploratory and confirmatory factor analysis: Guidelines, issues, and alternatives. *Journal of Organizational Behaviour*. 18, 667–683.
- Jöreskog, K. G. and Sörbom, D. (1986). *Lisrel VI: Analysis of Linear Structural Relationships by Maximum Likelihood, Instrumental Variables, and Least Squares Methods*. Mooresville, IN: Scientific Software.
- Jöreskog, K. G. and Sörbom, D. (1993). *Lisrel 8: Structural Equation Modeling with the Simplis Command Language*. Lincolnwood: Scientific Software International, Inc.
- Kaplan, D. (2000) *Structural Equation Modeling: Foundation and Extensions*. (First Edition). California: Sage Publications, Inc.
- Kees, V. M., Oud, J. and Satorra, A. (2004). *Recent Developments on Structural Equation Models*. (First Edition). Netherland: Kluwer Academic Publishers.
- Kelloway, K. E. (1989). *Using Lisrel for Structural Equation Modeling: A Researcher's Guide*. London: Sage.
- Kline, R. B. (2005). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. (Second Edition). NY: Guilford Publications, Inc.



- Lee, S. and Poon, W., (1998) Analysis of two level structural equation models via em type algorithms. *Statistica Sinica*, 8, 749–766.
- Loehlin, J. C. (1992). *Latent Variable Models: An Introduction to Factor, Path, and Structural Analysis* (Socond Edition). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W. and Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1 (2), 130–149.
- Marcoulides, G. A. and Schumacker, R. E. (1996). *Advanced Structural Equation Modeling: Issues and Techniques* (First Edition). NJ: NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Mars, H. W. and Hocevar, D. (1988). A new more powerful approach to multitrait-multimethod analyses: Application of second-order confirmatory factor analysis. *Journal of Applied Psychology*, 73 107-117.
- Marsh, H. W., Balla, J. R. and McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*. 103 (3), 391–410.
- Maruyama, G. M. (1998). *Basics of Structural Equation Modeling* (First Edition). CA: Sage Publications, Inc.
- Mertler, C. A. and Vannatta, R. A. (2005). *Advanced and Multivariate Statistical Methods: Practical Application and Interpretation*. (Third Edition). CA: Pyrczak Publishing.
- Nunnally, J. C. and Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory*. (Third Edition). NY: McGraw-Hill, Inc.
- Özdamar, K. (2002). *Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi: Çok Değişkenli Analizler, 2. Cilt*. (Dördüncü Baskı). Eskişehir: Kaan Kitabevi, No 2.
- Pugesek, B., Tomer, A. ve Von Eye, A. (Editors). (2003). *Structural Equaiton Modeling: Applications in Ecological and Evolutionary Biology*. Cambridge University Press.
- Raykov, T. and Marcoulides, G. A. (2008). *An Introduction to Applied Multivariate Analysis* (First Edition). NY: Taylor & Francis Group.
- Schumacker, R. E. and Lomax, R. G. (1996). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Stapleton, C.D. (1997). *Basic Contepts and Procedures of Confirmatory Factor Analysis*. Austin: The Annual Meeting of the Southwest Educational Research Association.

- Steiger, J. H. (2007). Understanding the limitations of global fit assessment in structural equation modeling. *Personality and Individual Differences*, 42, 893-898.
- Stevens, J. (1996). *Applied Multivariate Statistics for Social Sciences* (Third Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Sümer, N. (2000). Yapısal Eşitlik Modelleri. *Türk Psikoloji Yazıları*, 3 (6), 49-74.
- Şahin, A., Cankurt, M., Günden, C. ve Miran, B. (2008). Çiftçilerin risk davranışları: bir yapısal eşitlik modeli uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23 (2), 153-172.
- Şencan, H. (2005). *Sosyal ve Davranışsal Ölçümlerde Güvenilirlik ve Geçerlilik*. (Birinci Baskı). Ankara: Seçkin Yayınları.
- Tabachnick B. G. and Fidel, L. S. (2001). *Using Multivariate Statistics*. (Fourth Edition). MA: Allyn & Bacon, Inc.
- Tatlıdil, H. (1992). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz*. (Birinci Baskı) Ankara: Engin Yayınları.
- Tezcan, C. (2008). *Yapısal Eşitlik Modelleri*. Yayımlanmamış yüksek lisans tezi, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding Concepts and Applications*. (First Edition). Washington: American Psychological Association.
- Todman, J. and Dugard, P. (2007). *Approaching Multivariate Analysis: An Introduction for Psychology*. (First Edition). NY: Psychology Press.
- Yener, H. (2007). Personel Performansına Etki Eden Faktörlerin Yapısal Eşitlik Modeli (YEM) İle İncelenmesi ve Bir Uygulama. Yayımlanmamış yüksek lisans tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Yılmaz, V. (2004), "LISREL ile yapısal eşitlik modelleri: Tüketici şikâyetlerine uygulanması", *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 4 (1), 77-90.

KONU DİZİNİ

A

Açıklanan varyans 52-56, 84, 99, 107, 122-123, 134, 192-197, 226-227, 239-240, 245-246, 278
Açıklanamayan varyans (disturbance) 54, 261, 334
Ağaç Diyagramı (bkz. dendogram)
Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi (unweighted least squares analysis) 197, 200
Ağırlıklandırılmış en küçük kareler analizi (weighted least squares analysis) 197, 200
Alfa faktörleştirme analizi (alpha factoring analysis) 200
Ayırt edici geçerlilik (bkz. ıraksaklık)

B

Bağlantı (link) fonksiyonu 59
Bartlett küresellik testi (Bartlett's test of sphericity) 208, 213, 217-219, 228, 241-242
Basıklık katsayısı (kurtosis) 209
Beta (β) (bkz. standardize edilmiş regresyon katsayısı)
Binişiklik 223, 233-236, 243
Birinci düzey doğrulayıcı faktör analizi (first / lower order confirmatory factor analysis) 281
Box-M Testi (bkz. homojenlik)

C

Cox & Snell R^2 83-84, 93, 99-100

Ç

Çarpıklık katsayısı (skewness) 208-209
Çok boyutlu ölçme (multidimensional measurement) 139, 153-154
Çok değişkenli normallik 16, 20, 29, 42, 46, 199, 208-210, 267
Çok kategorili kesikli değişken (polychotomous variable) 60, 109
Çoklu bağlantı (multicollinearity) 35-37, 57, 69-70, 111, 154-155, 205, 210, 241-242
Çoklu özellik-çoklu yöntem matrisi (multitrait-multimethod matrix) 183, 335



D

- Dendogram 143, 161, 167
- Determinasyon katsayısı 52-55, 62, 220, 254
- Dışsal değişken (exogenous variable) 267, 280-282, 332-334, 337, 342-343, 353, 401
- Direct oblimin 205
- Diskriminant analizi 4, 9, 50, 57-60, 69, 105-133, 137, 139, 155
- Diskriminant fonksiyonu 112, 121-124, 127-129, 134
- Doğrudan etki (direct effect) 255, 260, 278, 282, 340, 401
- Doğrusallık (linearity) 10, 18, 29, 38, 42, 46, 59, 109, 154, 205, 209-211, 241, 274
- Doğrusal ilişki (linear) 18-19, 51-53, 88, 257, 264
- Doğrusal olmayan ilişki (non-linear) 18-19, 51, 61
- Döndürme (rotation)
 - Dik döndürme (orthogonal rotation) 201-204, 214, 232, 242
 - Eğik döndürme (oblique rotation) 204-205, 214
- Dönüşümlü model (recursive model) 334
- Dönüşümlü olmayan model (nonrecursive model) 334
- Dönüştürme (transformation) 16-17, 29, 41-42, 45-47, 60-64, 76, 86, 111, 187, 201
- Dummy değişken (dummy variable) 56
- Durum indeksi (condition index) 67

E

- En çok olabilirlik (maximum likelihood) yöntemi 62, 67, 78, 99, 261
- En küçük kareler (ordinary least square) yöntemi 55, 62, 69, 266
- Enter (tam/direkt) yöntem 66, 72, 75, 82, 99
- Eşvaryanslılık (bkz. homojenlik)
- Equamax (eşit ölçüde maksimize etme) 203-204
- Eta korelasyon katsayısı 51
- Etiketleme (bkz. faktör isimlendirme)
- Etki göstergeleri (effect indicator) 279

F

- Faktör analizi
 - Açımlayıcı faktör analizi (exploratory factor analysis) 167, 177-246, 277-285
 - Doğrulamalı faktör analizi (confirmatory factor analysis) 177-178, 189, 199, 251-252, 257-261, 265-268, 272, 275-332
- Faktör isimlendirme 197, 205
- Faktör yük değeri (factor loading) 194-195, 215, 223, 233, 245
- Faktörleştirme (factoring) 197-201, 242

Faktör çıkartma (bkz. faktörleştirme)
Fonksiyon analizi (bkz. diskriminant analizi)

G

Genelleştirilmiş en küçük kareler analizi (bkz. ağırlıklandırılmış en küçük kareler analizi)
Gizil değişken (latent variable) 189, 234, 252, 254, 257-266, 270, 273-279, 284-285, 304, 323, 336, 338, 340, 344
Gizil kök (bkz. öz değer)
Gizil yapı (bkz. gizil değişken) ,
Görünüş geçerliliği 185
Gösterge varyansı (indicator variance) 278
Gözlenen değişken (observed variable) 9, 55, 180, 186, 189-190, 195, 198-199, 207, 253-254, 257-262, 265, 275-279, 284-285, 303-305, 322-324, 335, 338-339, 342-343
Gruplar arası ayırışma (differentiation Between Groups) 182-183

H

Hata varyansı (error variance) 195, 198, 258-259, 264, 401
Homojenlik 10, 20, 29, 32, 38, 41-42, 47, 139, 195
Hosmer ve Lemeshow testi 84-85, 93, 100

I

Iraksak geçerlilik (divergence validity) 181

i

İç tutarlılık 184-185, 259
İçerik analizi 184
İçsel değişken (endogenous variable) 279, 333-337, 342-343, 353, 363, 401
İki kategorili (dichotomous / binary) değişken 12, 50, 57, 60, 63, 86, 107, 109, 123, 150-152
İkilem (bkz. iki kategorili değişken)
İkinci düzey doğrulayıcı faktör analizi (second order / higher order confirmatory factor analysis) 281-282, 331-332
İmaj faktör analizi (image factor analysis) 199-200

K

Kaiser ölçütü 214
Kaiser-Meyer-Olkin testi 207, 213, 219, 241-242



- Kanonik korelasyon 122-123, 126, 134, 199
- Kanonik kök (bkz. diskriminant fonksiyonu)
- Karşılıklı etki (reciprocal effect) 261, 401
- Kayıp değer (missing value) 10-12, 21-24, 38-39, 43, 205, 207, 241, 274
- Kayıllılık katsayısı (bkz. Çarpıklık katsayısı)
- Kısmi eğim (bkz. kısmi regresyon katsayısı)
- Kısmi regresyon katsayısı 56
- Kısmi korelasyon (partial correlation) 35, 37, 51, 53, 207
- KMO (bkz. Kaiser-Meyer-Olkin testi)
- Kontincensi (contingency) tablosu 51
- Kontincensi katsayısı 51
- Korelasyon
 - Basit ya da ikili (simple / bivariate correlation) 4, 35
 - Çoklu korelasyon (multiple correlation) 51, 54
- Korelasyon matrisi (correlation matrix)
 - Artık korelasyon matrisi (residual correlation matrix) 191
 - Gözlenen korelasyon matrisi (observed correlation matrix) 191-199
 - Hata korelasyon matrisi (bkz. artık korelasyon matrisi)
 - Tetrakorik korelasyon matrisi (tetrachoric correlation matrix) 191
 - Yeniden üretilmiş korelasyon matrisi (reproduced correlation matrix) 191
- Korelasyonel ilişki (correlational relationships) 262-264
- Kovaryans matrisi (covariance matrix)
 - Artık kovaryans matrisi (residual covariance matrix) 266
 - Gözlenen kovaryans matrisi (observed covariance matrix) 266-268, 307, 324, 363, 387
 - Hata kovaryans matrisi (bkz. artık kovaryans matrisi)
 - Gizil kovaryans matrisi (implied covariance matrix) 266
- Kovaryans matrislerinin homojenliği (bkz. Box M Testi)
- Kovaryans oranı (proportion of covariance) 196, 245
- Kovaryans yapı analizi (bkz. yapısal eşitlik modeli) ¹
- Kovaryans yapılarının analizi (bkz. yapısal eşitlik modeli)
- Kovaryans yapı modeli (bkz. yapısal eşitlik modeli)
- Kutu Grafiği 14, 40
- Kötülük uyumu testi (bkz. ki-kare iyilik uyumu)
- Kümeleme analizi (cluster analysis)
 - Hiyerarşik kümeleme yöntemleri 138, 140-143, 147, 157-158, 163-165, 174
 - Bölünmeli / ayırıcı (divisive) hiyerarşik kümeleme yöntemi 147, 174
 - Birleştirci / toplamalı (agglomerative) hiyerarşik kümeleme yöntemi 142-143, 174
 - Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri 138, 141-142, 153, 174
- Kovaryant (bkz. ortak değişken)

L

Latent değişken (bkz. gizil değişken)

Levene Testi (bkz. homojenlik)

Logit 59-67, 86-88, 99

Log-lineer analiz 59

-2log (-2LL) olabilirlik 62, 77-80, 83, 89, 92-93, 99

M

Mahalanobis uzaklığı (mahalanobis distance) 14-15, 42-43, 46, 150, 153, 155, 211

Maksimum olasılık faktör analizi (maximum likelihood factor analysis) 197, 199

Merkezi bağlantı kümeleme / kitle merkezi yöntemi (centroid linkage method) 143, 146

Model betimleme (model specification) 256-257, 265-266

Model düzenleme (trimming) 272-274

Modifikasyon indeksi (modification index) 255, 272-274, 307, 312-315, 324, 331, 375-378, 388, 392-394, 400-401

N

Nedensellik (causality) 251, 254-255, 333

Nedensel etki (causal effect) 278-279, 334, 341-342

Nedensel model (causal modeling) (bkz. yol analizi)

Normallik (normality) 10, 15-17, 20, 29-32, 38, 41-42, 45-46, 50, 60, 109, 110-111, 154-155, 199, 207-211, 241, 267, 274

O

Odds 9, 59, 62-66, 81, 86-90, 99

Olabilirlik oran istatistiği (likelihood ratio statistics) (bkz. olabilirlik oranı ile ileriye doğru yöntemi)

Olabilirlik oranı ile ileriye doğru (forward likelihood ratio forward: LR) yöntemi 67, 72

Omnibus Testi 82-85, 92-100

Ortak değişken (covariate) 5, 7-9, 66, 74, 95, 153, 261

Ortak faktör (common factor) 141, 182, 195, 197, 200, 259

Ortak faktör varyansı (common factor variance) 195-198, 203, 240, 241, 244-245

Ortalama bağlantı kümeleme yöntemi (average linkage method) 143, 145



Ö

- Ölçme hatası (measurement error) 20, 259, 261-263, 266, 272, 276-280
- Ölçme modeli (measurement model) 257, 261-262, 277-280, 332, 338-339, 351, 362-365, 386-389, 392, 401
- Örneklem büyüklüğü (sample size) 11, 16, 79, 110, 147, 194-195, 206-207, 210, 213, 241-242, 266-270, 274
- Örtük değişken (bkz. gizil değişken)
- Öz değer (eigen value) 191-193, 220-221, 230, 241
- Özgül varyans (specific variance) 195
- Özgün varyans (unique variance) 111, 277-280

P

- Pearson korelasyon katsayısı 51, 151
- Probit regresyon analizi 57, 59
- Promax 204-205, 214
- Puan istatistikleri (score statistics) 66, 82, 91, 99

Q

- Quartimax (en büyük çeyrek) 203

R

- Regresyon analizi (regression analysis)
 - Basit doğrusal regresyon analizi 49, 55, 58
 - Çoklu doğrusal regresyon analizi 49, 55, 58, 61, 333
 - Çok değişkenli regresyon analizi 4, 49, 55
 - Doğrusal-olmayan regresyon analizi 55
 - Regresyon eşitliği 54-56, 61, 64, 70, 189, 252
 - Regresyon katsayısı 55-56, 67, 81, 86, 90, 264
 - Regresyon modelleri 49, 333
 - Lojistik regresyon analizi 49-100
 - Çok değişkenli lojistik regresyon analizi 60
 - Çok kategorili regresyon analizi (multinomial logistic regression analysis) 60
 - İkili lojistik regresyon analizi (binary logistic regression analysis) 50, 57, 60, 76
 - Sıralı lojistik regresyon analizi (ordinal logistic regression analysis) 60
 - Tek değişkenli lojistik regresyon analizi 60

S

- Saçılma diyagramı 29-31, 42, 46, 51, 111
- Saçılma diyagramı matrisi 29-32, 42, 46
- Satorra-Bentler düzeltmesi 269
- Spearman sıra farkları korelasyon katsayısı 51
- Standardize edilmiş hatalar (standardized residuals) 53, 123, 134, 263, 341
- Standart (enter) yöntem (bkz. enter yöntem)
- Standardize edilmiş regresyon katsayısı 56, 194, 333-334
- Standartlaştırılmış diskriminant fonksiyonu katsayıları 123, 134
- Stepwise (adımsal) yöntem 66, 99

T

- Tam model (full model) (bkz. yapısal model)
- Tam bağlantı kümeleme / en uzak komşuluk yöntemi (complete linkage / farthest neighbour method) 143
- Tek bağlantı kümeleme / en yakın komşuluk yöntemi (single linkage / nearest neighbour method) 143-144
- Tek boyutlu ölçme (unidimensional measurement) 280-281
- Tekillik (singularity) 210, 241-242, 274
- Temel bileşenler analizi (principal component analysis) 187, 197-199, 210, 242
- Temel faktörler analizi (principal factors analysis) 197-200
- Tipik kök (bkz. öz değer)
- Transformasyon (bkz. dönüştürme)

U

- Uç değerler (outliers)
 - Çok değişkenli / yönlü uç değer (multivariate outlier) 210-211, 242
 - Tek değişkenli / yönlü uç değer (univariate outlier) 13, 210-211, 242
- Uyum indeksi (fit index) 266-272

Ü

- Üstel lojistik regresyon katsayısı (exponentiated logistic coefficients) 81, 86, 90, 100

V

- Varimax (maksimum değişkenlik) 202-203, 214, 232, 242
- Varyans oranı (proportion of variance) 195-197, 226, 238-240, 245
- VIF (Varyans artış faktörü-Variance Inflation Factor) 35-36, 38



W

Wald istatistiği 67-68, 81, 85-86, 90, 100

Ward's bağlantı kümeleme yöntemi (ward's linkage method) 143, 145-146, 168

Wilks' lambda istatistiği 120-123, 127

Y

Yakınsak geçerlilik (convergence validity) 183-184, 277

Yamaç-birikinti grafiği (scree plot) 182-193, 214, 221-222, 231, 243

Yapay değişken (bkz.dummy değişken)

Yapı geçerliliği (construct validity) 177-185, 188, 190, 226, 234, 237, 245, 258-259, 275, 283, 285

Yapı matrisi katsayısı 124, 128, 134

Yapısal eşitlik modeli (structural equation modeling) 251-274

Yapısal katsayı (structural coefficient) (bkz. yol katsayısı)

Yapısal model (structural model) 255, 257, 260-264, 339-340

Yol analizi (path analysis) 332-400

Gizil değişkenlerle yol analizi 335-341

Gözlenen değişkenlerle yol analizi 341-342

Melez (hybrid) yol analizi 342-343

Yol katsayısı (path coefficient) 334, 341, 375

Yol şeması (path diagram) 255, 259-263, 277-281, 336, 341-342

Yönsüz ilişki (nondirectional relation) (bkz. korelasyonel ilişki)

Z

Z puanı 14, 148, 211

“Sosyal Bilimler için Çok Değişkenli İstatistik” kitabı, istatistik ile dostluk kurma ve sürdürme noktasında araştırmacılara destek olma amacıyla kavram ve uygulamanın bütünlüklü bir yapı içerisinde sunulması mantığı temel alınarak hazırlanmıştır. Kitap, bazı çok değişkenli analiz tekniklerinin amaçlarını incelemeyi, uygulamalarına ve sonuçlarının yorumlanmasına yönelik pratik bazı bilgiler sunmayı hedeflemektedir.

Kitap, bir “Giriş” bölümü ile başlamaktadır. Ardından, alandaki araştırmacılarca yaygın olarak kullanılan “Lojistik Regresyon Analizi”, “Diskriminant Analizi”, “Küme Analizi”, “Açımlayıcı Faktör Analizi”, “Doğrulamalı Faktör Analizi” ve “Yol Analizi” bölümleri sunulmaktadır. Kitapta yer alan her bir konu için, birden fazla örnek verilerek, uygulamaların mümkün olduğunca zenginleştirilmesine çalışılmıştır. Uygulamalarda incelenen analiz tekniğine uygun olacak şekilde SPSS ya da LISREL paket programları kullanılmış ve uygulama dosyaları araştırmacıların erişimine açılmıştır.



9786055885670

ISBN: 978-605-5885-67-0



korsanfotokopi.org



internette sipariş için

