

**AÇIMLAYICI FAKTÖR ANALİZİNDE KULLANILAN
FAKTÖR ÇIKARTMA YÖNTEMLERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI**

**THE COMPARISON OF FACTOR EXTRACTION
STRATEGIES USED IN EXPLORATORY FACTOR
ANALYSIS**

Haydar KARAMAN

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı, Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı İçin Öngördüğü

Yüksek Lisans

olarak hazırlanmıştır.

2015

Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼rl¼ę¼'ne,

Haydar KARAMAN'ın hazırladıđı "Açımlayıcı Fakt¼r Analizinde Kullanılan Fakt¼r Çıkartma Y¼ntemlerinin Karşılaştırılması" bařlıklı bu çalıřma j¼rimiz tarafından **Eđitim Bilimleri Anabilim Dalı, ¼lçme ve Deđerlendirme Bilim Dalı'nda Y¼ksek Lisans** olarak kabul edilmiřtir.

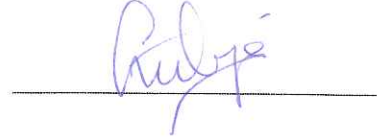
Başkan Prof. Dr. Selahattin GELBAL



¼ye (Danıřman) Yrd. Doç. Dr. Derya Çobanođlu AKTAN



¼ye Prof. Dr. H¼lyla KELECİOđLU



¼ye Doç. Dr. İsmail KARAKAYA



¼ye Doç. Dr. Burcu ATAR



ONAY

Bu tez Hacettepe ¼niversitesi Lisans¼st¼ Eđitim-¼đretim ve Sınav Y¼netmeliđi'nin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki j¼ri ¼yeleri tarafından 06 /02 / 2015 tarihinde uygun g¼r¼lm¼ř ve Enstit¼ Y¼netim Kurulunca / / tarihinde kabul edilmiřtir.

Prof. Dr. Berrin AKMAN
Eđitim Bilimleri Enstit¼s¼ M¼d¼r¼

AÇIMLAYICI FAKTÖR ANALİZİNDE KULLANILAN FAKTÖR ÇIKARTMA YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Haydar KARAMAN

ÖZ

Bu çalışmanın amacı açımlayıcı faktör analizinde kullanılan faktör çıkartma yöntemlerini açıklanan varyans, örneklem büyüklüğü ve ortak varyans düzeylerine göre karşılaştırmaktır.

Bu çalışma özü itibariyle bir simülasyon (benzetim) çalışmasıdır. Öncelikle SAS programı kullanılarak örneklem büyüklüğüne (100, 500), yüksek ortak varyans (0.6-0.8), geniş ortak varyans (0.2-0.8), düşük ortak varyans (0.2-0.4) düzeylerine, sabit faktör sayısına (3), sabit değişken sayısına (20) ve replikasyona (1000) göre korelasyon matrisleri üretilmiştir. Üretilen korelasyon matrisleri SPSS programında syntax yardımıyla analiz edilerek yöntemler arasında karşılaştırmalar yapılmıştır.

Örneklem büyüklüğüne göre yapılan karşılaştırmalar, döndürme işleminden sonra faktörler tarafından açıklanan toplam varyanslara göre yapılmıştır. Ortak varyansı yüksek veya düşük olarak üretilen veri için örneklem büyüklüğü arttıkça, açıklanan varyans miktarı da artmaktadır. Fakat ortak varyansı geniş olarak üretilen veri grubu için örneklem büyüklüğü arttıkça açıklanan toplam varyansın azaldığı görülmüştür. Analiz edilen tüm durumlarda toplam varyansı en yüksek açıklayan yöntemin temel bileşen analizi ve en düşük açıklayan yöntemin ise imaj faktör yöntemi olduğu gözlenmiştir. Üretilen ortak varyans değerleri ile yöntemlerin çıkarttığı ortak varyans değerleri karşılaştırıldığında, temel bileşen analizi en yüksek ortak varyans değeri çıkarırken imaj faktör yöntemi en düşük ortak varyansı çıkartmıştır. Diğer yöntemler ise birbirine benzer sonuçlar vermiştir. Ayrıca faktör yükleri bakımından yapılan karşılaştırmalara göre temel bileşen analizi her durum için en yüksek faktör yükünü çıkartmıştır. Öte yandan imaj faktör yöntemi ise en düşük faktör yükünü çıkartmıştır. Ortak varyansın geniş aralıkta ya da yüksek aralıkta üretildiği veri için yöntemler arasında faktör sayıları bakımından bir farklılık yoktur. Ortak varyansın düşük olduğu ve örneklem büyüklüğünün küçük olduğu gruplar için imaj faktör yöntemi istenilen faktör sayısını çıkartamamıştır. Dolayısıyla örneklem sayısının ve ortak varyansın düşük olduğu gruplar için imaj faktör yönteminin kullanılmaması önerilmektedir. Araştırma sonucundan elde

edilen bulgulara göre temel bileşen analizi ile imaj faktör yöntemlerinin farklı koşullar altında daha detaylı çalışılması önerilmektedir.

Anahtar sözcükler: Faktör çıkartma yöntemleri, Açımlayıcı faktör analizi, Faktör analizi, Bileşen analizi,

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Derya ÇOBANOĞLU AKTAN, Hacettepe Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı, Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı

THE COMPARISON OF FACTOR EXTRACTION METHODS USED IN EXPLORATORY FACTOR ANALYSIS

Haydar KARAMAN

ABSTRACT

The purpose of this study was to compare factor extraction methods used in exploratory factor analysis according to sample size and the communality level conditions.

In this simulation study, data were generated with respect to two levels of sample sizes (100, 500), three levels of communality (high, wide and low), with 20 variables, 3 factors, and 1000 replications by using SAS program. Correlation matrices were generated for each condition. Then, these generated matrices were analyzed by using SPSS syntax and the differences between extraction methods were investigated.

Initially, the total explained variance after factor rotation was examined with respect to sample size. It has been found that for data generated within high or low communality levels, when sample size increased, total explained variance after rotation also increased. However, total explained variance decreased when sample size increased, for the condition in which data was generated with respect to second communality level. Component analysis yielded the biggest total explained variance compared to other methods, whereas image analysis yielded the lowest explained variance. The rest of the factor extracting methods provided the similar results to each other. Moreover, a comparison between generated communality level and extracted communality level for the methods was also done. Similarly, component analysis yielded the biggest communality values and image analysis yielded the lowest communality values. The comparison about factor loadings was also investigated. Component analysis yielded the biggest factor loadings and image analysis yielded the lowest factor loadings and there was no difference about factor loadings for the remaining methods. For the data generated within high and wide communality levels, no difference was observed among the extraction methods in terms of interpretation of the results. The difference among them in these conditions was just numerical. However, for data

generated within low communality level, a difference between methods was found. Image analysis didn't extract three factors. Hence, it can be concluded that image analysis shouldn't be preferred to use for low communality level and low sample size. Consequently, it is suggested that component analysis and image analysis should be studied including extra conditions.

Keywords: Exploratory factor analysis, factor analysis, factor extraction methods, component analysis

Advisor: Assist. Prof. Dr. Derya ÇOBANOĞLU AKTAN , Hacettepe University, Department of Educational Sciences, Division of Evaluation and Measurement

ETİK BEYANNAMESİ

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversitede veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

Haydar KARAMAN

TEŞEKKÜR

Tez çalışmamda, konu belirlemede çok büyük emekleri olan ve tezimin gelişmesinde önemli katkıları olan çok sevgili hocam Doç. Dr. Burcu ATAR'a;

Tez çalışmamın yazımındaki katkı ve görüşleriyle beni yönlendiren değerli danışmanım Yrd. Doç. Dr. Derya Çobanoğlu AKTAN'a;

Yüksek lisans öğrenimimden bu yana akademik yaşantımda kendimi geliştirmemde büyük payı olan Prof. Dr. Selahattin GELBAL'a ve Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU'na;

Eleştiri ve yorumlarıyla tezime katkı sağlayan jüri üyem Doç. Dr. İsmail KARAKAYA'ya;

Tezimi okuyarak önerileri ile katkıda bulunan arkadaşlarım Meltem YURTÇU'ya, Funda UYSAL'a, Mine ZORLU'ya, Sultan DEMİRCAN'a ve Esin YILMAZ'a;

Veri üretme konusunda çok büyük yardımları olan arkadaşlarım Eren Halil ÖZBERK'e ve Sakine Göçer ŞAHİN'e;

Tez çalışmam da her zaman bana destek olan mesai arkadaşlarım Bulut YILDIZTEKİN'e, Levent YAKAR'a, Metin ODABAŞ'a ve Sinan YAVUZ'a;

Bana bu mesleği sevdiren ve desteğini her zaman yanımda hissettiğim, özverisi, anlayışı ve yardımları ile kendimi her zaman iyi hissettiğim arkadaşım Emine AYTEKİN'e;

Hayatımın her anında yanımda olan ve benim bütün kararlarıma sonsuz saygı duyarak güvenen annem Şükran KARAMAN'a, babam Bünyamin KARAMAN'a ve ablam Özge KARAMAN'a;

Bana her koşulda inanan kuzenim Songül BAŞ'a;

Yetişmem de emeği geçen tüm aileme, öğretmenlerime ve bilgisini paylaşan herkese teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖZ.....	III
ABSTRACT.....	V
ETİK BEYANNAMESİ	VII
TEŞEKKÜR.....	VIII
İÇİNDEKİLER.....	IX
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	XI
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	XII
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	XII
1.GİRİŞ.....	1
1.1. Problem Durumu.....	1
1.2. Araştırmanın Önemi.....	4
1.3. Problem Cümlesi	6
1.3.1. Alt Problemler:.....	6
1.4. Sayıtlılar:.....	6
1.5. Sınırlılıklar:.....	8
1.6. Araştırmanın Kuramsal Temeli	8
1.6.1. Faktör Analizinin Tarihçesi	8
1.6.2. Faktör Analizinin Türleri.....	10
1.6.3. Testin Faktörlerinin Elde Edilmesi	19
1.6.4. Ortak ve Özgün Faktörler	21
1.7. Faktör Analizi ile İlgili Temel Kavramlar	29
1.7.1. Korelasyon ve Kovaryans Matrisi	30
1.7.2. Öz Değer	31
1.7.3. Faktör Yüğü	31
1.7.4. Bartlet Küresellik Testi ve Kaiser- Meyer Olkin Testi.....	31
1.7.5. Faktör Belirleme Yöntemleri	33
1.7.6.Faktör Çıkartma Yöntemleri	36
a. Temel Bileşenler Analizi (TBA).....	36
b. Temel Eksenler Yöntemi (TEA).....	38
c. Maksimum Olabilirlik Yöntemi (MO)	39
d. İmaj Faktör çıkartma Yöntemi (İF)	41
e. Alfa Faktör çıkartma Yöntemi (AF)	42
f. Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Yöntemi (AEKF)	42
g. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi (GEKF).....	43
1.7.7. Döndürme Yöntemleri	45
1.7.8. Örneklem.....	48
2. İLGİLİ ARAŞTIRMALAR.....	51
2.1. İlgili Araştırmalar Özet	54
3. YÖNTEM	55
3.1. Araştırmanın Türü.....	55

3.2. Verilerin Üretilmesi.....	55
3.2.1. Monte Carlo Yöntemi.....	55
3.2.2. Simülasyon Koşulları	56
3.3. Verilerin Analizi	57
3.3.1 Örneklem Yeterliliğinin ve Veri Türünün Karşılaştırılması	57
3.3.2. Açıklanan Varyansın Karşılaştırılması	58
3.3.3. Çıkarılan Ortak Varyansın Karşılaştırılması	58
3.3.4. Faktör Yüklerinin Karşılaştırılması.....	59
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	60
4.1. Araştırma Problemine Ait Bulgular	60
4.2. Birinci Alt Probleme İlişkin Bulgular	61
5. SONUÇ ve ÖNERİLER	76
5.1. Araştırma Problemine İlişkin Sonuçlar	76
5.1.1. Birinci Alt Probleme İlişkin Sonuçlar	77
5.1.2. İkinci Alt Probleme İlişkin Sonuçlar	78
5.2. Öneriler.....	79
KAYNAKÇA.....	81
EKLER DİZİNİ	85
EK-1: KORELASYON MATRİSİ SAS KODU.....	85
EK-2: SPSS SYNTAX	90
EK 3. ETİK KURUL ONAY BİLDİRİMİ	92
EK 4. ORJİNALLİK RAPORU.....	93
ÖZGEÇMİŞ	94

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1. Altı Teste Ait Ortak Faktör, Özgün Faktör ve Hata Faktörünün Çizelgesi.....	22
Çizelge 1.2.: Tam Faktör Matrisi (F_1).....	25
Çizelge 3.1. : 20 değişkenli ve 3 faktörlü olarak üretilen korelasyon matrisleri için Simülasyon değişkenleri	57
Çizelge 3.2. : Üretilen Veri Gruplarına İlişkin KMO ve Bartlett Testi Çizelgesi	58
Çizelge 4.2. Ortak Varyans Çizelgesi (Yüksek Ortak Varyans)	62
Çizelge 4.3. Döndürülmüş Faktör Matrisi	63
Çizelge 4.4. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans).....	64
Çizelge 4.5. Döndürülmüş Faktör Matrisi	65
Çizelge 4.6. Ortak Varyans Çizelgesi (Düşük Ortak Varyans).....	66
Çizelge 4.7. Döndürülmüş Faktör Matrisi	67
Çizelge 4.8. Ortak Varyans Çizelgesi (Yüksek Ortak Varyans)	69
Çizelge 4.9. Döndürülmüş Faktör Matrisi	70
Çizelge 4.10. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans).....	71
Çizelge 4.11. Döndürülmüş Faktör Matrisi.....	72
Çizelge 4.12. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans).....	73
Çizelge 4.13. Döndürülmüş Faktör Matrisi.....	74

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. : Açıklayıcı faktör analizi modeli	14
Şekil 1.2.: Doğrulayıcı Faktör Analizi Modeli	15
Şekil 1.3.: Faktör analizi matris gösterimi	18
Şekil 1.4.: Testin Toplam Varyansı	24
Şekil 1.5. : Faktör Matrisleri	26
Şekil 1.6.: Faktör Matrislerinin Çarpımının Gösterimi	28
Şekil 1.7.: Korelasyon Matrisinin Gösterimi	29
Şekil 1.8. : Yamaç-Birikinti Grafiği Örneği	34
Şekil 1.9. : Birinci Değişkenin İmajı	41

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

AEKF: Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Yöntemi
AF: Alfa Faktör Yöntemi
AFA: Açıklayıcı Faktör Analizi
DFA: Doğrulayıcı Faktör Analizi
GEKF: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Faktör Yöntemi
İF: İmaj Faktör Yöntemi
KMO: Kaiser- Meyer- Olkin
MO: Maksimum Olabilirlik Yöntemi
TEA: Temel Eksen Analizi
TBA: Temel Bileşen Analizi

BÖLÜM 1

GİRİŞ

1.1. Problem Durumu

Açımlayıcı faktör analizi (AFA), sosyal bilimlerde araştırmalarda en çok kullanılan istatistiksel yöntemlerin başında gelmektedir. Bütün popülerliğine rağmen, literatürde AFA sonuç raporlarının kalitesi hakkında son zamanlarda bazı endişeler bulunmaktadır (Fabrigar, MacCallum, Wegener ve Strahan, 1999). Henson ve Roberts (2006) çeşitli indeksli dergilerdeki faktör analizi ile ilgili yayınları incelemiş ve AFA'nın sonuçlarının uygun bir şekilde raporlaştırılmadığı sonucuna varmışlardır. Ele aldıkları problemlerden bir tanesi bu yayınlarda faktör analizi ile ilgili olarak hangi metodun neden kullanıldığının belirtilmemesidir. Diğer bir ifadeyle yazarlara göre yapılan araştırmalarda faktör analizindeki faktör çıkartma (extraction) metodlarına çok fazla yer verilmemiştir.

Açımlayıcı faktör analizi için kullanılan SPSS, SAS gibi programlarda yedi tane faktör çıkartma yöntemi mevcuttur. Bunlar temel bileşenler analizi (principal component analysis), temel eksen faktörler analizi (principal axis analysis), maksimum olabirlik analizi (maximum likelihood analysis), imaj-faktör analizi (image factoring), ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi (unweighted least squares), genelleştirilmiş en küçük kareler analizi (generalized least squares) ve alfa analizidir (alpha factoring). En çok kullanılan faktör çıkartma metodu temel bileşenler analizidir (Büyüköztürk, 2002; Brown 2006; Fabrigar vd., 1999; Gorsuch, 1983; Thompson, 2004; Harman, 1967; Hogarty vd., 2004; Henson ve Roberts, 2006; Kline, 2005; Maccallum ve Tucker, 1991; Mulaik, 1972; Şencan, 2005; Tatlıdil, 1996; Velicer ve Jackson, 1990). Bundan dolayı birçok araştırmacı temel bileşenler analizinin (principal component analysis) kullanıldığını belirtmiştir. Ancak Henson ve Roberts (2006)'ya göre araştırmacıların çoğu bu yöntemleri neden seçtikleri konusunda yeterli bilgiye sahip değillerdir.

Fabrigar vd. (1999) 'da daha uygun bir şekilde AFA'nın sonuçlarının anlaşılabilirliği ve uygulanışı konusunda beş ana kurumsal çerçeve ortaya koymuştur. Bunlardan bir tanesi de seçilen yöntemin uygunluğudur. Araştırmacı iyi bir sonuç almak

istiyorsa uygun bir yöntem seçmelidir. Açımlayıcı faktör analizinde yanlış yöntem seçilmesi yanlış çıkarımların yapılmasına neden olabilir.

Açımlayıcı faktör analizinin üç temel amacı bulunmaktadır. Bunlardan birincisi korelasyon ya da kovaryans matrisinden yararlanılarak boyut çıkarmak, ikincisi kaç tane boyut olduğuna karar vermek ve üçüncüsü de elde edilen boyutların hangi döndürme tekniği kullanılarak döndürülmesine karar vermektir (Ford, MacCallum ve Tait, 1986; Harman,1967; Mulaik,1972). Araştırmacılar çeşitli dergilerden makaleleri tarayarak yapılan araştırmalarda faktör çıkartma metodlarından hangisinin daha çok kullanıldığını incelenmişlerdir (Ford vd., 1986). Sonuç olarak korelasyon ya da kovaryans matrisi kullanılarak yapılan faktör çıkarma işleminde en çok tercih edilen yöntemin temel bileşenler analizi olduğu görülmüştür. Bunun yanı sıra en çok kullanılan ikinci yöntem temel eksen yöntemi (principal axis factoring) ve üçüncü yöntemin de maksimum olabilirlik yöntemi (maximum likelihood method) olduğu gözlenmiştir. Fakat, imaj faktör analizi (image factoring method) ya da alfa faktör çıkartma analizi (alpha factoring method) gibi analizler SPSS paket programlarında yer almasına rağmen araştırmacılar tarafından çok fazla kullanılmamıştır (Acito ve Anderson,1980). Buradan yine sadece temel bileşenler analizine ağırlık verildiği ve diğer yöntemlerin buna kıyasla çok fazla kullanılmadığı sonucuna varılmaktadır.

Temel bileşenler analizini faktör analizinden ayrı bir yöntem olarak değerlendiren araştırmacılar literatürde yer almaktadır (Harman, 1967; Mulaik 1972; Fabrigar vd., 1999; Velicer ve Jackson, 1990a, 1990b; Gorsuch,1990). Gorsuch (1990)'a göre birçok faktör çıkartma yöntemi bulunmasına rağmen bunlar genel olarak ortak faktör model (common factor model) ve bileşenler modeli (components model) olmak üzere ikiye ayrılır. Bileşenler modelinde temel bileşenler analizi ve ortak faktör modelinde maksimum olabilirlik yöntemi ve temel eksen yöntemi yer alır.

Açımlayıcı faktör analizi (AFA), ortak faktör modelinin temelidir (Thurstone, 1957). Bu modele göre bir gruptaki ölçülen değişkenlerden her biri, bir ya da daha çok ortak faktörün ve özgün bir faktörün doğrusal bir fonksiyonudur. Ortak faktörler genel olarak bir grupta ölçülen birden fazla değişkeni etkileyen ve bu ölçülen değişkenler üzerindeki ilişkiyi açıkladığı sanılan gizil değişkenler olarak tanımlanır. Özgün faktör ise grupta sadece bir değişkeni etkileyen ya da ölçen ve ölçülen değişkenler üzerindeki ilişkiyi açıklamayan gizil değişkendir. Ortak faktör modelinin

amacı ölçülen her değişken ve ortak faktörler arasındaki ilişkinin hesaplanılarak ölçülen değişkenler üzerindeki ilişkinin yapısını anlamaktır. Buna karşın, bileşenler modeli ise ortak varyans ve özgün varyansı birbirinden ayırmaz. Bu model her bir ölçülen değişkeni temel bileşenlerin bir doğrusal değişkeni olarak tanımlar. Matematiksel olarak, bu temel bileşenler ölçülen orijinal değişkenlerin doğrusal bir birleşimi olarak tanımlanır, ortak ve özgün varyansı birlikte içerir (Fabrigar vd.,1999). Ortak faktör, analiz edilen her bir değişkenin ortak varyansını gösteren “communalities” değerinin hesaplanmasıyla bulunur (Ford vd., 1986). Sonuç olarak temel bileşenler bir gizil değişken değildir (Fabrigar vd., 1999; Kline, 1994; Harman, 1967).

Bu iki model arasındaki temel fark ikisinin amaçlarının farklı olmasıdır. Eğer araştırmacının amacı gözlenen değişkenler arasındaki ilişkileri açıklayan gizil değişkenleri anlamaksa ortak faktör modeli; eğer amaç ölçülen değişken üzerindeki varyansı açıklamaksa temel bileşenler analizi kullanılması önerilmektedir (Convary ve Hutcoff, 2003; Fabrigar vd., 1999; Velicer ve Jackson, 1990b). Yani temel bileşenler analizinde mümkün olduğunca orijinal varyansı koruyan doğrusal bir ilişki yaratarak birbiriyle ilişkisiz değişkenlerin sayısını azaltmak temel amaçtır (Fabrigar vd., 1999). Araştırmacı birçok değişkenin gizil yapısını anlamak istiyorsa maksimum olabilirlik ya da temel eksen yöntemlerini kullanması daha çok tercih edilebilir. Eğer amaç basitçe değişken sayısını varyans-kovaryans matrisinden yararlanarak azaltmaksam temel bileşen analizi tercih edilmelidir (Conway ve Hutcoff, 2003). Buna göre bu üç yöntem arasında araştırmacının amacına göre bir seçim yapması gerektiği vurgulanmıştır.

Ford, MacCallum ve Tait (1986) yaptıkları araştırmada *Journal of Applied psychology (JAP)*, *Personnel Psychology (PP)* ve *Organizational Behaviour and Human Performance* dergilerinde 1975-1984 yılları arasında yayımlanmış AFA ile ilgili makaleleri içerik analizi yöntemiyle incelemişlerdir. Sonuç olarak faktör modelleri konusunda bazı önemli bulgular elde etmişlerdir. Bunlardan ilkinde temel bileşenler analizinin ortak faktör analizine göre daha çok kullanıldığı ve toplam makalelerin %42.1’inde temel bileşenler analizinin rapor edildiğini bulmuşlardır. Bunun aksine ortak faktör modeli araştırmaların sadece %34.2’inde rapor edilmiştir. İlginç olan bulgu ise araştırmaların %23.7’sinde faktör çıkarma (factor extraction model) modelleri belirtilmemiştir. Ford ve arkadaşları araştırmacıların

sık sık tartışılabilir kararlar verdiği sonucuna varmışlardır. Benzer şekilde Fabrigar vd. (1999) 1991-1995 yılları arasındaki *JAP*'da yayımlanmış dergileri taramışlar ve temel bileşenler analizinin daha çok kullanıldığı sonucuna varmışlar. Ayrıca taranan makalelerin %25.9'unda herhangi bir faktör çıkarma yönteminin belirtilmediği sonucuna varmışlardır. Bu iki çalışmaya bakarak literatürde temel bileşenler analizinin, ortak faktör modeline göre kullanımının artma eğiliminde olduğunu söyleyebiliriz. Bir diğer sonuç ise taranan makalelerin bir kısmında herhangi bir modelin belirtilmemesinden araştırmacıların bu modeller hakkında yeterli bilgiye sahip olmadığı veya hangi modelleri nasıl kullanacaklarından emin olmadıklarıdır. Sonuç olarak literatür tarandığında temel bileşenler analizi, maksimum olabilirlik ve temel ana eksen analizleri karşılaştırılmış ve literatüre göre araştırmacılar temel bileşenler analizi daha çok kullanıldığı için faktör analizinde bu yöntemi kabul etmişlerdir.

1.2. Araştırmanın Önemi

SPSS, SAS gibi faktör analizi için kullanılan programlarda yer alan faktör çıkartma metodları temel bileşenler analizi, temel eksen analizi, maksimum olabilirlik faktör analizi, imaj-faktör analizi, ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi, genelleştirilmiş en küçük kareler analizi ve alfa analizidir.

AFA'nın sonuçları araştırmacıya özgüdür ve bu sonuçlar hakkında en doğru kararı vermek için yapılması gereken bir önemli hususta tabiki seçilen faktör çıkartma yönteminin uygunluğudur. Ancak her bir yöntemin avantajları ya da dezavantajları hakkındaki bilgi pek yeterli değildir. Bunun temel nedenleri olarak araştırmacıların kullandıkları yöntemin ne olduğu konusundaki bilgi eksiklikleri ya da kullandıkları programlarda bu tür modellerin yer alıp almadığı söylenebilir. Bu da temel bileşenler analizinin neden çok kullanıldığıнын bir göstergesi olarak kullanılabilir (Castello ve Osborne, 2005)

Her bir yöntemin kendine özgü avantajları ve dezavantajları vardır. Fabrigar, Wegener, MacCallum ve Strahan (1999) tarafından yapılan bir çalışma sonucunda eğer veri grubu çok değişkenli normal dağılım gösteriyorsa maksimum olabilirlik faktör çıkartma yöntemi en iyi seçenek olduğu belirtilmektedir. Aynı zamanda bu yöntem modelin uyumluluk derecesini belirleyen çeşitli indekslerin hesaplanmasına da olanak sağlar. Fakat veri çok değişkenli normallik

göstermiyorsa bu yöntem karmaşık sonuçlar verebilir (Curan, West ve Finch, 1996). Çok değişkenli normallik özelliği göstermeyen bir durumda kullanılması gereken yöntem temel faktörler analizidir. Ancak bu yöntem modelin uyumluluk derecesini gösteren indeksleri hesaplamak için kullanışlı bir yöntem değildir (Fabrigar vd, 1999). Fakat veriler normal dağılmadığında diğer yöntemlerin de faktör belirlemede kullanılabilirliği konusunda literatürde yeterli bilgi mevcut değildir. Örneğin verilerin normallik sayılıtısının sağlanmadığını varsayalım. Bu durumda diğer faktör çıkartma yöntemlerinin (imaj faktör analizi, alfam faktör analizi gibi) benzer sonuçlar verip vermeyeceği konusunda yapılan çalışmalar sınırlıdır.

Bileşenler analizi ve ortak faktör analizinin temel farkı değişkenlerdeki varyansın doğasından kaynaklanmaktadır. Ortak faktör modelinde ölçülen her değişkenin varyansı ortak ve özgün varyanslardan oluşmaktadır. Ayrıca özgün varyansda seçkisiz hata varyansı ve ölçülmek istenen değişkene özgü sistematik varyansı içerir. Ortak faktör modeli her değişkenin toplam varyansdaki oranının yanı sıra değişkenler arasındaki ortak değişimi analiz eder. Bu da analiz edilen her bir değişkenin ortak varyansını gösteren “communalities” değerinin hesaplanmasını gerektirir (Ford vd; 1986). Bileşenler analizinde böyle bir ayırım yoktur. Yani ortak, özgün ve hata varyansında ayırım yapmaz. Bunun yerine, gözlenen bir grup değişken yeni bir değişken grubuna dönüştürülür. Bu yeni grup değişken, gözlenen değişkenlerin doğrusal bir bileşimidir (linear composites) (Kim ve Mueller, 1978a). Bu bileşimler, her bir değişkenin toplam gözlenen varyansının yanı sıra değişkenler arasındaki ortak değişimin (kovaryans) hesaplanmasına yöneliktir. Fakat iki yöntem de araştırmacılara verilen bir değişkenin varyansının veri grubundaki diğer değişkenlere göre nasıl yayıldığını inceler (Ford vd, 1986). Velicer, Peacock ve Jackson (1982) gerçek veri grubunu incelemiş ve bileşenler analizi ile ortak faktör analizi arasında çok önemli bir fark bulamamışlardır. Önceden de belirtildiği üzere araştırmacının amacına göre bu iki yöntemden hangisinin kullanılması gerektiği bir bakıma araştırmacıya bırakılmıştır. Fakat, bu ve benzeri gerçek veri üzerine yapılan çalışmalarda önemli bir fark olmaması ve tamamen araştırmacının ne araştırmak istediğine bırakılması araştırmacıları yönlendirmede bir eksiklik olarak göze çarpmaktadır. Bu nedenle önceden de belirtildiği üzere araştırmacılar literatür incelediklerinde en çok kullanılan yöntem

olan temel bileşenler ve maksimum olabilirlik yöntemini faktör analizinde tercih etmişlerdir. Bu yöntemlerden temel bileşenler analizi, faktör analizinden ayrı bir analiz olarak düşünülmektedir (Gorsuch, 1990; Ford vd; 1986; Fabrigar vd; 1999; Kline, 1994; Mulaik, 1972; MacCallum ve Tucker, 1990). Fakat bu görüşün aksine temel bileşenler analizinin faktör analizinden ayrı olmadığını ve faktör analizinin bir yöntemi olarak savunanlar da vardır (Castello ve Osborne, 2005; Velicer ve Jackson, 1990a, 1990b). Diğer yöntemlerin bu yöntemlerden farklı olup olmadığı konusunda bilgi yeterli değildir. Bu çalışmanın amacı çalışmada açıklayıcı faktör analizinde kullanılan faktör çıkartma yöntemlerinin karşılaştırılmasıdır. Bu çalışmada temel bileşenler analizi faktör analizinin bir yöntemi olarak alınmıştır

1.3. Problem Cümlesi

Faktör çıkarma işleminden sonra açıklanan toplam varyans yüzdesi değerlerine göre kullanılan faktör çıkartma yöntemleri arasında bir fark var mıdır?

1.3.1. Alt Problemler:

Alt Problem 1: Örneklem büyüklüğü küçük ($N=100$) ve ortak varyans değerlerinin yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri grupları için faktör çıkartma yöntemleri arasında;

Alt Problem 2: Örneklem büyüklüğü büyük ($N=500$) ve ortak varyans değerlerinin yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri grubu için faktör çıkartma yöntemleri arasında;

- a. Çıkarılan ortak varyans değerlerine göre açıklayıcı faktör analizi yöntemleri arasında bir fark var mıdır?
- b. Üretilen veri grubuna ait ortak varyans aralıklarıyla faktör çıkartma yöntemleri uygulandıktan sonra çıkartılan varyanslar arasında bir fark var mıdır?
- c. Çıkarılan faktör sayısı bakımından bir fark var mıdır?
- d. Döndürülmüş faktör matrisine göre faktör yükleri arasında bir fark var mıdır?

1.4. Sayıltılar:

Bu çalışma için sayıltılar veri üretmek ve üretilen verinin analizi için belirlenen özel koşullardır. Öncelikle üretilen veri grubu normal dağılıma sahiptir ve üretilen korelasyon matrisleri model bakımından hatalardan arındırılmıştır.

Değişken sayısı bütün koşullarda 20 olarak alınmıştır. Gorsuch (2008) değişkenlerin sayısı arttıkça ortak varyans değerlerinin ve kullanılan yöntemlerin etkisinin azalacağını belirtmiş, yöntemler arasındaki farkı gözlemlemek için değişken sayısının çok büyük olmamasını (20 veya daha az) önermiştir. Stevens (1996) bu konuda yapılan çalışmalarda değişken sayısının 10 ile 40 arasında değiştiğini belirtmiştir. Tucker, Kopman ve Linn (1969) temel bileşenler analizi ve temel eksenler analizini 20 değişken olarak karşılaştırmıştır (Akt.,Gorsuch, 2008). Benzer şekilde Maccallum vd. (1999) yaptıkları çalışmada 20 değişken almıştır.

Faktör sayısının belirlenmesi açımlayıcı faktör analizinin amaçlarından biridir (Fabrigar vd., 1999; Ford, Maccallum ve Tait, 1986; Maccallum vd; 1999). Faktör sayısının belirlenmesi için farklı yöntemler vardır. Bunlar detaylı olarak kuramsal çerçeve kısmında belirtilmektedir. Bir faktörün çok kararlı olabilmesi için en az 3 tane maddeye sahip olması gerekmektedir (Velicer ve Fava, 1988). Literatürde n/p oranı bundan dolayı önem kazanmıştır. Cattell'e (1978) göre bu oranın 3 ile 6 arasında olması gerekir (Akt. Maccallum vd., 1998). Gorsuch (2008) bu oranın en az 5 olması gerektiğini belirtmişlerdir. Fabrigar vd (1999) n/p 2:1 ile 30: 1 arasında olması gerektiğini belirtmiştir. Bu çalışmada 20:3 oranı alınmıştır ve faktör sayısı 3 olarak belirlenmiştir.

Bazı yazarlara göre minimum örneklem sayısının N=100 ve N=200 olması gerektiği belirtilmiştir (Comrey, 1973, 1988; Gorsuch, 1983; Guilford, 1954; Akt. Velicer ve Fava, 1998). Örneklem sayısının en az 100-200 olarak belirlenmesinin temel nedeni bu seviyede daha güvenilir sonuçlar elde edilmesinden dolayıdır (Velicer ve Fava, 1998; Maccallum vd, 1999). Ayrıca Maccallum, Widaman, Zhang ve Hong (1999) yeterli örneklem sayısını belirlemede N:p oranının yanı sıra ortak varyans (communlalties) değerlerinin etkin rol oynadığını saptamışlardır. Onlara göre ortak varyans değerlerinin ortalama 0.70 ya da daha yüksek olduğu veri grupları için örneklem sayısının 100 olması evren kestirimleri için yeterlidir. Bu çalışmada minimum örneklem büyüklüğü 100 olarak alınmıştır. Yöntemler arasındaki farka bakılması amaçlandığı için sadece iki tür örneklem grubu karşılaştırılmıştır. Bundan dolayı seçilen örneklem büyüklükleri 100 ve 500 olarak alınmıştır.

Ortak varyans değerlerinin etkisi faktör analizinde önemli ölçüde yer almaktadır (Coughlin, 2013; Fabrigar vd, 1999; Gorsuch, 2008; Hogarty vd, 2005; Maccallum

vd., 1999). Düşük ortak varyans değerleri faktör analizi sonuçlarını etkilemektedir. Gorsuch (2008) ortak varyans değerleri 1'e yaklaştıkça faktör çıkartma yöntemleri arasında fark olmadığını, sonuçların benzer olduğunu fakat bu değerler küçüldükçe bu yöntemler arasında fark olabileceğini belirtmiştir. Bu çalışmada ortak varyans değerleri 3 grup olarak ele alınmıştır (Hogarty vd.,2005; MacCallumi Widaman, Zhang ve Hong,1999). Bunlar düşük, geniş ve yüksek gruptur. Düşük grupta ortak varyans değerleri 0.2 ile 0.4 arasında, geniş grupta 0.2 ile 0.8 arasında, yüksek grupta ise 0.6 ile 0.8 arasında değişmektedir.

1.5. Sınırlılıklar:

Bu çalışma bir simülasyon (benzetim) çalışmasıdır. Gerçek koşullara en yakın koşullar belirlenmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada Coughlin (2013) tarafından üretilen korelasyon matrislerinin kodu kullanılmıştır. Araştırmacı kendi çalışmasında korelasyon matrisini değişken sayısı, ortak varyans düzeyi, faktör sayısı, örneklem büyüklüğü ve kategorik değişkenlere göre üretmiştir. Bu çalışmada veri kategorik değişkenlere göre üretilmemiştir. Üretilen bütün değişkenler sürekli değişkenlerdir.

1.6. Araştırmanın Kuramsal Temeli

Bu bölümde faktör analizinin tarihçesi, faktör analizinin türleri ve faktör analizinin kuramsal temeli yer almaktadır.

1.6.1. Faktör Analizinin Tarihçesi

1900'lu yılların başında psikoloji örgün bir disiplin olarak yeni ortaya çıkmaya başlamıştı. Fransa'da Alfred Binet günümüzde kullanılan modern IQ testlerinin temeli olarak görülen zihinsel performansı ölçmeyi amaçlayan ilk zekâ testini geliştirmişti. Ancak bilim adamları arasında zekânın yapısı üzerine çeşitli tartışmalar ortaya çıkmıştı. Bu tartışmalar "Zekâ nedir?" ve "Zekâyı nasıl ölçeriz?" üzerine yoğunlaşırken, asıl tartışılan nokta zekânın faktör yapısını da içermekte idi.

Bazı psikologlar zekânın sadece tek bir genel yetenek olduğu üzerinde görüş bildirdiler. Bunu savunanlara göre bir performans alanında çok iyi olan bireyler tüm zihinsel aktiviteleri gerçekleştirmeye eğilimlidirler. Bu görüş genel olarak zekâyı G teorisi olarak adlandırılmaktadır. Buna karşın, diğer psikologlar ise bir performans alanında başarılı olan bireylerin diğer bilişsel alanlardaki tüm performansı

gerçekleştirmeye eğilimi olmadığını ileri sürdüler. Başka ifadeyle bir performans alanında başarılı olan bireylerin tüm zihinsel aktiviteleri gerçekleştirmesinin garanti olmadığını savunmuşlardır. Bu noktada bu zihinsel performansları nasıl ölçeriz sorusu bilim adamları arasında sorgulanmaya ve tartışılmaya başlanmıştır (Thompson, 2004). Faktör analizi tartışılan sorulara cevap arayışı sırasında ortaya çıkmıştır.

İlk olarak Charles Spearman günümüzde faktör analizi olarak adlandırılan ve zekâ, ilgi, tutum, başarı gibi psikolojik özellikleri ölçen bir yöntem geliştirmiştir (Thompson, 2004). Spearman 36 erkek öğrencinin matematik, Fransızca, İngilizce ve müzik gibi çeşitli konulardaki test puanlarının ilişkisini incelemiştir. Spearman tarafından geliştirilen iki faktör teorisine göre G faktörü, farklı zihinsel testlerin ölçtüğü bir genel yetenek ve S faktörü ise her birinin ayrı birer özel yetenekten oluştuğunu söyler. Ayrıca ölçme hatalarının da özel yetenekle ilgili bölümde bulunduğunu varsayar (Baykul, 2010). Matematiksel olarak gösterecek olursak:

$$Z_j = a_j \cdot G + b_j \cdot S_j \quad (1.1)$$

Z_j bir cevaplayıcının j testine ait standart puandaki ağırlığını (matematik test skoru gibi); a_j , G genel yeteneğinin Z_j puanındaki ağırlığını; S_j ise G değişkeninden bağımsız bir değişkeni (özel yetenek) ve b_j ise S_j özel yeteneğinin Z_j puan dağılımındaki ağırlığını gösterir (Mulaik, 1972). Bu formüle göre Z_j puanı gözlemler yoluyla elde edilebilirken G ve S_j bağımsız değişkenlerin değerleri doğrudan elde edilememektedir. Sonuç olarak, denklemin çözümü mümkün değildir. (Baykul, 2010)

Spearman'ın iki faktör teorisi bilim adamları arasında çok tartışılmıştır. 1930'lu yıllarda Spearman'ın iki faktör teorisi psikolojik testleri bir bütün olarak tanımlamada yetersiz olmaya başlamıştır (Harman, 1967). Böylece grup faktörleri teorisi ortaya çıkmıştır. Bu teoriye göre bütün testlerde bir tek zihinsel faktör bulunmamaktadır. Bunun aksine bir grup testin bir alt grubundan ortak bir faktörün, başka alt gruplarında da başka ortak faktörlerin bulunduğunu, ayrıca her testin kendine özgü ölçtüğü bir de özel faktörün olduğunu esas alır (Baykul, 2010).

Bir başka görüş ise Burt ve Vernon ölçülmek istenen bir genel yeteneğe ek olarak sözel, sayısal, pratik, okuma, zihinsel, fiziksel, heceleme, çizme gibi daha az genel olan yeteneklerinde bulunduğunu söylemişlerdir. Bir başka ifadeyle ise beynin

hierarchy bir şekilde genelden özele doğru organize edildiğine dair bir model oluşturmuşlardır (Mulaik, 1972).

1930 'lu yıllarda Thurstone diğer bilim adamlarının aksine genel bir yetenek boyutu olduğunu ve beynin bunun organize ettiği fikrine karşı çoklu faktör analizi fikrini ortaya atmıştır. Thurstone'a göre temel grup faktörleri (ortak faktörler) vardır ama genel bir faktör yoktur. Zihinsel becerileri ölçme için hazırlanan testlerde temel grup faktörleri vardır ve buna birincil zihinsel yetenekler adını vermiştir. Ortak faktörlerin oluşturduğu yapı ise basit yapı (simple structure) olarak adlandırmıştır (Mulaik, 1972). Thurstone bu ortak faktörlerin birbirleriyle pozitif ilişkili olduğunu bulmuştur. 1950'li yılların sonuna doğru bilgisayarların kolayca fark edebileceği ve faktörlere ayırabileceği bir faktör analizi yöntemi geliştirilmiştir. Bu basit yapı çok kullanılan bir yöntem haline gelmiştir.

1960'lı yıllara gelindiğinde faktör analizinde artık hipotezler kurulmaya ve bunlar gerçek veriler kullanılarak test edilmeye başlanmıştır. Bock, Bargmann (1966) ve Jöreskob (1969b) veriye uygun bir hipotetik model oluşturmuşlardır. Bunun için değişkenlerin hipotetik yapısına uygun kovaryans matrisleri elde edilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmalarda ortak faktör analizi kullanımı artmaya başlamıştır (Akt. Mulaik, 1972).

1.6.2. Faktör Analizinin Türleri

Toplum bilimleri, davranış bilimleri, sosyal bilimler gibi alanlarda bilgi-tutum davranış, eğilim, öz yeterlilik gibi yapıların ölçülmesine yönelik ölçek çalışmaları yapılmaktadır. Bu ölçekler çeşitli yapısal kuramları ölçmeye çalışmaktadır. Faktör analizi de bu yapısal kuramları ölçmek için kullanılan önemli bir istatistiksel araç olarak günümüzde kullanılmaktadır.

Faktör analizi birbiriyle ilişkili çok sayıda değişkeni bir araya getirerek kavramsal olarak anlamlı daha az sayıda yeni değişkenleri (faktörler, boyutlar) bulmayı amaçlayan çok değişkenli bir istatistik yöntemidir (Büyüköztürk 2002; Büyüköztürk, Çokluk ve Şekercioğlu, 2012). Bir başka ifadeyle faktör analizi gözlenen ve aralarında korelasyon bulunan **X** veri matrisindeki p değişkenden (manifest variable) gözlenemeyen fakat değişkenlerin bir araya gelmesiyle ortaya çıkan, örtük faktörleri (latent variable/factor) ortaya çıkarmayı amaçlar. Belirlenen bu yeni örtük değişkenlere **faktör ya da boyut** adı verilir (Özdamar, 2013). Faktör

analizinin iki temel amacı vardır. Bunlar (i) değişken sayısını azaltmak ve (ii) değişkenler arasındaki ilişkilerden yararlanarak yeni yapılar ortaya çıkarmaktır (Özdamar, 2013).

Faktör analizinin literatürde birçok tanımı bulunmaktadır. Daniel (1988)'e göre faktör analizi değişkenlerin oluşturduğu bir grubun kovaryans yapısını incelemek ve bu değişkenler arasındaki ilişkileri faktör olarak adlandırılan daha az sayıdaki gözlenemeyen değişkenler yoluyla açıklamaktır. Benzer şekilde Reymont ve Joreskog (1993) faktör analizini genel olarak bir takım değişkenlerin arasındaki ilişkileri faktör adı verilen daha az sayıdaki yapıyla ortaya koymak ve bu yapıları adlandırmak amacıyla uygulanan temel bir istatistik olarak adlandırmaktadır (Akt. Stapleton, 1997).

Thompson (2004)'e göre faktör analizinin üç temel amaçla kullanılabilir.

- Faktör analizi puanların geçerliliğini ölçmek amacıyla kullanılır.
- Faktör analizi yapıların doğasıyla ilgili teori geliştirirken kullanılır.
- Faktör analizi daha sonraki analizlerde (varyans, regresyon gibi) kullanılan faktörler arasındaki ilişkileri özetlemek amacıyla kullanılır.

Psikolojik özellikler (tutum, zeka, inanç gibi) somut değildir, aksine soyut ve gizlidirler (latent). Dolayısıyla doğrudan gözlenemez ve bunlar “yapı” (construct) olarak adlandırılır (Crocker ve Algina, 1986; Nunnaly ve Bernstein, 1994). Psikolojik yapı bireylerde var olduğu kabul edilen özelliklerdir (Cronbach ve Meehl, 1955). Belirli bir yapıyı ölçme amacıyla bireylere test uygulandığında, bireylerin testteki başarıları o yapıya ait özellikleriyle ilişkilidir. Fakat bu psikolojik yapıların, bireylerin özelliklerinin yanı sıra diğer yapılarla olan ilişkisine de bakılmalıdır. Lord ve Novick (1968) psikolojik yapıyı tanımlarken bunu da dikkate almıştır. Bu araştırmacılara göre yapının işlevsel olarak tanımı yeterli değildir. Yapının tanımı diğer değişkenlerle olan ilişkisi incelenerek yapılmalıdır. Sonuç olarak yapının nasıl tanımlandığı çok önemlidir ve bu psikolojik yapıların neyi ölçtüğü, diğer yapılarla olan ilişkisi iyi bir şekilde tanımlanmalıdır. Sosyal bilimlerde bu yapıları ölçmek için gerekli ölçme araçlarını geliştirme ve farklı yapılarla arasındaki ilişkileri açıklama bakımından iki temel problem vardır (Nunnaly ve Bernstein, 1994). Bu iki temel problemi çözüme kavuşturmak için ölçme ve yapısal bileşenler

üzerinde durulmaktadır. Ölçme bileşeni yapıların ne ölçtüğünü gösterirken, yapısal bileşenler ise yapıların ne ölçtüğünü ifade eder.

Oluşturulan yapıların geçerli olması gerekmektedir. Bu nedenle yapı geçerliliği, kavramı üzerinde durulması gereken önemli bir konudur. Yapı geçerliliği, bir test “işlevsel olmayan” bazı özellik ya da niteliklerin yorumlanmasında bir ölçüt olarak kullanıldığında, tanımlanmamış bir özelliğin ölçülerek çıkarım yapılmasını sağlar. Yapı geçerliliği hiçbir kriterin ya da içerik evrenindeki ölçülecek niteliği tanımlamak için tamamen yeterli olarak kabul edilmediği durumlarda incelenmelidir (Cronbach ve Meehl, 1955).

Bir testin yapı geçerliliği “testin, ölçülmek istenen yapıyı gerçekten ölçülüyor mu ?” sorusunun cevabını arar. Bunun için testin ölçmeyi amaçladığı özelliği en iyi şekilde tanımlaması gerekmektedir. Yapı geçerliliğini oluşturmak için, ölçülmek istenen özellik ya da özellikler hakkında testten elde edilen puanlarla ilgili hipotez kurulması gerekir. Böylelikle yapı geçerliliği diğer tüm geçerlilik türlerini kapsar (Kline, 2005)

Yapı geçerliliği ve faktör analizi birçok araştırmacı tarafından birbirleriyle ilişkilendirilmiştir. Birçok araştırmacıya göre yapı geçerliliğini ölçmek için kullanılan en temel istatistiklerden biri de faktör analizidir (Cronbach 1984; Crocker ve Algina, 1986; Urbina, 2004; Pedhazur ve Pedhazur Schmelkin, 1991; Turgut, 1980; Aiken, 1985). Faktör analizi, açımlayıcı faktör analizi (exploratory factor analysis-EFA) ve doğrulayıcı faktör analizi (confirmatory factor analysis-CFA) olmak üzere ikiye ayrılır.

Açımlayıcı Faktör Analiz (AFA): Açımlayıcı faktör analizi bir grup değişken için bir faktör modeli ya da yapısı belirler (Bandalos,1996). İsminden de anlaşılacağı gibi, açımlayıcı faktör analizi, araştırmacılar tarafından daha fazla sayıdaki j değişkeninden daha az sayıdaki k gizil faktör üretmek için kullanılan açımlayıcı bir yöntemdir (Henson ve Roberts, 2006). Daha anlaşılır bir şekilde Özdamar (2013, s.X)’e göre açımlayıcı faktör analizi: “Birbirleriyle ilişkili p sayıda değişkenden oluşan veri setinin kovaryans ya da korelasyon matrisinden yararlanılarak eşit ya da daha az sayıda ($k \leq p$) ve birbirlerinden bağımsız yeni değişkenler (faktör) belirlemek üzere yararlanılan yöntem faktör analizidir”

Faktör analizinin temelde dört tane amacı yer almaktadır (Tabachnick ve Fidell, 2014)

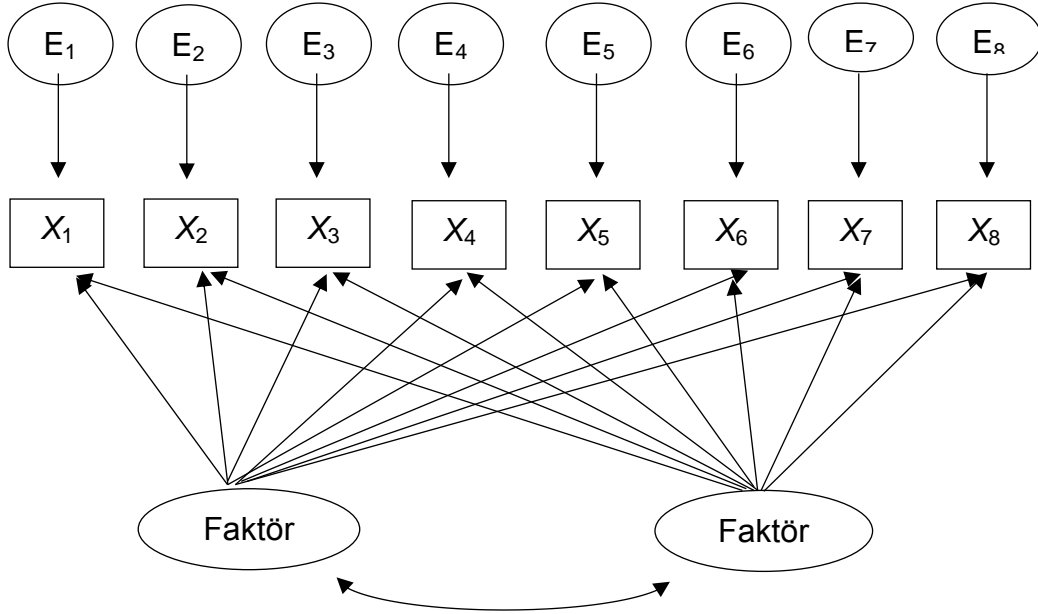
- Gözlenen değişkenler arasındaki korelasyon modelini özetlemek
- Çok sayıda gözlenen değişkeni, az sayıda faktöre indirgemek
- Gözlenen değişkenleri kullanarak, sürecin temeli için bir işevuruk tanım (regresyon eşitliği) yapmak
- Sürecin doğası hakkında kuramı test etmek

Her veri setine açımlayıcı faktör analizi uygulanamaz. Dolayısıyla, bir veri setine açımlayıcı faktör analizinin uygulanabilmesi için bazı koşulların sağlanması gereklidir (Özdamar, 2013; Büyüköztürk, 2002; Tatlıdil,1996).

1. Verilerin en az eşit aralıklı ölçekte ölçülmüş olması gerekmektedir.
2. Faktör analizinde uygulanacak veri matrisinin çok değişkenli normallik özelliğini göstermesine gerek yoktur. Ancak kullanılan faktör belirleme yöntemine göre bu değişiklik gösterebilir. Faktör belirleme yöntemlerinden maksimum olabilirlik yöntemi (maximum Likelihood) için dağılımın normal olması gerekmektedir (Fabrigar vd., 1999). Faktör belirlenmesinde kullanılacak diğer faktör belirleme yöntemleri için bu normallik koşulu aranmaz.
3. Çok değişkenli normallik varsayımı aynı zamanda değişkenler arasındaki ilişkinin de doğrusal olduğuna işaret eder.
4. Değişkenler arasında orta düzeyde ilişki olması gerekir. Faktör analizinin temel amaçlarından biri değişken sayısını indirmek ve ilişkili değişkenlerden daha az sayıda ve ilişkisiz yeni gizil faktör yapıları üretmektir. Bu nedenle değişkenler arasında 0.25-0.90 arasında bir ilişki olması beklenir.
5. Ortak faktörler birbirleriyle ve artık faktörler ilişkisizdir.

Açımlayıcı faktör analizinin modeli Şekil 1'deki gibidir. Bu model iki faktörlüdür ve bu faktörler gizil değişkenler olarak sembolize edilir. Gizil değişkenler arasındaki faktörleri birbirine bağlayan ok gizil değişkenler arasındaki varyansı ya da kovaryansı göstermektedir. X'ler ise her bir göstergesi sembolize etmektedir.

Faktörlerden göstergelere olan tek yönlü oklar ise o göstergenin o faktöre olan doğrudan etkilerini göstermektedir. Doğrudan etki açımlayıcı faktör analizindeki **faktör yük** değerini göstermektedir. Şekil 1.1. incelendiğinde E ile gösterilen her ölçüme olan ölçme hatalarıdır. Bu hatalar tesadüfi hatalardır ve hata kaynağı belli değildir. Bir başka ifadeyle faktörler tarafından açıklanamayan özgün varyanslardır (unique variance) (Brown, 2006; Kline 2005).



Şekil 1.1. : Açımlayıcı faktör analizi modeli (Brown, 2006,s. 44)

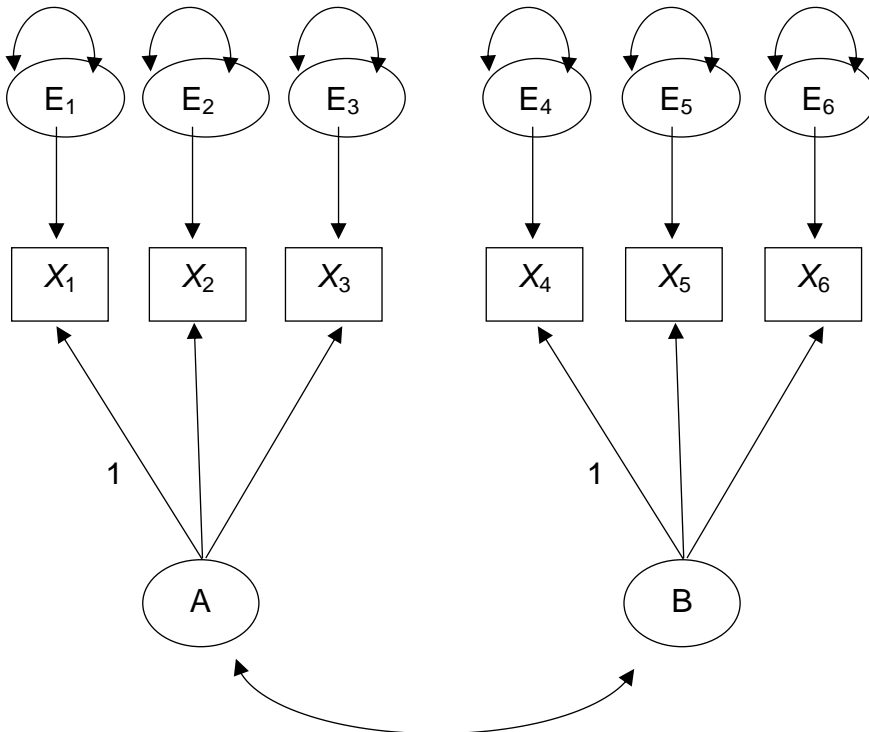
Sonuç olarak, açımlayıcı faktör analizi, verinin temelini oluşturan faktörün bir hipotez için yeterli olup olmadığına ve faktörlerin sayısını tespit etmede kullanılır. AFA çoğunlukla teorileri test etmekten daha ziyade teori üreten bir teknik olarak düşünülmektedir (Stevens, 2002). Bu yönüyle AFA üretilen bilgileri doğrulamaktan ziyade, hipotezleri test etmek için kullanılır (Stapleton, 1997).

Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA): Doğrulayıcı faktör analizi (DFA) teori üreten bir modelden daha çok teori test eden modeldir (Stevens, 2002; Henson ve Roberts, 2006). Doğrulayıcı faktör analizinde araştırmacı analizden önce bir hipotez kurar. Bu hipotez ya da model, hangi değişkenlerin hangi boyutlarla ve hangi boyutların birbirleriyle ilişkili olduğunu belirtir. Böylece model kuramsal ya da deneysel bir temele dayandırılmış olur (Stevens, 2002)

Doğrulayıcı faktör analizi, gizil değişkenler ile ilgili kuramların test edilmesinde ve daha üst seviyede kullanılan oldukça geniş bir tekniktir (Tabachnick ve Fidell,

2014). Açıklayıcı faktör analizinde belirlenen faktörler ile kuramsal olarak ortaya konulan faktörler arasında uyum olup olmadığı DFA ile araştırılır. Bir başka ifadeyle kuramsal olarak ortaya konan faktörleri belirlemede rol oynayan değişkenler ile açıklayıcı faktör analizi ile belirlenen faktörleri oluşturan orijinal değişkenler arasında uyumluluk bulunup bulunmadığı DFA ile test edilir (Özdamar, 2013). Bu bağlamda DFA, AFA ile elde edilen yapıların, yapı geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılır (Stapleton, 1997; Kline 2005).

Doğrulayıcı faktör analizinde süreç bir korelasyon ya da kovaryans matrisiyle başlamaktır. Araştırmacı, teoriye ya da kuramsal temele dayanarak, kurulan hipoteze ilişkin modeli test eder. Bu modeller, ortak faktörlerin her biri arasında daha önceden belirlenmiş olan ilişkinin derecesini, sadece değişkenler ve bir ya da daha fazla faktörlerin arasındaki ilişkinin derecesini ve belli faktörler arasındaki korelasyonun belirlenmesi gibi durumları gösterir. Farklı modeller faktör yükleri, faktör korelasyon katsayıları ve hataların varyansı ya da kovaryansı gibi belirli parametreler açısından “sabit” veya “serbest” olarak belirlenir. Bu parametreler araştırmacının kuramsal beklentisine göre kurulur (Stapleton, 1997).



Şekil 1.2.: Doğrulayıcı Faktör Analizi Modeli (Kline, 2011, s.112)

Şekil 1.2’de ki model iki faktör ve altı göstergeli standart bir doğrulayıcı faktör analizi modelidir. Modele göre A ve B gizil değişkenleri, göstergeler X ile ve ölçme hatası ise E ile gösterilmiştir. Bu model X_1 - X_3 göstergelerinin A faktörünü ölçtüğünü ve X_4 - X_6 arasındaki göstergelerinin B faktörünü ölçtüğünü ve faktörlerin birbirleriyle ortak varyansa sahip olduğu varsayımını göstermektedir. (Kline, 2005; 2011). Bir faktörden bir göstergeye giden ok işareti (ör: $A \rightarrow X_1$) gözlenen puanlar üzerindeki gizil değişkenin nedensel etkisini göstermektedir. Bir başka deyişle faktörlerin göstergeler tarafından ne kadar yansıtıldığını göstermektedir. Bu doğrudan etkilerin istatistiksel hesaplamaları faktör yükü olarak adlandırılmaktadır. Faktör yükleri genellikle standartlaştırılmış ya da standartlaştırılmamış regresyon katsayıları olarak yorumlanır. Faktörlerin neden olduğu varsayılan göstergeler “etki göstergeleri” olarak adlandırılır. Bu bağlamda standart bir DFA modelindeki göstergeler “içsel gösterge” (endogenous indicators) ve faktörler için kolayca değişen ve kendi arasında değişebilen “dışsal değişken” olarak adlandırılır (Kline, 2005; 2011).

Kline (2011)’e göre her ölçüm hatası E ile gösterilmiştir ve bunlar “özgün varyans” olarak adlandırılır. Bu hatalar faktörler tarafından açıklanamayan tüm varyans kaynakalarını göstermektedir. Bu ölçüm hataları ölçülemeyen dışsal değişkenlerdir.

Sonuç olarak DFA faktörler arasındaki ortak değişkenleri, göstergelerin ilişkili olduğu olduğu faktörlerdeki yüklerini ve her bir gösterge için ölçüm hatalarını hesaplar. Kline (2005)’e göre araştırmacının önceki ölçme modeli mantıklı bir şekilde doğrulanıyor ise araştırmacı şu iki çıkarımı yapabilir.

- Ortak bir faktörü ölçen göstergelerin tümü bu faktörler için yüksek faktör yüklerine sahiptir.
- Faktörler arasındaki korelasyon çok yüksek (örneğin, >0.85) değildir.

Birinci çıkarım yakınsal geçerliliği ve ikinci çıkarım ise ayırt edici geçerliliği gösterir. Ayırt edici geçerlilik göstergelerin farklı setleri tarafından hesaplanan faktörlerin ayırtıcılığını gösterir. Eğer bu iki faktör arasındaki ilişki 0.95 ise bu iki faktör için ayrı yapıları ölçtüğünü söylemek zor olur. Eğer DFA’nın sonuçları önceki kurulan hipotezi desteklemiyorsa ölçme modeli yeniden tanımlanmalı ve oluşturulmalıdır (Kline, 2005).

Özetle faktör analizi yapıları belirlemede ve bu yapıları değerlendirmede kullanılan önemli bir istatistiktir. Faktör analizinin uygulanabilmesi için literatür incelendiğinde en az beş temel metodolojik durum vardır (Fabrigar, MacCallum, Wegener ve Strahan, 1999).

1. Çalışma için ne tür veri grubuyla çalışılacaksa o belirlenmeli ve çalışma için uygun örneklem büyüklüğü seçilmelidir.
2. Araştırmanın amacına göre DFA ve AFA yöntemlerinden hangisi uygunsa o yöntem seçilmelidir. (Bu tezde AFA seçildiği için bu maddede AFA seçilerek diğer adımlar buna göre belirtilecektir.)
3. AFA'nın uygunluğu varsayılırsa veriye uygun bir faktör çıkartma (extraction) metod seçilmelidir.
4. Modelde kaç tane faktör (boyut) olduğuna karar verilmelidir.
5. Son olarak daha kolaylıkla yorumlanabilmesi için ilk faktör analizi sonuçlarının genellikle uygun bir döndürme (rotation) metodu kullanılarak döndürülmesi gerekmektedir.

Faktör analizi p değişkenli bir veri grubunda birbiri ile ilişkili değişkenleri bir araya getirerek, az sayıda yeni ve ilişkisiz değişken bulmayı hedefler. Yani, temel bileşenler analizi gibi bir boyut indirgeme yöntemi değildir (Tatlıdil, 1996). Faktör analizinde öncelikle korelasyon matrisi ya da kovaryans matrisi alınarak başlanır ve genellikle korelasyon matrisi tercih edilmektedir. Temel bileşenler analizi için bir korelasyon matrisi kullanılarak ayrı bir şekilde faktörün nasıl elde edildiği gösterilmeyecektir. Bunun nedeni hem temel bileşenler analizinde hem de faktör analizinde benzer istatistiksel yöntemler kullanılmasıdır. Analiz yapılırken indirgenmiş korelasyon matrisinin köşegenleri 1 olarak alınır, kullanması gereken yöntem temel bileşenler analizi iken indirgenmiş korelasyon matrisinin köşegeni olarak ortaklık (communality) değerleri alındığında ise analiz için ortak faktör analizi kullanılmalıdır (Harman, 1967).

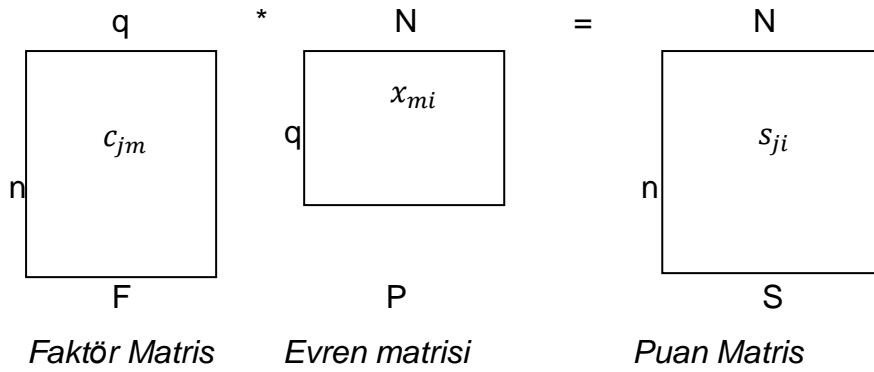
Bundan sonraki bölümde Thurstone (1958)'in çok faktör teorisi anlatılacaktır. Thurstone (1958) ortak faktör analizinin temelinde bir testin bazı özellikleri (yetenekleri) ölçtüğü ve bir testten alınan puanın da bu testin ölçtüğü varsayılan bu özelliklerin doğrusal bir birleşimi olduğu varsayılır. Bu varsayıma göre bir testten elde edilen test puanları bağımlı değişkendir. Bağımsız değişken ise testin ölçtüğü

varsayılan özelliklerden elde edilen puanlardır. Toplam test puanı ise, testi oluşturan bağımsız değişkenler yardımıyla ifade edilmektedir. Buna göre bir i cevaplayıcısının bir j testinden aldığı standart puan s_{ji} (bağımlı değişken),

$$s_{ji} = c_{j1}x_{1i} + c_{j2}x_{2i} + c_{j3}x_{3i} + \dots + c_{jq}x_{qi} \quad (1.2)$$

şeklinde ifade edilir. Bu aynı zamanda klasik faktör analizinin modelidir. Bu eşitlikte s_{ji} i bireyinin ($i= 1,2,3,\dots,N$) j testinden aldığı standart puan; $c_{j1}, c_{j2}, c_{j3}, \dots, c_{jq}$ j testiyle ölçülen özelliklerin standart puanlardaki ağırlıklarını; $x_{1i}, x_{2i}, x_{3i}, \dots, x_{qi}$ ise i bireyinin s_{ji} puanındaki, bu testle ölçülen özelliklere ait standart puanlarını gösterir. Eşitlik incelendiğinden c terimleri "i" alt indisini içermez buradan bu katsayılar testin tanımlayıcısıdır. Aynı şekilde x terimleri ise "j" alt indisini içermez ve bu yüzden x'ler ise bireylerin tanımlayıcısıdır.

Eğer N kişiden oluşan bir gruba n test uygulandığında (1.2) eşitliği cevaplayıcıların standart puanları, testlerle ölçülen özellikler ve cevaplayıcıların testerle ölçülen özelliklere ait standart puanları $n \times N$ matrisiyle elde edilir (şekil 1.3.).



Şekil 1.3.: Faktör analizi matris gösterimi (Thurstone, 1958)

Faktör matrisi n satır q sütunlu olup c_{jm} terimlerini içerir. Evren matrisi q satır ve N sütunlu olup x_{mi} terimlerini içerir. Faktör matrisi ile evren matrisinin çarpımı (1.2)'de gösterilen eşitliğin matris formu olan S matrisini, yani standart puan matrisini verir. Bu matrisler şu şekildedir:

$$F = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & \dots & c_{1q} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & \dots & c_{2q} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & \dots & c_{3q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{j1} & c_{j2} & c_{j3} & \dots & c_{jq} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & c_{n3} & \dots & c_{nq} \end{pmatrix} \quad S = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} & \dots & s_{1i} & \dots & s_{1N} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} & \dots & s_{2i} & \dots & s_{2N} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} & \dots & s_{3i} & \dots & s_{3N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{j1} & s_{j2} & s_{j3} & \dots & s_{ji} & \dots & s_{jN} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & s_{n3} & \dots & s_{ni} & \dots & s_{nN} \end{pmatrix}$$

$$P = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{1i} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots & x_{2i} & \dots & x_{2N} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \dots & x_{3i} & \dots & x_{3N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{q1} & x_{q2} & x_{q3} & \dots & x_{qi} & \dots & x_{qN} \end{pmatrix}$$

Buradan eşitlik (1.2) incelendiğinde matrisler arasında ilişki eşitlik (1.3)'teki gibi yazılır.

$$S = F.P \quad (1.3)$$

Aynı zamanda bu eşitlik toplam sembolü kullanılarak;

$$s_{ji} = \sum_{m=1}^q c_{jm} x_{mi} \quad (1.4)$$

ile gösterilir. Bu eşitlik faktör analizi teorisinin başlangıç noktası olarak kabul edilir. Ayrıca bütün x 'ler ve bütün c 'ler bilinmeyendir ve yalnızca bireyin her testteki bireysel puanları olan s_{ji} değerleri bilinmektedir. Faktör analizi de değerleri bilinen S matrisini, F ve P matrislerine ayrıştırma işidir.

1.6.3. Testin Faktörlerinin Elde Edilmesi

Faktör matrisi o satırdaki teste ait özellikleri bütün testlerdeki özelliklere göre gösteren bir katsayılar matrisidir. Yani o testteki ölçülen özelliğin bütün teste olan katkısını gösteren bir matristir. Bir testte bulunan bu özelliklere **faktör** adı verilir ve bu **faktörlerin birbirinden bağımsız** olduğu varsayılmaktadır. Yani F matrisindeki sütunların ifade ettiği vektörler **lineer bağımsız** olup birbirine diktir. Dolayısıyla F matrisinin her bir elmanı **faktör yükü ya da test katsayıları** olarak adlandırılabilir. Faktörlerin lineer bağımsız olmadığı yöntemler de geliştirilmiştir ancak bu araştırmada faktörlerin birbirinden lineer doğrusal bağımsız olduğu durum varsayılacaktır.

s_{ji} ve x_{mi} standart puan oldukları için, evren için toplamları 0'dır. Eşitlik (1.4) kullanılarak;

$$\sum_{i=1}^N s_{ji} = \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^q c_{jm} x_{mi} = 0 \quad (1.5)$$

ve

$$\sum_{i=1}^N x_{mi} = 0 \quad (1.6)$$

Aynı şekilde standart puan oldukları için aritmetik ortalamaları 0 olup standart sapmaları ise 1'e eşit olur.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_{ji}^2 = 1 \quad (1.7)$$

ve

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi}^2 = 1 \quad (1.8)$$

Standart puanın karesi alınırsa;

$$s_{ji}^2 = \sum_{m=1}^q c_{jm} x_{mi} \sum_{M=1}^q c_{jM} x_{Mi} + \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 x_{mi}^2 \quad (m \neq M) \quad (1.9)$$

m ve M ölçülen faktörleri gösteren bir alt indis olup $m \neq M$. Evren için standart puanların kareleri toplarsak ve bu toplamı N ' bölünürse;

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_{ji}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^q c_{jm} x_{mi} \sum_{M=1}^q c_{jM} x_{Mi} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 x_{mi}^2 = 1 \quad (1.10)$$

Matris özelliklerini kullanarak eşitlik (1.10) için;

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^q c_{jm} x_{mi} \sum_{M=1}^q c_{jM} x_{Mi} = \sum_{m=1}^q \sum_{M=1}^q c_{jm} c_{jM} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi} x_{Mi} \quad (1.11)$$

ve

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 x_{mi}^2 = \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi}^2 \quad (1.12)$$

şeklinde elde edilir. Eşitlik (1.10)'u eşitlik (1.11) ve (1.12) kullanarak tekrar toplamı alındığında;

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_{ji}^2 = \sum_{m=1}^q \sum_{M=1}^q c_{jm} c_{jM} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi} x_{Mi} + \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi}^2 = 1 \quad (1.13)$$

elde edilir. Fakat en başta da belirtildiği gibi her bir faktör vektörü arasındaki (m ve M) arasında ilişki yoktur. Çünkü bu faktörler birbirinden lineer bağımsızdır.

$$r_{mM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi} x_{Mi} = 0 \quad (1.14)$$

x' ler standart puan oldukları için standart sapmaları 1'dir.

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{mi}^2 = 1 \quad (1.15)$$

Sonuç olarak eşitlik (1.14) ve eşitlik (1.15) değerleri eşitlik (1.13)' e yerleştirildiğinde;

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_{ji}^2 = \sum_{m=1}^q \sum_{M=1}^q c_{jm} c_{jM} * 0 + \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 * 1 = 1 \quad (1.16)$$

ve

$$\sigma_j^2 = \sum_{m=1}^q c_{jm}^2 = 1 \quad (1.17)$$

Yani;

$$\sigma_j^2 = c_{j1}^2 + c_{j2}^2 + c_{j3}^2 + \dots + c_{jq}^2 = 1 \quad (1.18)$$

Eşitlik (1.18)'e göre bir testin faktör yüklerinin karelerinin toplamı faktörlerin birbirinden lineer bağımsız olduğu bütün durumlar için 1' e eşit olur. Fakat bu sadece birbiriyle ilişkisi olmayan özellikleri ölçen testler için geçerlidir.

1.6.4. Ortak ve Özgün Faktörler

F matrisindeki herhangi bir giriş hücresinin karesi olan a_{jm}^2 , b_{jj}^2 , e_{jj}^2 ölçülmek istenen faktörün testin toplam varyansındaki miktarını göstermektedir. Testlerdeki psikolojik yapılar, F matrisinde farklı çeşitte faktörler elde etmemize olanak sağlar.

Bu faktörlerin bir kısmı iki ya da daha çok testte yer alan **ortak faktörlerdir**. Sadece tek bir testte yer alanlar ise **özgün faktörler** olarak adlandırılır. Bu durum bir örnekle şu şekilde açıklanabilir. Bireye uygulanan bir grup testten yalnızca bir teste ait puanının yazma hızına bağlı olduğu varsayılırsa, hızlı yazma yeteneğini ölçen bu test özgün bir faktör olabilir. Ancak iki ya da daha fazla testte ölçülmek istenen özellikler kelime bilgisi, görselleştirme gibi boyutlar olursa bunlar ortak faktörler olur. Ortak ve özgün faktörlerin yanı sıra hata faktörleri de yer almaktadır. Her bir testin toplam varyansındaki seçkisiz hata, F matrisinde hata faktörleri ile gösterilir. Her bir testteki bu şans eseri olan hata diğer testlerdeki hatalardan ilişkisizdir. Dolayısıyla her bir test için ayrı ayrı hata faktörleri bulunmaktadır.

Açıklamalara dayanarak 6 alt testten oluşan bir testin her bir alt testine ait ortak, özel ve hata faktörleri Çizelge 1.1.'de ki gibi gösterilebilir.

Çizelge 1.1. Altı Teste Ait Ortak Faktör, Özgün Faktör ve Hata Faktörünün Çizelgesi

Testler	Ortak Faktörler			Özgün Faktör						Hata Faktörü					
	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9	F_{10}	F_{11}	F_{12}	F_{13}	F_{14}	F_{15}
1	a_{11}			b_{14}						e_{11}					
2	a_{21}					b_{26}					e_{12}				
3		a_{32}						b_{39}				e_{13}			
4			a_{43}				b_{47}						e_{14}		
5		a_{52}					b_{58}							e_{15}	
6			a_{63}					b_{610}							e_{16}

Çizelge 1.1.'de, a, b ve e var olan hücre girişleridir. Boş olan hücreler sıfırdır. İlk sütunda 3 tane ortak faktör yer almaktadır. Örnek olarak F_1 faktörü hem birinci ve hem de ikinci testte yer almaktadır ve bu yüzden bu faktör ortak faktördür. İkinci sütun incelendiğinde 6 tane özgün faktörün yer aldığı görülmektedir. Bu faktörlerin her biri yalnızca bir testte yer almaktadır. Ancak bu özgün faktörlerden iki ya da daha fazlası yine bir testte de yer alabilmektedir. Ayrıca her testin bir de hata vektörü bulunmaktadır ve bu vektör e_{ij} ile gösterilmektedir.

Buradan yola çıkarak birinci test için toplam varyans;

$$a_{11}^2 + b_{11}^2 + e_{11}^2 = 1 \quad (1.19)$$

ile elde edilir. Bu varsayıma göre bir testte bütün faktörler-ortak, özgün ve hata olmak üzere üç faktöre ayrılır. Sadece ortak faktörler birden fazla testte yer alırken diğer faktörler sadece bir test içindir.

Testin toplam varyansı iki kısma ayrılır. Birinci kısım diğer testlerle ortak olan kısım ve ikinci kısım ise sadece bir teste özgün olan kısımdır. Testin ortak olan kısımlarının toplamı;

$$\sum_{m=1}^r a_{jm}^2 = h_j^2 = j \text{ testinin ortaklığı (communalıty)} \quad (1.20)$$

a sadece ortak faktörlerin testlerdeki değerleri ve r'de ortak faktörlerin sayısını göstermektedir. h^2 ise testin ortak faktörlerinin açıkladığı toplam varyansı gösterir. Yani, testin ortaklık (communalıty) değerini verir. Testin ortaklığı **ortak faktör varyansı** demektir.

Özel faktörler ise bir grup test uygulandığında sadece bir testte yer alan yetenekleri ölçen faktörlerdir. Bu faktörlerin varyansı;

$$\sum_{m=1}^q b_{jm}^2 = j \text{ testinin eşsizliği (specifıty)} \quad (1.21)$$

b sadece bu özel yetenekleri gösterir. **Testin eşsizliği** bir grup test uygulandığında testin toplam varyansının yalnızca belirli bir testi ölçen yeteneklerin varyansını veren kısmı olarak ifade edilir.

Özel faktör ve hata faktörleri ise her bir test için farklıdır. Yani her testin kendine özgü özel ve hata faktörleri yer almaktadır. Her testin özgünlüğü (uniqueness) ;

$$\sum_{m=1}^t b_{jm}^2 + e_{jj}^2 = u_j^2 = j \text{ testinin özgünlüğü (unıqueness)} \quad (1.22)$$

Eşitlik (1.19), (1.20) ve (1.22) birlikte düşünüldüğünde;

$$h_j^2 + u_j^2 = 1 \quad (1.23)$$

ve

$$h_j^2 = 1 - u_j^2 \quad (1.24)$$

Ayrıca j testi ve j' paralel testi arasındaki korelasyon bu testin güvenilirliğini verir ve r_{jj} ile gösterilir. Güvenilirlik testlerin hata varyanslarından arınıklığı olarak tanımlanır ve bir j testine ait güvenilirlik;

$$r_{jj}^2 = 1 - e_j^2 \quad (1.25)$$

ile elde edilir.

Eşitlik (1.24) ve eşitlik (1.22) kullanılarak;

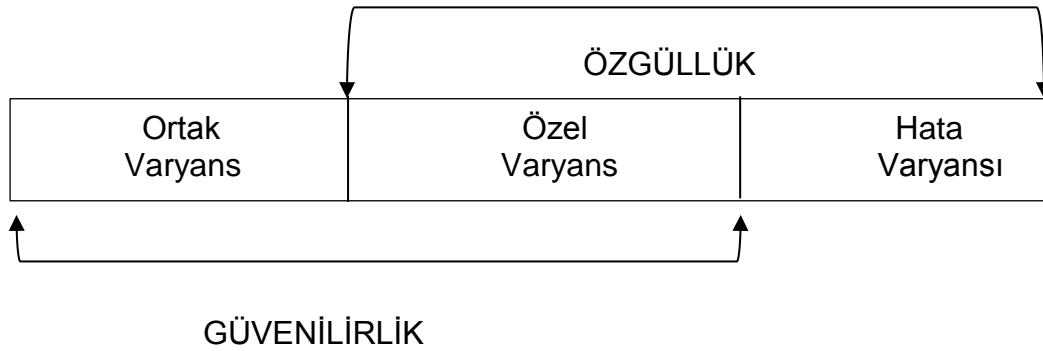
$$h_j^2 = 1 - b_j^2 - e_{jj}^2 \quad (1.26)$$

ve

$r_{jj}^2 = 1 - e_j^2$ olduğu için eşitlik (1.26)'da bu eşitliği yazarsak;

$$h_j^2 = r_{jj}^2 - b_j^2 \quad (1.27)$$

elde edilir. Bu da gösterir ki bir test için ortaklık (communality) değeri her zaman için testin güvenilirliğine eşit ya da daha küçüktür. Bir testin toplam varyansı şekil 3'de ki gibi özetlenebilir.



Şekil 1.4.: Testin Toplam Varyansı (Baykul, 2010, s. 445)

n sayıda testin ortak, hata ve özgün faktörlerinin şekil 1.4'e göre ve eşitlik (1.23)'e göre yazıldığını düşünelim. Bu durumda ortak ve özgün varyanstan oluşan bir matris elde edilir. Buna **tam¹ (complete) faktör matrisi** adı verilir. Bu matris her bir testin toplam birim varyansını gösterir. Ortak faktör matrisi n x r olan n test ve r ortak faktöründen oluşan bir matristir. Çizelge 2'de 6x3'lük bir tam faktör matrisi yer almaktadır. Çizelge 1.2.'de F₁, F₂ ve F₃ ile gösterilen ortak faktörler ve U₁, U₂, U₃, U₄, U₅, U₆ ile gösterilen özel ve hata faktörlerinin birleşimi olan özgün faktörlerdir.

¹ Baykul (2010) kitabında bu terimi "tamam faktör matrisi" olarak belirtmiştir. Fakat, bu çalışmada "tam faktör matrisi" olarak kullanılmıştır.

Çizelge 1.2.: Tam Faktör Matrisi (F₁)

	Ortak Faktörler			Özgün Faktör					
	F ₁	F ₂	F ₃	U ₁	U ₂	U ₃	U ₄	U ₅	U ₆
1	a ₁₁	a ₁₂	a ₁₃	u ₁					
2	a ₂₁	a ₂₂	a ₂₃		u ₂				
3	a ₃₁	a ₃₂	a ₃₃			u ₃			
4	a ₄₁	a ₄₂	a ₄₃				u ₄		
5	a ₅₁	a ₅₂	a ₅₃					u ₅	
6	a ₆₁	a ₆₂	a ₆₃						u ₆

Çizelge 2 incelendiğinde özgün faktör değerleri u ile gösterilmektedir. Eşitlik (1.22) kullanılarak her iki tarafın karekökü alınır;

$$\sqrt{b_{jm}^2 + e_{jj}^2} = u_j \quad (1.28)$$

elde edilir.

Her bir testin sadece ortak faktör varyansını gösteren faktör matrisine indirgenmiş (reduced) faktör matrisi adı verilir ve F ile gösterilir.

r tane ortak faktör ve n sayıda özgün faktör içeren n sayıda testin cevaplayıcılara uygulandığını düşünülürse, bu durumda cevaplayıcılardan elde edilen test puanlarından testler arasındaki korelasyonlar hesaplanabilir. Korelasyonlar matrisi R₁, faktör yükleri matrisi (tam faktör matrisi) F₁ ve bunun transpozu F₁' olmak üzere;

$$R_1 = F_1 \cdot F_1' \quad (1.29)$$

ile elde edilir. Bu eşitlik faktör analizinin temelini oluşturur. Bu eşitliğe göre tam faktör matrisiyle onun transpozunun çarpımı tam korelasyon matrisine eşittir.

	r					n				
	a ₁₁	a ₁₂	a ₁₃	...	a _{1r}	0	0	0	...	0
	a ₂₁	a ₂₂	a ₂₃	...	a _{2r}	0				
n	a ₃₁	a ₃₂	a ₃₃	...	a _{3r}	0				
				
	a _{n1}	a _{n2}	a _{n3}	...	a _{nr}	0	...			0

Faktör Matris F_r

	r					n				
	0	0	0	...	0	u ₁₁				
	...						u ₂₂			
n	...							u ₃₃		
		
	0	...			0					u _{nn}

Faktör matris F_u

Şekil 1.5. : Faktör Matrisleri (Thurstone, 1958, s. 78)

Tam faktör matrisi $n \times (r+n)$ şeklinde bir matris olup şekil 1.5.'de ki gibi iki matrisin toplamından elde edilir. F_r faktör matrisi $n \times (r+n)$ şeklinde matris olup özgül faktör yükleri 0'dır. Aynı şekilde F_u faktör matrisi $n \times (r+n)$ olup ortak faktör yük değerleri de 0'dır. Sonuç olarak;

$$F_r + F_u = F_1 \quad (1.30)$$

eşitliği elde edilir.

Eşitlik (1.29) ve (1.30) kullanılarak F_1 yerine $F_r + F_u$ yazılarak;

$$R_1 = (F_r + F_u)(F_r + F_u)' \quad (1.31)$$

ve

$$R_1 = (F_r + F_u)(F_r' + F_u') \quad (1.32)$$

Sonuç olarak;

$$R_1 = F_r F_r' + F_r F_u' + F_u F_r' + F_u F_u' \quad (1.33)$$

elde edilir. İlk olarak $F_r F_r'$ çarpımını ele alalım. Bu çarpımı daha kolay yapmak için $n=4$ ve $r=2$ olarak alınarak çarpım sonuçları şekil 5'te gösterilmiştir. Boş olan hücreler 0'dır.

Şimdi $F_r * F_u$ çarpımını ele alalım. Şekil 5 incelendiğinde bu çarpımın sonucu 0 matrisini verir. Aynı şekilde $F_u * F_r'$ çarpımı da 0 matrisini verir. Dolayısıyla bu çarpımlar sıfır olunur. Dolayısıyla Eşitlik (1.33)'te bu değerler yerine koyulduğunda;

$$R_1 = F_r F_r' + F_u F_u' \quad (1.34)$$

elde edilir. Bu çarpımları ayrı ayrı ele alalım.

$F_u F_u'$ çarpımı şekil 1.6.da gösterilmiştir. Elde edilen matris $n \times n$ şeklinde bir köşegen matrisidir. Bu köşegen matrisinin elemanları u_{jj}^2 ile gösterilir. Köşegen değerleri dışındaki bütün hücre değerleri 0'dır. Elde edilen bu matris R_1 korelasyon matrisindeki özgün faktörlerin katkısını göstermektedir.

$F_r F_r'$ sonucu neyi verir onu gösterelim.

$$R_{11} = a_{11} * a_{11} + a_{12} a_{12}; \quad R_{11} = a_{11}^2 + a_{12}^2 \text{ olur.} \quad (1.35)$$

Eşitlik (1.20)'ye göre $\sum_{m=1}^r a_{jm}^2 = h_j^2$ olduğu için;

$$R_{11} = h_1^2 \text{ olur} \quad (1.36)$$

Aynı şekilde R_{22}, R_{33} ve R_{44} değerleri ortaklık değerlerini verir. Yani faktör matrisiyle transpozunu çarpıldığında elde edilen matrisin köşegenleri ortaklık (communality) değerleridir. Köşegenler dışındaki değerlerin de bulunması gerekir. İlk olarak R_{12} değerini bulmak için F_r matrisinin ilk satırıyla F_r' matrisinin ikinci sütununu çarpılmalıdır. F_r matrisinin ilk satırında a_{11} ve a_{12} değerleri olup geriye kalan değerler 0'dır. Aynı şekilde F_r' matrisinde ikinci sütununda a_{21} ve a_{22} değerleri vardır ve aynı şekilde geriye kalan değerleri ise 0'dır. Dolayısıyla bu çarpımda;

$$R_{12} = a_{11} a_{21} + a_{12} a_{22} \quad (1.37)$$

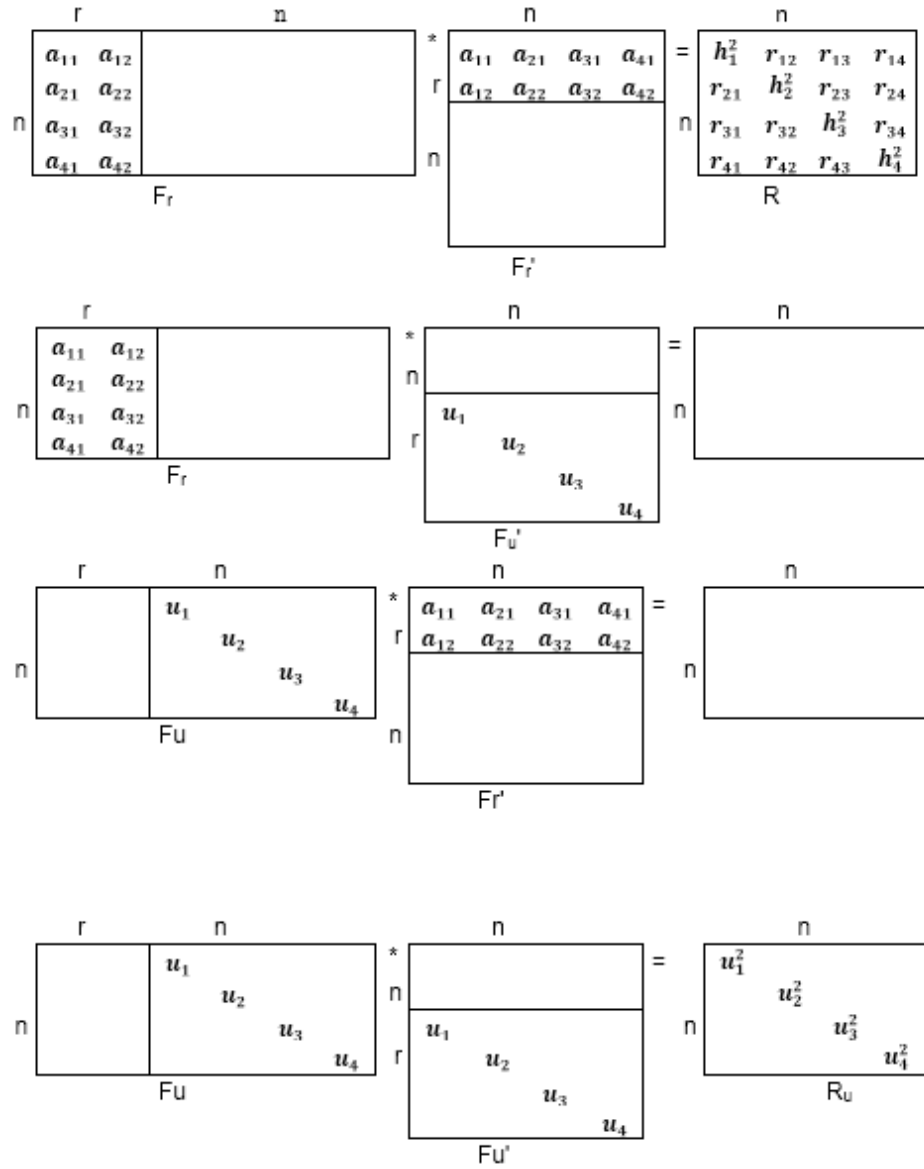
olur. Faktör analizinin temelini veren formüle göre faktör matrisiyle transpozunun çarpımı korelasyonel matrisi vermektedir. Dolayısıyla;

$$R_{12} = r_{11} = a_{11} a_{21} + a_{12} a_{22} \quad (1.38)$$

ve genel olarak bu matrisin elemanları

$$r_{jk} = a_{j1} a_{k1} + a_{j2} a_{k2} \quad (1.39)$$

ile bulunur. Yani, **j ve k gibi iki test arasındaki korelasyon bu iki testin ortak yüklerinin çarpımlarının toplamına eşit olur.**



Şekil 1.6.: Faktör Matrislerinin Çarpımının Gösterimi

$F_r F_r'$ çarpımı sonucunda bir korelasyon matrisi elde edilir ve R ile gösterilir. Bu korelasyon matrisinin köşegeni ortaklık (communality) değerlerinden oluşmaktadır. Elde edilen bu R matrisinde sadece ortak faktörlerin katkısı olup, özgün faktörlerin bir katkısı yoktur. Sonuç olarak önemli bir eşitlik olan

$$R = FF' \quad (1.40)$$

elde edilir. Bu şekil 1.6'da gösterilmiştir.

F indirgenmiş faktör yüklerinin olduğu matrisi F' ise bu matrisin transpozunu göstermektedir. R ise korelasyon matrisidir.

Sonuç olarak korelasyon matrisi R_1 , R ve R_u olan iki parçadan oluşmaktadır ve

$$R_1 = R + R_u \quad (1.41)$$

şeklinde yazılır. Burada R_u köşegen matrisidir. Bu toplam şekil 1.7'de gösterilmiştir.

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{array}{c} r \\ \boxed{\begin{array}{cc} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \\ a_{41} & a_{42} \end{array}} \\ F \end{array} & * & \begin{array}{c} n \\ \boxed{\begin{array}{cccc} a_{11} & a_{21} & a_{31} & a_{41} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} & a_{42} \end{array}} \\ F' \end{array} \\
 & = & \begin{array}{c} n \\ \boxed{\begin{array}{cccc} h_1^2 & r_{12} & r_{13} & r_{14} \\ r_{21} & h_2^2 & r_{23} & r_{24} \\ r_{31} & r_{32} & h_3^2 & r_{34} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & h_4^2 \end{array}} \\ R \end{array} \\
 \\
 \begin{array}{c} \boxed{\begin{array}{cccc} h_1^2 & r_{12} & r_{13} & r_{14} \\ r_{21} & h_2^2 & r_{23} & r_{24} \\ r_{31} & r_{32} & h_3^2 & r_{34} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & h_4^2 \end{array}} \\ R \end{array} + \begin{array}{c} \boxed{\begin{array}{cccc} u_1^2 & & & \\ & u_2^2 & & \\ & & u_3^2 & \\ & & & u_4^2 \end{array}} \\ R_u \end{array} = \begin{array}{c} \boxed{\begin{array}{cccc} 1 & r_{12} & r_{13} & r_{14} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & r_{24} \\ r_{31} & r_{32} & 1 & r_{34} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & 1 \end{array}} \\ R_1 \end{array}
 \end{array}$$

Şekil 1.7.: Korelasyon Matrisinin Gösterimi

Şekil 1.7. incelendiğinde elde edilen R matrisinde köşegenlerindeki değerler ortaklık değerleri olup R_1 matrisinde köşegenler 1'dir. Faktör matrislerine benzer şekilde R_1 matrisine tamam korelasyon matrisi adı verilirken R matrisine indirgenmiş (reduced) korelasyon matrisi adı verilir (Thurstone, 1958)

Eşitlik (1.40)'a göre indirgenmiş faktör matrisi ile onun transpozunun çarpımı indirgenmiş korelasyon matrisini verir. K cevaplayıcıdan oluşan bir gruba n test uygulandığında testler arasındaki korelasyonlar cevaplayıcıların bu testlerden elde ettikleri puanlarla hesaplanabilir. Fakat bu testlerin ortak faktörleri bilinmediğinden indirgenmiş faktör matrisi (F) ve bunun transpozu (F') belli değildir. Faktör analizi işte bu korelasyon matrisinden (1.40) eşitliğindeki F matrisinden elde edilmesi için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Sonuç olarak faktör analizinin amacı testler arasındaki korelasyon matrisi kullanılarak (1.40) eşitliğindeki F indirgenmiş faktör yükleri matrisi elde etmektir (Baykul, 2010).

1.7. Faktör Analizi ile İlgili Temel Kavramlar

Açımlayıcı faktör analizinde amaç faktör sayısını belirlemektir. Faktör sayısını belirlemek için çeşitli yöntemler vardır. Bu yöntemlerden önce açımlayıcı faktör

analizi için bazı temel kavramların tanımlanması gerekmektedir. Bu bölümde korelasyon matrisi, öz değer, yamaç birikinti grafiği, yük değeri, faktör çıkartma, döndürme gibi temel kavramlar yer almaktadır.

Thompson (2004)'e göre açımlayıcı faktör analizi bir dizi kararların doğrusal bir bütünü oluşturur. Bu kararların her bir basamağının kendine özgü seçenekleri bulunmaktadır. Genel olarak açımlayıcı faktör analizi şu soruların her birine cevap aramaktadır;

- Hangi matris türü analiz edilmelidir?
- Kaç tane boyut çıkarılır?
- Faktörleri çıkarmak için hangi faktör çıkartma yöntemi kullanılmalıdır?
- Faktörler için hangi döndürme yöntemleri kullanılmalıdır?

Bu bölümde açımlayıcı faktör analizindeki bu karar verme noktaları ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

1.7.1. Korelasyon ve Kovaryans Matrisi

Thompson (2004)'e göre faktör analizinde hangi matris türünün kullanılacağı önemli bir noktadır. Açımlayıcı faktör analizinde doğrudan orijinal veri matrisinden değil, bu orijinal veri matrisinden elde edilen kovaryans matrisi ya da korelasyon matrisi olmak üzere iki tür matris yer almaktadır.

Gözlenen değişkenlerden üretilen matrisler “gözlenen (observed) korelasyon matrisi” olarak adlandırılır. Faktörden üretilen korelasyon matrisine ise “yeniden üretilmiş (reproduced) korelasyon matrisi” denir. Bu iki korelasyon matrisleri arasındaki fark “artık (residual) korelasyon matrisini” verir. İyi bir analiz olması için artık korelasyon matrislerindeki ilişkinin az olması gerekir. Bu da gözlenen ve yeniden üretilmiş matrislerin arasında yakın bir uyum olduğunu göstermektedir (Tabachnick ve Fidell, 2014). Sosyal bilimlerde faktörleri elde etmek için kullanılan yöntem korelasyon matrisidir. Bu standartlaştırmanın nedeni eğitimde, psikolojide kullanılan testler genellikle rastgeledir. Yani, belirli bir ölçü birimi yoktur. Eğer ölçeklerin belli bir ölçeği varsa bileşenler analizi için kovaryans matrisi kullanılabilir (Morrison, 1967 p.222; Akt. Stevens, 2002). Kovaryans ve korelasyon matrisinden elde edilen bileşenler genellikle aynı değildir (Stevens, 2002).

1.7.2. Öz Değer

Öz değer (eigenvalues) “karakteristik kök” olarak adlandırılır ve λ ile gösterilir (Thompson, 2004). Öz değer her bir faktörü açıklayan varyansın tüm varyansa olan oranını gösterir ve faktör sayısını belirlemede kullanılır. Bir faktörün öz değeri, faktörle orijinal değişkenler arasındaki ilişki hakkında bilgi verir. Öz değer yükseldikçe faktörün açıkladığı varyans da yükselir (Tabachnick ve Fidell, 2014; Tatlıdil, 1992)

Thompson (2004)’e göre AFA için öz değerlerle ilgili olarak dört durum vardır.

- 1) Öz değerlerin sayısı analizde kullanılan değişken ölçümlerinin sayısına eşittir.
- 2) Öz değerlerin toplamı, değişken ölçümlerinin sayısına eşittir
- 3) Bir özdeğerin ölçüm değişkenlerinin sayısı tarafından bölümü yeniden üretilen bir faktörle analiz edilen ilişkiler matrisindeki bilgi oranını gösterir.
- 4) Çıkarılan (seçilen) faktörler için öz değerlerin toplamının ölçülen değişkenlerin sayısına bölümü, yeniden üretilen bir grup olarak faktörlerle analiz edilen matrislerdeki bilgi oranını gösterir.

1.7.3. Faktör Yüğü

Faktör yüğü, maddenin faktörlerle arasındaki ilişkisini açıklayan bir katsayıdır. Faktörleri açıklayan maddelere ait faktör yüklerinin yüksek olması beklenmektedir. Bir maddenin bir yapıyı ya da faktörü iyi ölçtüğünü söyleyebilmek için bu faktör yükünün değerinin 0.30 ya da bu değer üstünde bir değer olması gerekir. 0.30-0.60 faktör yüküne sahip olan bir madde için yapıyı orta derecede, 0.60’dan (pozitif ya da negatif) yüksek faktör yüküne sahip olan bir madde içinse yüksek derecede yapıyı ölçtüğü çıkarımı yapılabilir (Kline, 1994).

1.7.4. Bartlett Küresellik Testi ve Kaiser- Meyer Olkin Testi

Her veri grubuna açımlayıcı faktör analizi uygulanmaz. Bir veri grubuna faktör analizi uygulanabilmesi verinin faktör analizine uygunluğu ve örneklemin yeterli olması gerekmektedir. Açımlayıcı faktör analizi uygulanırken ilk olarak iki testin sonuçlarına bakılır. Bunlardan ilki Bartlett (1950) tarafından belirtilen “Bartlett Küresellik Testi”dir. Bu test bir anlamlılık testidir. Bartlett Küresellik testi korelasyon matrisinin birim matris olup olmadığını test eder. Birim matrisi köşegendeki

rakamlar 1 olup diğerk bütün rakamları 0 olan matristir. Yokluk hipotezine göre korelasyon matrisi birim matristir ve bu durumda korelasyon matrisi kullanılarak faktör çıkarılamaz (Thompson, 2004). Ki-kare katsayısı (X^2) aşağıda yer alan eşitlikle elde edilir.

$$X^2 = - \left[[N - 1] - \frac{(2k + 5)}{6} \right] \log_e |R|$$

N örneklem sayısını, k değişkenlerin sayısını, IRI korelasyon matrisinin determinantını gösterir. Büyük N için, istatistik ki-kare sonucunu verir ve buna göre örneklem korelasyon matrisi değişkenlerin birbirinden bağımsız olduğu çok değişkenli normal popülasyondan gelir. Yokluk hipotez reddetmek, veri grubunun faktör analizi için uygun olduğunu gösterir (Dziuban ve Shirkey, 1974). Yokluk hipotezini reddetmek için ki-kare değerinin anlamlılık (.05'den küçük olması) değerine bakılır. Eğer anlamlı sonuç elde edilirse o zaman korelasyon matrisi bir birim matris değildir ve korelasyon matrisinden faktör çıkarılabilir sonucuna varılır (Şencan, 2005)

Veri grubunun faktör analizine uygunluğunu gösteren bir diğerk test ise Kaiser (1970) tarafından bulunan Kaiser-Meyer-Olkin örneklem yeterliliği testi olup, kısaca KMO testi olarak belirtilen testtir. Bu test daha çok örneklemin yeterli olup olmadığı ile ilgili bilgi veren bir testtir. Örneklem yeterliliğinin ölçüm kriteri 0 ile 1 arasında değişir. KMO değeri değişkenlerin sayısı artırıldığında, faktör sayısı azaldığında, korelasyon düzeyi arttığında (diğerk değişkenler her bir durum için sabit olduğu varsayılacak) artar (Dziuban ve Shirkey, 1974). KMO index aralığı;

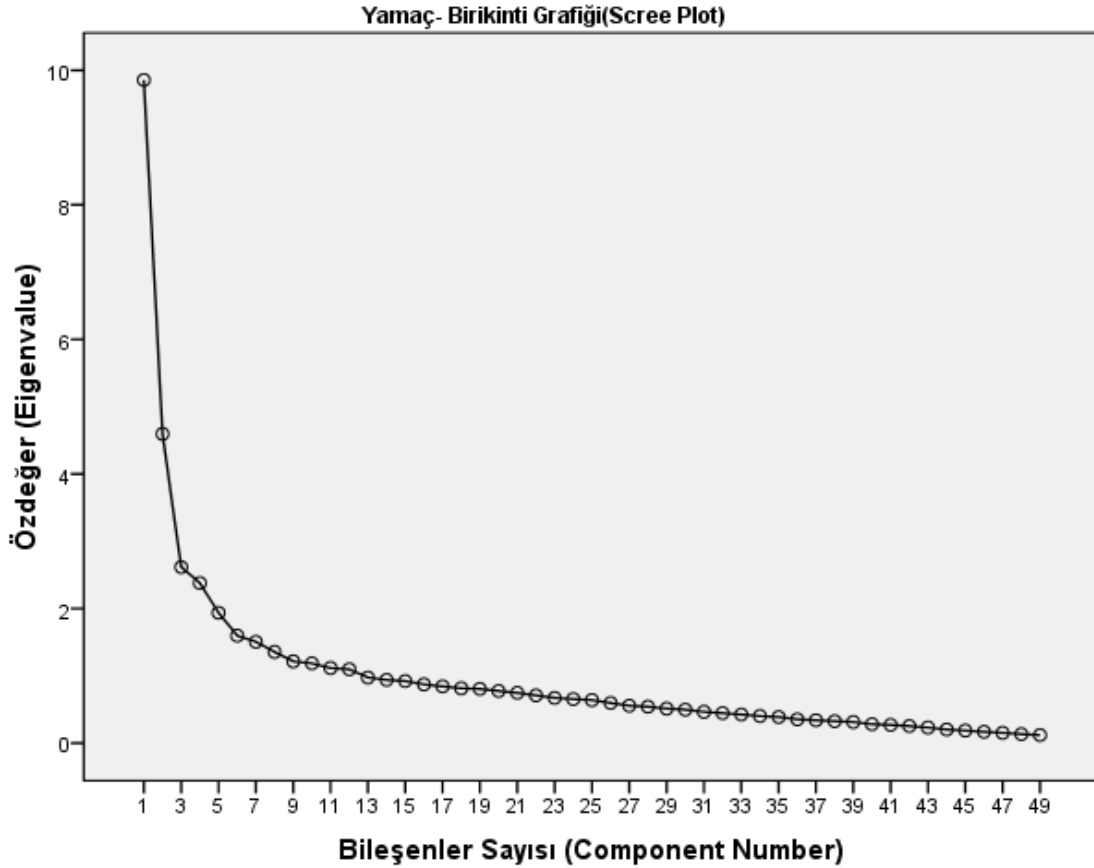
- a) 0.50'den küçük ise “ kabul edilemez”
- b) 0.50-0.60 ise “kötü”
- c) 0.60-0.70 ise “ zayıf –vasat”
- d) 0.70-0.80 ise “orta”
- e) 0.80-0.90 ise “iyi”
- f) 0.90 üzerinde ise “mükemmel” çıkarımı yapılır (Kaiser, 1974).

1.7.5. Faktör Belirleme Yöntemleri

Açımlayıcı faktör analizinde faktörlerin sayısını belirlemek için çeşitli yöntemler yer almaktadır.

Boyut belirlemede kullanılan ilk yöntem, Kaiser (1960) tarafından belirtilen öz değeri (eigenvalues) 1'den büyük olanların bir faktör belirttiğini söyleyen yöntemdir. Bu yöntem birçok istatistik programlarında yer alan ve karar-verme yöntemi olarak kullanılan en temel yöntemdir. Bu kural "K1" kuralı olarak da bilinmektedir (Fabrigar vd., 1999; Kline, 1994; Tabachnick ve Fidell, 2001; Thompson, 2004; Velicer ve Jackson, 1990). Bu yöntemde isminden de anlaşılacağı üzere öz-değeri (eigenvalues) 1'den büyük olan öz değer sayısı kadar faktör yer almaktadır. Ancak bu yöntemi kullanmak isteyen araştırmacılar için önemli bir nokta bulunmaktadır. Öz-değer diğer bütün istatistiklerde olduğu gibi bazı örneklem hataları içermektedir. Dolayısıyla AFA uygulandığında bu hatalardan kaynaklı öz değeri 0.999 veya 0.95 ya da 1.005 veya 1.00 çıkabilir. Dolayısıyla öz-değeri 0.999 çıkan bir faktör için önemsiz çıkarımı yapmak doğru olmayabilir. Yani bu kural tam olarak bu yakın değerler için ayırım yapmakta güçlülükler neden olmaktadır (Thompson, 2004). Ayrıca alan yazında K1 kuralı kullanılarak elde edilen faktör sayısının olduğundan fazla olduğuna dair araştırmalar bulunmaktadır (Browne, 1968; Cattell ve Jaspers, 1967; Horn, 1965; Lee ve Comrey, 1979; Linn 1968; Akt. Zwick ve Velicer, 1986). Kaiser'in (1960) belirttiği üzere K1 kuralı ile elde edilen faktör sayısı, korelasyon matrisinde yer alan değişkenlerin sayısının 1/3 ve 1/5 veya 1/6 arasındadır (Akt. Zwick ve Velicer, 1986). Ayrıca faktör çıkarma işleminde edilen faktörler için aranan bir diğer özellik bu faktörlerin güvenilir olmasıdır. Ancak temel bileşenler analizi için 1'e göre bir karşılaştırma yapmak faktörlerin hangisinin güvenilir olduğunu da tam olarak göstermez (Cliff, 1988). Sonuç olarak araştırmacılar K1 kuralını kullanarak faktör sayısı belirleme yöntemini kullanırlarken dikkatli olmalıdırlar.

Faktör sayısını belirlemek için kullanılan ikinci bir yöntem ise yamaç-birikinti grafiğidir (scree-test).Cattell (1966) tarafından açıklanan bu yöntem öz değer grafiğini temel alır. Grafikte dikey eksen (Y eksen) öz değerleri yatay (X eksen) eksen ise bileşenleri gösterir (bkz şekil 1.8.)



Şekil 1.8. : Yamaç-Birikinti Grafiği Örneği (Scree-Plot)

Bu yöntemde korelasyon matrisindeki öz değerler hesaplanır ve artandan azalan değere doğru çizilir (Fabrigar vd., 1999) Her yamaç grafiğinin bir kesme noktası (break point) vardır bu noktadan sonra grafikte düşme yavaşlar ve artık grafik düzleşmeye başlar. İşte bu noktaya kadar olan noktaların her biri bir faktör belirtir (kesme noktası dahil değildir). Yine bu yöntem için çeşitli eleştiriler getirilmiştir. En önemli eleştirilerden biri bu bir görsel yaklaşımdır ve farklı araştırmacılar aynı grafiğe farklı yorumlarda bulunabilirler (Thompson, 2004). Bu farklı çıkarımların nedeni bu kesme puanının literatürde açık bir tanımının olmamasından kaynaklanmaktadır (Fabrigar vd., 1999). Yamaç birikinti grafiği için üç karmaşıklık durumu söz konusu olabilir: a) kesme noktası olmayan bir çizgi grafiği, b) birden çok kesme noktası olan bir çizgi ve c) görünürde bir tane uygun çizginden daha fazla çizgi küçük öz değerler boyunca çizilebilir (Zwick ve Velicer, 1986). Bu gibi durumlar araştırmacının karar vermesini güçleştirir. Zwick ve Velicer (1986) yamaç-birikinti grafiğine bakılarak faktör sayısına karar vermenin büyük örneklem

ve iyi bir faktör yapısına sahip veri grubuna uygulandığında en doğru yöntem olduğunu bulmuşlardır.

Faktör analizinde boyut belirlemede kullanılan bir diğer yöntem ise paralel analizdir (Horn, 1965; Humphreys ve Ilgen, 1969; Humphreys ve Montanelli, 1975; Montanelli ve Humphreys, 1976; Akt. Fabrigar vd., 1999). Horn (1965) tarafından adlandırılan bu yöntem kaç tane faktörün çıkarılmasına yönelik karar vermede en iyi yöntem olarak görülmektedir. Paralel analiz evren için geçerli olan K1 kuralının örneklem için uyarlamasıdır. Horn (1965)'e göre evren düzeyinde, ilişkisiz değişkenlerin oluşturduğu korelasyon matrisindeki öz değerler hepsi 1'e eşittir. Bu evrendeki matrislere göre örneklem üretildiğinde başlangıçtaki öz değerler 1'den fazla iken son öz değerler 1'den düşüktür. İlişkisiz değişkenlerden oluşan korelasyon matrisinin öz değerleri, seçkisiz (rastgele) matrisin öz değerlerinden büyük olduğu nokta çıkarılan faktör sayısını verir (Akt. Zwick ve Velicer, 1986).

Bu yöntem ölçülen değişkenlerin gerçek puanlarını alır ve ham veri gibi tamamen aynı sırada olan seçkisiz bir örneklem puan matrisi oluşturur. Bu yöntemin odak noktası ölçülen değişkenleri etkileyen örneklem hatasını göz önünde bulunduran öz değerler oluşturmaktır. Eğer puanlar seçkisiz olarak sıralanmışsa, ilgili korelasyon matrisi yaklaşık olarak bir birim matrisi olacaktır ve bu matrisin öz değerleri örneklem hatasının fonksiyonu olarak 1 civarında değişecektir. Örneklemin büyük olduğu ve değişkenlerin sayısının az olduğu durumlarda bu değişme daha az olma eğilimindedir (Thompson, 2004).

Paralel analiz yöntemi örneklem veri grubundan elde edilen öz değerler ile seçkisiz olarak seçilen veri grubundan elde edilen öz değerleri karşılaştırmak için kullanılır. Bir örneklemden ölçülen bir grup değişkenlerin m tane ortak faktöre bağlı olsun. Paralel analize indirgenmiş korelasyon matrisinin m en büyük öz değerleri, tekrarlanan birbiriyle eşdeğer veri setinden elde edilen m en büyük beklenen öz değerlerden daha büyüktür fikrine dayanır (aynı örneklem büyüklüğü ve değişkenlerin sayısı aynı olmak koşuluyla). Seçkisiz veriden beklenen öz değerler daha sonra gerçekte veri tarafından üretilen öz değerlerle karşılaştırılır ve gerçek öz değerlerin seçkisiz veri grubundan tahmin edilen öz değerden daha büyük olduğu ve aynı sayıda ortak faktörleri olan bir model belirlenir (Fabrigar vd., 1999).

1.7.6.Faktör Çıkartma Yöntemleri

Bütün faktör çıkartma yöntemlerinde amaç yeniden **R (korelasyon matrisi)** üretmek birbirine dik olan bir grup bileşenleri ya da faktörleri hesaplamaktır. Faktör çıkartma tekniklerinde farklı ölçütler kullanılmaktadır. Bu ölçütler, varyansı maksimize etmek ya da artık (residual) korelasyonlarını en küçük yapmaktır. Örneklemin büyük olduğu, çok sayıda değişkenin olduğu ve benzer ortaklık (communities) değeri içeren veri için farklı faktör çıkarım tekniklerinden elde edilen sonuçlar arasındaki farklar küçüktür (Tabachnick ve Fidell, 2014). Bu bölümde faktör çıkartma teknikleri detaylı olarak ele alınmaktadır.

a. Temel Bileşenler Analizi (TBA)

Bu analiz, ölçüm araçlarında gözlem değişkenlerini farklılaştıran “temel boyutları” ortaya çıkarır. Bileşenler, boyutların veya kavramsal yapının parçalarıdır. Bu analiz değişkenleri “temsil etme”, “özetleme” ve “toplama” terimleriyle açıklanabilir. Analiz her bir değişkeni gruplandırarak her grubu açıklayan farklı faktörleri ortaya çıkarmaktadır. Bu nedenle araştırmacı, temel bileşenler analizini kullanarak elde edeceği bulguları yorumlarken değişkenleri, *farklılaştıran veya gruplayan* faktörler olarak belirtmelidir. Bu analiz değişkenleri grupladığında değişkenler arasındaki “ortak faktörü” temsil etmez. Çünkü bu analizde, ortak faktör analizinde yer alan “ortak varyans”, “hata varyansı” ve “özgün varyans” birbirinden ayrı ayrı olarak değil birlikte hesaplanmaktadır. Temel bileşenler analizinde ortaya çıkan bileşenler arasında yüksek derecede ilişki olması beklenmez, yani bu bileşenler birbirinden bağımsızdır (Şencan, 2005).

TBA'nın amacı her bir bileşen için maksimum varyansı çıkarmaktır. Birinci temel bileşen, bileşen puanlarının varyanslarını maksimize ederek konuları birbirinden maksimum ayıran gözlenen değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonudur. İkinci temel bileşen ise artık korelasyonlardan oluşur. Artık korelasyon birinci bileşen ile ilişkisiz maksimum değişkenlik çıkaran gözlenen değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonudur. Daha sonraki değişkenler ise ayrıca artık korelasyonlardan maksimum değişkenlik çıkarır ve diğer bütün çıkarılanlar bileşenlere diktir. TBA en çok varyansı çıkaran ilk bileşenden son bileşene doğru bir sıralama yapar. Çözümü matematiksel olarak tektir ve bütün bileşenler korunduğunda, gözlenen korelasyon matrisini tamamen yeniden üretir. Temel bileşenler analizi çok sayıda

değişkeni daha az sayıda bileşenlere indirgeme işlemidir. Ayrıca temel bileşenler analizi faktör analizi için ilk basamaktır (Tabachnick ve Fidell, 2014).

Kline (1994)'e göre temel bileşenler analizi, korelasyon matrisini hesaplayabilmektir ve bu da matrisin karakteristik eşitliğini bulmakla olur. Bu eşitlikte iki önemli nokta vardır. Bunlar;

- 1) Matrisin karakteristik vektörü: Ayrıca örtük vektör ya da öz değer vektörü olarak adlandırılır. Bu vektör matristeki sayıların satır veya sütunlarından oluşur. Karakteristik vektörün sembolü V_a ile gösterilir.
- 2) Karakteristik kök, örtük kökler ya da öz değer: Her bir faktör için faktör yüklerinin karelerinin toplamı her bir faktör tarafından açıklanan varyansının oranını yansıtır. Bu toplam varyansın miktarı karakteristik kök veya öz değer olarak adlandırılır. I_a ile gösterilir.

Sonuç olarak bu iki değer hesaplanarak temel bileşenler analizi uygulanabilir. Fakat bu analiz SPSS'te yer aldığı için detaylı bir şekilde nasıl hesaplandığını belirtmeye gerek görülmemiştir.

Temel bileşenler analizi ölçülen değişkenlerin mükemmel güvenilirliğe sahip olduğunu varsayar. Tabi ki uygulamada puanlar asla mükemmel güvenilirlikte olmayacaktır. Dolayısıyla analiz evrenden daha çok örnekleme temsil eder veya varyansı yeniden üretir. Eğer örneklem evreni temsil etme derecesi yüksekse, örneklem faktörleri de evren faktörleriyle eşleşme eğilimi gösterir (Thompson, 2004)

Faktör çıkartma tekniklerinden hiçbiri döndürme ya da rotasyon işlemi olmadan yorumlanabilir sonuçlar vermez (Büyüköztürk, 2002; Fabrigar vd., 1999; Gorsuch, 2008; Kline, 1994; Tabachnick ve Fidell, 2014; Thompson, 2004; Stevens, 2002; Şencan, 2005). Yani, bu teknikler uygulanırken döndürme işlemi de uygulanmalıdır. Bu döndürme yöntemlerinden en çok tercih edilen **varimaksdır**. Temel bileşenler analizinde de kullanılan yöntem varimaksdır. Çünkü bu analizde amaç en yüksek varyansı çıkarmaktır ve varimaks yöntemi varyansı en yüksek yapan döndürme yöntemidir. Kısaca belirtmek gerekirse bu döndürme yöntemine varyans maksimizasyonu da denilebilir. Faktörün varyansı arttıkça değişkenlerin bileşenleri gösterme uygunluğu da artar (Şencan, 2005).

b. Temel Eksenler Yöntemi (TEA)

Literatür incelendiğinde temel eksenler analizinin aynı zamanda ortak faktör analizi, temel faktör analizi veya sadece faktör analizi olarak da adlandırıldığı ve hepsinin aynı analiz türünü tanımladığı görülmektedir. Temel faktör analizi yöntemi faktör analizinde en çok tercih edilen yöntemdir (Harman, 1967). Bu yöntem korelasyon matrisinin köşegeninden ortak varyansın (communality) hesaplanmasıyla elde edilir. Bu hesaplamalar tekrarlı yöntemlerle (iterative) elde edilir ve bu iterasyonda başlangıç noktası olarak her bir değişkenin diğer değişkenler ile olan çoklu korelasyonun karesi (ÇKK) kullanılır. Bu analizin amacı birbirini izleyen her bir faktör ile veri grubundan birbirine dik açılı maksimum varyansı ortaya çıkarmaktır (Tabachnick ve Fidell, 2014)

Bu faktör çıkarma yöntemi, ortak faktör üzerinde durmaktadır. Ortak faktörler genel olarak bir gruptaki ölçülen birden fazla değişkeni etkileyen ve bu ölçülen değişkenler üzerindeki ilişkiyi açıkladığı sanılan gizil değişkenler olarak tanımlanır (Fabrigar vd., 1999). Bu faktörler için iki temel öge vardır. Bunlar ortak faktörler ya da ortak olmayan faktörlerdir. Ortak olmayan faktörler ise özel (specific) faktör ve hata faktöründen meydana gelir (Thurstone, 1958). Temel eksenler yönteminin önemli bir avantajı vardır. Bu analizde ortak faktör varyansı, özgün ve hata varyansı çıkartılarak analiz edilir ve bu teknik başta açıklanan faktör analizi temeline uyar. Amaç maksimum varyansı çıkartmak olduğu için bazı durumlarda temel eksenler yöntemi korelasyon matrisi üretmede diğer faktör çıkartma yöntemleri kadar iyi değildir (Tabachnik ve Fidell, 2014).

Temel eksenler faktör analizi yöntemi korelasyon matrisindeki köşegenlerdeki 1'leri ortak varyans (communality) değeriyle yer değiştirir ve bu değeri kullanır (Tabachnik ve Fidell, 2014; Thompson, 2004). Bu analiz temel bileşenler analizi ile başlar. Daha sonra bu analizdeki ortak varyans değerleri 1'lerin yerini alır. Köşegen haricindeki diğer değerler bu analizde değişmez. Son olarak yeni grup faktörler ve onlardan uygun ortak varyans değerleri hesaplanır. Bu süreç ard arda ortak varyans değerinin hesaplaması sabit olmasına kadar devam eder. Buna **iterasyon** adı verilir (Thompson, 2004)

Araştırmacılara göre temel bileşenler analizi ile faktör analizi arasında farklılıklar vardır ve faktör analizi bir faktör çıkarma yöntemi değildir (Büyüköztürk, 2002; Harman, 1967; Kline, 1994; Mulaik 1972; Fabrigar vd.,, 1999; Tabachnick ve

Fidell, 2014; Velicer ve Jackson, 1990a, 1990b; Gorsuch 1990). Faktör analizi **ortak faktör** üretirken, temel bileşenler analizi **bileşenleri** üretir (Tabachnick ve Fidell, 2014). Bir başka deyişle temel bileşenler analizinde gizli yapıları ortaya çıkarmak amaçlanmamaktadır. Bu analiz, ortak ve özgün bir etki oluşturan değişkenleri bir araya getirerek bileşik bir ölçüm meydana getirir. Bileşenler, teknik olarak faktörler değildir ve ortak faktör analizinde ise gizil yapıların ortaya çıkarılması düşüncesi esastır (Şencan, 2005). İkinci bir fark ise bileşenler gerçek faktörlerdir, çünkü bileşenler korelasyon matrisinden direkt olarak çıkarılır. Ortak faktörler ise hipotetiktir, çünkü bunlar gerçek veriden hesaplanır (Kline, 1994). Son olarak bileşenler analizinde korelasyon matrisinde köşegen birimdir ve 1'dir Ancak faktör analizinde korelasyon matrisinde köşegen 1'den küçüktür. Bunun nedeni faktör analizi ortak varyansı analiz eder ve bu değer 0 ile 1 arasındadır. Aynı zamanda bileşenler analizinde köşegende "1" olduğu için ortak varyans ve özgün varyans ayırımı sağlanamaz. Fakat bu ayırım ortak faktör analizinde sağlanabilir. Bunun nedeni faktörleri belirleyen değişkenlerdir ve bu değişkenler özgün ve ortak varyansdan oluşur (Kline, 1994, Thompson, 2004). Sonuç olarak temel bileşenler analizinin amacı bileşenlerin birbirine dik olduğu bir grup veri için maksimum varyansı çıkarmaktır. Faktör analizinin amacı ise faktörlerin birbirine dik olduğu yeni bir korelasyon matrisi üretmek ve gizli yapıyı ortaya çıkarmaktır (Tabachnick ve Fidell, 2014).

c. Maksimum Olabilirlik Yöntemi (MO)

Maksimum olabilirlik yöntemi ilk olarak Lawley tarafından 1940'larda geliştirilmiştir (Lawley ve Maxwell, 1963; Akt. Tabachnick ve Fidell, 2014). Bu yöntemde dolayısıyla evren parametrelerini örneklem istatistiklerinden tahmin etme ana unsurdur (Gorsuch, 2008; Kline, 1994, Tabachnick ve Fidell, 2014; Thompson, 2004). Bu kestirimi tahmin etmek için örneklem korelasyon matrisinin olasılığını en yüksek yapan faktör yüklerini kullanır (Tabachnick ve Fidell, 2014).

Bu yöntemin önemli iki avantajı vardır. İlk avantajı modelin uyumluluk indeksinin hesaplanmasına olanak sağlar. İkinci avantajı ise diğer faktör çıkartma metotlarından farklı olarak faktörler için manidarlık testi sağlar bu sayede araştırmacı kurduğu hipotezle başta kaç tane faktör belirlediyse bu testle hipotezini test edebilir (Cudeck ve O'Dell, 1994). Ayrıca bir diğer önemli avantajı ise çoklu normallik sağlayan veri grubu için en iyi yöntem, maksimum olasılık yöntemidir

(Fabrigar vd., 1999). Örneklem verileri eğer çok değişkenli normal dağılım özelliğine sahipse maksimum olasılık yöntemi gözlem verilerine bağlı korelasyon katsayılarının maksimum değere çıkmasını sağlar ve bu yüzden en iyi sonucu bu yöntem verir. Bu özelliğinden dolayı bu yöntemin kullanılabilmesi için çoklu normallik şartı gerektiği için değişkenlerin çarpıklık değeri >2 ve basıklık değeri >7 olmalıdır (Şencan, 2005).

Maksimum olabilirlik yöntemini kullanılması için evren parametrelerinin iki özelliğe sahip olması gerekmektedir. İlk olarak bu yöntem evrene yakınsamada en yüksek olasılığa sahiptir. Çünkü örneklemin büyüklüğü gitgide evrene yaklaşır. İkinci olarak ise kestirilen parametreler örneklem boyunca en küçük varyanslı en tutarlı parametrelerdir. Fakat bu yöntem yanlı sonuçlar elde edilmesine neden olabilir (Gorsuch, 2008).

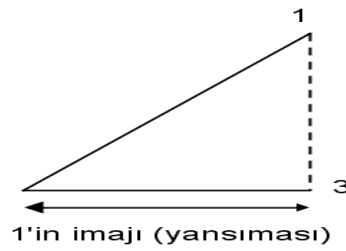
Bu yöntem temel bileşenler analizi veya temel eksenler analizi yapıldıktan sonra ve belli bir faktör sayısı ortaya çıktıktan sonra yapılır. Bu yönüyle değişkenleri daha iyi açıklayan bir model geliştirilip geliştirilemeyeceği incelenir. Bu yönüyle bir teyit edici faktör analizi olarak da nitelendirilebilir (Şencan, 2005)

Kline (1994)'e göre bu yöntemi diğer yöntemlerden ayıran bir takım özellikleri vardır. Bunlar;

1. Temel bileşenler analizi gözlenen ya da örneklem matrisindeki mümkün olan en çok varyansı açıklar. Bu yönüyle temel bileşenler analiziyle arasında keskin bir ayırım söz konusudur. Çünkü maksimum olabilirlik yönteminde örneklemden evrene doğru bir çıkarım söz konusudur. Dolayısıyla, büyük ve birbirine benzer örneklem bu yöntem için gereklidir.
2. Bu yöntem hem açıklayıcı faktör analizinde hem de doğrulayıcı faktör analizinde yer alır. Açıklayıcı faktör analizinde diğer yöntemlerden ayrı olarak maddeleri bir araya getirerek yoğunlaştırır ve faktörleri meydana getirir. Fakat testin güvenilirliği ve ortak varyans yüksek olduğunda maksimum olabilirlik yöntemi ve temel bileşenler analizi arasındaki fark önemsizdir.
3. Bu yöntemin en büyük avantajı en başta da belirtildiği gibi bu yöntemin aslında faktörlerin test edilmesi için bir istatistiksel test sunmasıdır.

d. İmaj Faktör Çıkartma Yöntemi (İF)

Ortak faktör analizi modelinde bir belirsizlik söz konusudur. Ortak faktör analizi değişkenlerin özgün ve ortak parçalarını tam olarak açıklamada yeterli değildir. Ortak faktör analizi bu parçaların birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu söyler ama bu model, bir araştırmacının bu parçaları herhangi bir veri grubu için nasıl belirleyeceğini göstermez. Dolayısıyla burada özgün ve ortak varyansın belirgin olarak açıklanması gerekmektedir. Ortak faktör analizi ile ilgili bu belirsizliğin nedeniyle Gutman alternatif bir yöntem olan *imaj yöntemini “image analysis”* önermiştir (Mulaik, 1972). Bu yöntem imaj faktörü olarak adlandırılır çünkü analiz diğer değişkenler tarafından “yansıtılan” gözlenen değişkenin varyansını faktörler boyunca dağıtmaktadır (Tabachnik ve Fidell, 2014). Bir değişkenin imajı (yansıması), diğer değişkenler tarafından tahmin edilen parçasıdır. Bu tahmin etme süreci çoklu regresyon ile sağlanır. Şöyle ki her bir değişken diğer $v-1$ tane değişken tarafından uygun beta ağırlığı kullanılarak çoklu regresyon formülüne göre kestirilir. Antiimage (imaj karşıtı) değişken ise diğer değişkenler tarafından kestirilemeyen değişkendir (Gorsuch, 2008). Bu yöntem diğer yöntemlerle benzerlikleri mevcuttur. Temel bileşenler analizinde olduğu gibi bu yöntem matematiksel olarak tek bir çözüm sağlar, çünkü R matrisinin pozitif köşegeninde sabit değerler yer almaktadır. Ayrıca temel eksenler ya da ortak faktör analizi gibi, köşegendeki değerler ortak varyans (communality) değerleridir (Thompson, 2004).



Şekil 1.9. : Birinci Değişkenin İmajı (Gorsuch, 2008, s.113)

Bu yöntemle göre bir değişkenin ortak parçası diğer tüm değişkenler tarafından çoklu regresyon yöntemiyle kestirilen parçalardır. İşte bu değişkenin ortak parçası Gutman tarafından değişkenin imajı olup diğer bütün değişkenlerin temelidir. Özgün parça ise diğer değişkenler tarafından kestirilemeyen parçadır (Mulaik, 1972). Bu kestirilen puanlardan bir kovaryans matrisi elde edilir. Bu imaj puan kovaryans matrisindeki varyans ortak varyanstır. Şuna dikkat edilmelidir ki imaj

analizinin sonuçları yorumlanırken oradaki faktör yükleri korelasyonu değil değişkenler ile faktörler arasındaki kovaryansı gösterir (Gorsuch, 2008; Tabachnick ve Fidell, 2014).

e. Alfa Faktör çıkartma Yöntemi (AF)

Bu yöntem ortak faktörlerin güvenilirlik katsayısı olan alfa ya da Kuder Richardson'ı maksimum yapar (Gorsuch, 2008; Kline, 1994; Tabachnick ve Fidell, 2014). Güvenilirlik aynı bireyler üzerinden yapılan ölçmelerin benzer şartlarda aynı sonucu vermesi yani tutarlılık göstermesi olarak tanımlanır ve α katsayısı ile elde edilir (Crocker ve Algina, 1986). Piskometrik araştırmalarda kullanılan bu yöntem, evrenden alınan örneklem için hangi ortak faktörlerin tutarlı olduğunu keşfetmeyi amaçlar. Bu yöntem grup farklarının güvenilirliğinden daha çok ortak faktörlerin güvenilirliğiyle ilgilidir ve bu yöntemde faktörler için α katsayısını maksimum yapan ortak varyans değerleri iterasyon yöntemi ile tahmin edilir (Tabachnick ve Fidell, 2014).

Bu yöntemde evrenden seçilmiş bir örneklem ele alınır. Alfa faktör analizinde alfa güvenilirlik katsayısını maksimum etmek amaçlanır. Bu yöntemle üretilen ilk faktör en yüksek güvenilirliğe sahiptir. İkinci faktör, ikinci en yüksek güvenilirliğe sahiptir ve bu böyle devam eder. Ancak bu özellik faktörlere döndürme işlemi uygulandığında böyle devam etmez (Gorsuch, 2008).

f. Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Yöntemi (AEKF)

Bu yöntemin orijinal adı "asgari artık" (minimum residual) olup Comrey (1962) tarafından geliştirilmiş, Harman ve Jones (1966) tarafından düzenlenmiştir. Temel eksenler analizinde amaç toplam korelasyon matrisindeki bütün değerleri en küçük yapmaktır (Tabachnick ve Fidell, 2014). Bu yöntemde köşegen dışı değerlerin önemi azalır. Çünkü bu yöntemde köşegende değerler değiştirilir ve analiz buna göre yapılır. Fakat ağırlıklandırılmamış en küçük kareler analizi yönteminde köşegende değerler önemini yitirir. Dolayısıyla bu yöntemdeki köşegen dışındaki değerler için maksimum varyans hesaplanır ve buradaki artık değerleri en küçük yapar (Gorsuch, 2008). Bu yöntemin amacı gözlenen ve yeniden üretilen korelasyon matrisleri arasındaki farkların karesini en küçük yapmaktır. Sadece matrisin köşegeni dışındaki farklar dikkate alınır ve ortak varyans, kestirimden daha çok bu çözümden elde edilir (Tabachnick ve Fidell, 2014)

Asgari artık yöntemi (Comrey,1962; Harman ve Jones, 1966) özgün faktörleri ve hata varyanslarını içermez. Bu yöntem tekrarlı (iterative) olup korelasyon matrisinin karakteristik kök ve vektörleri ile başlar. Daha sonra hangi faktörün köşegen dışındaki değerleri üretmede daha çok üretken olduğunu kontrol eder. Bu köşegen dışında üretilen yeterli sayıda yeni faktör yüklerinin yeni tahminleri hesaplanır. Daha sonra ortak varyans değerleri köşegen dışındaki değerler için hesaplanır (Gorsuch, 2008).

g. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi (GEKF)

Bu yöntem de ağırlıklandırılmamış en küçük kareler yöntemi gibi gözlenen ve üretilen korelasyon matrisleri arasındaki farkın karelerini (köşegen dışı) en küçük yapar. Ancak bu yöntemin farkı, değişkenlerin kendi ağırlıklarına sahip olmasıdır. Değişkenlerin diğer değişkenler ile var olan ortak (paylaşılan) varyansı kendi özgün varyanslarına göre daha ağırlıklıdır. Bir başka deyişle bir gruptaki birbirine güçlü bir şekilde bağlı olmayan değişkenler bu yöntemin çözümünde önemli değildir (Tabachnick ve Fidell, 2014). Literatürde genelleştirilmiş en küçük kareler yönteminin verilerin dağılımının bilinmediği zamanlarda kullanılması önerilmektedir (Şencan, 2005)

Özetle her yöntemin kendine özgü özellikleri vardır. Literatür incelendiğinde birçok araştırmacı bu yöntemler arasındaki farkın açıklayıcı faktör analizinde önemsiz olduğunu ve en çok kullanılan yöntemin temel bileşenler analizi olduğunu belirtmişlerdir (Velicer ve Jackson, 1990b). Bu yöntemin en çok tercih edilmesinin nedenlerinden biri faktör yüklerinin büyüklüğünden kaynaklanabilir. Yani, faktör yükleri temel bileşenler analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek olarak elde edilir. Bu yöntemle daha yüksek faktör yükleri elde edilmesi nedeniyle sonuçlar yanıltıcı olabilir. Ancak bu duruma karşın araştırmacılara bu yöntem “daha net” gelmektedir (Glass ve Taylor, 1966; Akt. Snook ve Gorsuch, 1989). Yöntemleri karşılaştırırken daha çok temel bileşenler analizi ve temel eksenler analizi (ortak faktör analizi) arasında bir karşılaştırma yapılmıştır. Literatür incelendiğinde bu iki yöntem arasındaki temel fark, bileşenler analizinin ortak faktör analizine göre döndürme işlemleri uygulanmadığında daha yüksek faktör yükleri vermesidir (Gorsuch, 2008; Lee ve Comrey, 1979; Velicer ve Jackson, 1986). Bunun temel nedeni bileşenler analizinin ortak ve özgün varyansları ayrı ayrı ele almamasıdır. Velicer ve Jackson (1990b) yaptıkları çalışmada bileşenler analizi ile ortak faktör

analizi teknikleri için benzer faktör yükleri olduğunu ve aralarında farkın sadece mevcut veri için çok fazla bileşen ya da faktör olduğu durumda görüldüğünü belirtmişlerdir. Bu durumda temel bileşenler analizinin kullanılması gerektiğini önermişlerdir. Ancak Snook ve Gorsuch (1989)'a göre çok fazla faktör ya da bileşenleri olan bir durum oluşmadığında bu iki yöntem arasındaki sıfır olmayan faktör yükleri açısından farklar olduğunu belirtmiştir.

Snook ve Gorsuch (1989) bu yöntemler arasındaki farkı belirleyen iki temel durum olduğunu ifade etmişlerdir. Bunlar ortak varyansın ve değişkenlerin sayısıdır. Ortak varyans değerlerinin 1 olduğu durumlar için elde edilen sonuçlar büyük oranda birbirine benzerdir. Fakat ortak varyans değerinin düşük olduğu durumlar için temel bileşenler analizinin daha belirgin bir çözüm olduğu söylenebilir (Fabrigar vd., 1999; Gorsuch, 2008; Wideman; 1999). Bu durum bu analizde ortak varyans değerine göre analiz yapılmamasından kaynaklanmaktadır (Gorsuch, 2008). Aynı şekilde Tucker, Koopman ve Linn (1969) temel bileşenler analizinin ve temel eksenler analizinin 20 değişkenin hepsi için ortak varyans değerlerinin yüksek olduğu zaman aynı faktörleri ürettiğini (çıkardığını) belirtmişlerdir. Ortak varyans değerini etkileyen bir diğer unsur ise değişkenlerin güvenilirliğidir. Değişkenlerin güvenilirliği düşük ya da bir değişken ile diğer değişkenler arasındaki korelasyon düşük ise bu düşük ortak varyans değerine neden olur (Gorsuch, 1990).

Bu yöntemler arasındaki farkın ikinci bir nedeni ise değişkenlerin sayısıdır. Değişkenlerin sayısı arttıkça korelasyon matrisinin köşegenindeki değerlerin oranı azalır ve köşegendeki bu değerler daha az önemli hale gelir. Ortak varyansın analize olan etkisi de azalmış olacağından bu iki yöntem arasındaki fark da azalır (Gorsuch, 2008; Snook ve Gorsuch, 1989). Gorsuch (1990) 30 değişken alındığında, aynı faktörleri içeren ve aynı döndürme yöntemi uygulanmış bir veri grubuna iki yöntem de uygulandığında aradaki farkın küçük olabileceğini ve farklı çıkarımların yapılmasının olasılığının az olduğunu belirtmiştir. Nunally ve Bernstein (1994)'e göre ise değişken sayısı 20 olduğunda yöntemler arasındaki fark ise önemsizdir. Velicer (1977)'e göre ise 36 değişken kullanıldığında aynı sonucu veren iki farklı yöntemin olması şaşırtıcı değildir.

Gorsuch (1990) ortak faktör analizinde iterasyon yapılmasını “yanlış” olarak belirtmiştir. Bunun yerine imaj analizinin kullanılması gerektiğini önermiştir. Çünkü iterasyon kullanılması değerlerin “gerçek” değerlerinden sapmasına neden olabilir.

İterasyonun neden olduđu birçok problemin çözümü için Gorsuch “imaj analizini” önermiştir. Fakat Velicer ve Jackson (1990b) “imaj analizini” temel bileşenler analizini temsil eden bir analiz olarak düşünmüşlerdir.

Son olarak Gorsuch (2008) bazı ortak varyans değerlerinin düşük olduđu ve değişkenlerin sayısının büyük olmadığı (20’den az) durumlarda yöntemler arasında belirgin bir fark olduğunu belirtmiştir.

1.7.7. Döndürme Yöntemleri

Faktör analizindeki temel uygulamalardan biri de faktörlerin döndürülmesidir. Tabachnick ve Fidell (2014)’e göre faktör çıkartma tekniklerinin döndürme yöntemi olmadan yorumlanması güçtür. Faktör çıkarıldıktan sonra, döndürme işlemi elde edilen faktörün yorumlanabilirliğini artırır ve daha faydalı bir çözüm sunmayı sağlar. Şu noktaya dikkat edilmelidir ki döndürme işlemi matematiksel olarak gözlenen ve yeniden üretilen korelasyon matrisleri arasında uyumu artırmak için kullanılmamaktadır.

Açımlayıcı faktör analizi modelleri için birden fazla faktöre ya da bileşene sahip olan veri grubu için tek bir çözüm yoktur. Bundan dolayı araştırmacı sonsuz sayıda çözüm arasından bir tanesini seçmek zorundadır. İşte AFA’da bu çözümü seçmek için en çok kullanılan ölçüt “basit yapı” (simple structure) (Thurstone, 1957). Thurstone’a göre matematiksel olarak birbirine eşit farklı çözümler için, en iyi çözüm “basit yapı” olan yani genel olarak en iyi yorumlanabilen, anlamlı ve tekrar edilebilendir. Thurstone’un bu terimi kullanmasıyla kastettiği çözümlerden biri, her bir faktörün diğer değişkenlere göre daha büyük yüklere sahip olan değişkenler tarafından bir alt kümesi olarak tanımlandığı çözümler ve diğeri ise her bir değişkenin sadece ortak faktörün bir alt kümesinde büyük yüklere sahip olduđu çözümlerdir. Dolayısıyla faktörlerin uzayda döndürülmesiyle en iyi basit çözümlere ulaşılması Thurstone tarafından önermiştir (Fabrigar vd., 1999).

Thurstone tarafından açıklanan bu basit yapıda olması gereken özellikler aşağıda belirtilmiştir (Akt. Rennie, 1947)

1. Her bir değişken en az bir sıfır faktör yük değerine sahip olmalıdır.
2. Her bir faktör, faktör yüklerinin sıfır olduđu bir grup değişkene sahip olmalıdır.

3. Faktörlerin her bir çifti için faktör yüklerinin bir faktör için sıfır olduğu fakat diğer faktör için sıfır olmadığı birkaç değişken olmalıdır.
4. Faktör sayısının dört ya da fazla olduğu durumlarda faktörlerden her bir çifti için iki faktörde de değişkenlerin büyük bir kısmı sıfır faktör yüklerine sahip olmalıdır.
5. Faktörlerin her çifti için iki faktörde de sıfır olmayan faktör yüklerinin sahip değişkenlerin sayısı az olmalıdır.

Dik (orthogonal) ve eğik (oblique) olmak üzere iki tür döndürme yöntemi yer almaktadır.

Dik (Orthogonal) Döndürme: Dik döndürme yönteminde faktörler her zaman birbirine dik olacak eksenlerin konumu değiştirilmeden döndürme işlemi yapılır. Bunun anlamı faktörler birbirleriyle ilişkili değildir (Kline, 1994). Bu döndürme yönteminde bilgisayar çok boyutlu uzayda faktör eksenlerini, değişkenleri gösteren noktalara en yakın oluncaya kadar döndürür. Bu yöntemin dezavantajı ise faktörler arasındaki “gerçek” ilişkileri tam olarak göstermez (Şencan, 2005) Varimax (maksimum değişkenlik), quartimax (en büyük çeyrek) ve equamax (eşit ölçüde maksimize etme) olmak üzere üç tane yöntemi vardır.

Varimaks yönteminde temel amaç faktör varyanslarını maksimum yapmaktır (Tabachnick ve Fidell, 2014). Varyansı maksimum yapmak için faktör matrisinde yer alan faktör yüklerinin karesi alınır (Şencan, 2005). Böylece faktör yüklerindeki bu değerlerden bazıları 1'e yaklaşırken geri kalanlar ise 0'a yaklaşır ve maksimum varyans böylece sağlanmış olur (Tatlidil, 1992). Bu yöntemle faktör çıkarma işleminde yüksek olan faktör yükleri döndürüldükten sonra daha yüksek, düşük olan faktör yükleri ise döndürüldükten sonra daha düşük olarak elde edilir. Varimax işlemi uygulandıktan sonra yorumlanması daha kolaydır, çünkü hangi değişkenlerin bir değişkenle ilişkili olduğunu söyler (Tabachnick ve Fidell, 2014). Literatürde en çok tercih edilen yöntem dik döndürme yöntemidir. Araştırmacı birden fazla birbirinden bağımsız boyut elde etmek istiyorsa bu yöntemi kullanmalı, fakat ölçeğin tek boyutlu oluşunu kanıtlamaya çalışıyorsa bu yöntemi tercih etmemelidir (Şencan, 2005).

Varimaksın faktörler için ne yapıyorsa kuartimaks (En büyük çeyrek) yöntemi değişkenler için aynısını yapar. Varimaks yöntemi faktör matrisinin sütunlarındaki

değerlerle işlem yaparken kuartimaks yöntemi matrisin satırlarındaki faktör yükleriyle işlem yapar (Tabachnick ve Fidell, 2014). Bu yöntemin amacı gizil değişkenleri açıklayan faktörlerin sayısını en küçük yapmaya çalışmasıdır (Şencan, 2005). Basit yapıya ulaşmak için kullanılan bu yöntemde iki faktör olması durumunda en iyi sonuç veren yöntemlerden biridir (Tatlıdil, 1992). Araştırmacı bu yöntemi alt ölçeklerde tek bir faktör ya da baskın bir faktör ortaya çıkarmak istediği zaman kullanırken baskın faktörler haricindeki faktörlerin faktör yükleri genellikle daha düşük çıkar (Şencan, 2005)

Ekuaamaks (eşit ölçüde maksimize etme) yöntemi melez bir yöntem olup eş zamanda faktörleri ve değişkenleri basitleştirmek için kullanılır. Ancak, Mulaik (1972) faktör sayısını güvenilir bir şekilde belirtilmedikçe bu yöntem kararsızlığa doğru eğilimi olduğunu belirtmiştir (Akt. Tabachnick ve Fidell, 2014)

Eğik (Oblique) Döndürme: Bu yöntemde faktörler birbiriyle ilişkilidir. Faktörler arasındaki ilişki delta (δ) ile elde edilir. Bu değer sıfırdan küçük ise çözümler dik olduğunu söyler. Eğer bu değer sıfır ise, faktörler arasında iyi bir ilişki olduğunu gösterir ve 1 e yakınsa o zaman birbiriyle ilişkisi çok büyük faktörler elde edileceğini söyler. Bu yöntemde eksenlerin birbirine dik olma zorunluluğu yoktur dolayısıyla faktörler arasındaki açı da 90 derece değildir. Döndürme farklı açılarla yapılır ve döndürme sonunda değişkenler tarafından açıklanan toplam varyans değişmezken faktörlerin açıkladığı varyans değişir (Tabachnick ve Fidell, 2014). Rennie (1997)'e göre bu yöntemin iki temel avantajı vardır. İlk olarak bu yöntem daha gerçekçidir. Çünkü gerçekte faktörlerin birbiriyle hiç ilişkisi olmaması pek olası bir durum değildir. İkinci olarak (bu araştırmacının amacına göre dezavantaj da olabilir) araştırmacının “verisine en uygun” çözümü sağlar. Bir başka deyişler örneklemden örnekleme farklılık gösterir (örneklem hatası). Yani ikinci bir çalışma için aynı sonucu vermeyebilir. Eğik döndürme yöntemleri direkt oblimin (direct oblimin) ve promaks (promax) olmak üzere iki tanedir.

Direkt oblimin eğik döndürme yönteminin amacı faktörlerin birbiriyle ilişkisi olduğu basit yapıyı elde etmektir. Delta değerinin 0 veya 0'dan daha yüksek olduğu durumlarda bu yöntem kullanılır. Fakat genelleme açısından bu yöntem pek fazla tercih edilmemektedir, çünkü veri setine en uygun çözümleri sağlar (Rennie, 1997, Tabacnick ve Fidell, 2014). İkinci yöntem olan promaks yöntemi dik ve eğik yöntemin bir melezi olarak düşünülebilir. Bunun nedeni birbiriyle ilişkili faktörleri

ortaya çıkarırken eğik döndürme yöntemini değil dik açılı döndürme yöntemini uygular ve bu yöntem direkt oblimin yöntemine göre daha hızlıdır (Rennie, 1997). Bu yöntemde 2,4 ya da 6 olan bir kappa değeri hesaplanır. Bu değer 4 olduğunda analizi için en iyi çözüm olduğunu söyler (Tabachnick ve Fidell, 2014)

Özetle bu yöntemlerden hangisinin seçilmesi araştırmacının amacına bağlıdır. Araştırmacı elindeki veriyle en uygun çözümü elde etmek isterse eğik döndürme, sonuçların genellebilirliğini amaçlıyorsa dik döndürmeyi kullanmalıdır. Bununla birlikte her iki yöntemde de benzer sonuçlar verildiği belirtilmektedir. Faktörlerin değişkenlere olan oranı küçüldükçe ve faktörler arasındaki ilişki 0'a yaklaştıkça bu iki yöntem benzer sonuçlar verecektir. Ayrıca eğik döndürmenin sonuçlarını yorumlamak dik döndürmeye göre daha zordur. Eğik döndürme yöntemi daha anlaşılabilir ve daha kolay bir yöntemdir (Rennie, 1997). Bu çalışmada literatürde en çok tercih edilen yöntem olan varimax yöntemi kullanılacaktır.

1.7.8. Örneklem

Faktör analizinde örneklem seçimi hakkında birçok öneri literatürde yer almaktadır. Örneklem büyüklüğünü belirlemede önemli bir etken değişkenlerin sayısıdır(p) (Velicer ve Fava; 199; Maccallum, Widaman, Zhang ve Hong; 1998; Fabrigar vd., 1999; Nunnally, 1978; Gorsuch, 1990; Tabachnick ve Fidell, 2001; Comrey ve Lee, 1992). Gorsuch (1990)'a göre örneklem sayısı N en az değişkenlerin sayısının 5 katı kadar olması gerekir. Fakat, Nunnally'e (1978) göre N/p oranı 5 olmalıdır (Akt. Fabrigar vd., 1999). Ayrıca bazı yazarlara göre ise N/p oranı 2:1 ile 20:1 arasında değişebilir (Baggaley, 1982; Brislin, Lonner, & Thorndike, 1974; Cattell, 1952, 1978; Gorsuch, 1983; Akt. Velicer ve Fava, 1998). Bazı yazarlara göre minimum örneklem sayısının N=100 ve N=200 olması gerektiğini belirtmişlerdir (Comrey, 1973, 1988; Gorsuch, 1983; Guilford, 1954; Akt. Velicer ve Fava, 1998). Örneklem sayısının en az 100-200 olarak belirlenmesinin temel nedeni bu seviyede daha güvenilir sonuçlar elde edilmesinden dolayıdır (Velicer ve Fava, 1998; Maccallum vd., 1999). Fakat Cattell (1978) minimum örneklem sayısının 250 olduğunu belirtmiştir. Comrey ve Lee (1972) ise faktör analizinde örneklem sayısını belirlerken bir derecelendirmiş ölçek sunmuştur: 100=zayıf, 200= orta, 300=iyi, 500= çok iyi ve 100= mükemmel (MacCallum vd., 1999). Bu farklı yaklaşımların genel olarak üç tane özelliği vardır: a) alanyazındaki yazarlar arasında bu konuda bir anlaşma yoktur, b) teorik olarak örnekleme belirleyecek bir

temel yoktur, c) bu belirtilen kurallar için ampirik bir kural yer almamaktadır (Velicer ve Fava, 1988). Aynı şekilde bu yöntemlerin başlıca dezavantajı yeterli sayıda örneklemin büyüklüğü tek başına değişkenlerin bir fonksiyonu değildir ($N/p=10$ ya da $N/p=5$). Bunun yerine faktörlerin çok kararlı olmasına (overdetermined) ve ortak varyans değerine de bağlıdır. Faktörlerin çok kararlı olması demek faktörlerin değişkenler tarafından temsil edilme derecesi demektir. Faktör yüklerinin 0.80'den büyük olması demektir. Bir faktörün en az 3 tane değişkene sahip olması gerektiğini belirtmişlerdir (Velicer ve Fava, 1998; Maccallum vd., 1999). Ayrıca Maccallum, Widaman, Zhang ve Hong (1999) yeterli örneklem sayısını belirlemede N:p oranının yanı sıra ortak varyansın (communaities) değerlerinin etkin rol oynadığını saptamışlardır. Onlara göre ortak varyans değerlerinin ortalama 0.70 ya da daha yüksek olduğu veri grupları için örneklem sayısının 100 olması evren kestirimleri için yeterlidir. Fakat bir veri grubu için bu değerleri elde etmek her zaman çok olası değildir. Dolayısıyla düşük ortak varyans değerine sahip ve kararlı olmayan faktörleri içeren durumlarda 300 örneklem sayısına gerek vardır. Aynı şekilde Velicer ve Fava (1998) ortak varyans değerinin ve faktör yüklerinin yüksek olduğu durumlarda örneklem sayısının azaltılması gerektiğini belirtmişlerdir. Fakat bunun için minimum örneklem sayısını belirtmek konusunda bir temele dayandırmamışlardır. Onlarda en az 100 örneklem sayısının kabul edilebileceğini yaptıkları çalışma sonucunda belirtmişlerdir.

Maccallum vd. (1999) örneklem sayısının faktör analizinde önemli bir etken olduğunu ve örneklem sayısını belirlemek için sundukları teorik çerçeveye göre:

- 1) N arttıkça, örneklem hatası azalmaktadır (örneklemin evreni temsil etmesi). Örneklem faktör analizi sonuçları daha tutarlı olacaktır.
- 2) Faktör analizinin sonuçları ortak varyans değerleri yükseldikçe daha da iyileşecektir. Ayrıca ortak varyans değeri arttıkça örneklem sayısı da düşecektir. Ortak varyans değerleri yüksek ise örneklem sayısının faktör analizi sonuçlarına çok az etkisi olacaktır. Aksi durum olduğunda örneklem sayısını etkisi artacaktır.
- 3) Aynı zamanda faktörlerin kararlılığı arttıkça faktör analizi sonuçları da daha iyi olacaktır.

Açımlayıcı faktör analizinde genel örneklem büyüklüğü, değişken sayısı, faktör yükü, döndürme yöntemi, kullanılan faktör çıkartma yöntemleri sonuçları etkilemektedir. İlgili araştırmalar kısmında bu koşullarla yapılan çalışmalar yer almaktadır.

BÖLÜM 2

İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölümde, ilgili alan yazında açılımlayıcı faktör analizinde yapılmış olan çalışmalar yer almaktadır. Literatürde açılımlayıcı faktör analizinde yöntem karşılaştırmaları yapılırken genellikle temel bileşen analizi ile ortak faktör analizini incelenmiştir ve ayrıca yapılan çalışmalar simülasyon yöntemi kullanılarak yapılmıştır (Baykul, 2010; Büyüköztürk, 2002; Castello ve Osborne, 1995; Floyd ve Widaman, 1995; Ford, Maccallum ve Tait, 1986; Gorsuch, 1990; Kline, 1994; Snook ve Gorsuch, 1989; Tucker ve Maccallum, 1997; Velicer ve Fava, 1998; Velicer ve Jackson, 1990a; Velicer ve Jackson, 1990b; Widaman, 1993). Bunun nedeni bazı araştırmacılara göre temel bileşen analizi bir faktör çıkartma yöntemi olarak kabul edilirken bazıları bunun faktör analizinden ayrı bir birleşen analizi olduğunu belirtmişlerdir. Genel olarak yöntemler arasında açılımlayıcı faktör analizinde yorumlama açısından fark olmadığı belirtilmiştir.

Tucker, Kopman ve Linn (1969) yaptıkları çalışmada faktör analiz metodlarının etkililiğini araştırmak için simülasyon yöntemi kullanmışlardır. Simülasyon yöntemi ortak faktör analiz modeline göre hesaplanan gerçek veriye çok benzer korelasyon matrislerinin üretilmesiyle geliştirilmiştir. Ayrıca bu çalışmada üç yöntem karşılaştırılmıştır. Toplamda gerçek veriye uygun 54 korelasyon matrisi üretilerek yapılan analiz sonucunda yöntemler arasında yorumlama açısından çok az farka rastlanmıştır. Temel farklar ise temel faktörlerin varyansının daha yüksek olması ve küçük faktörlerin varyansının daha düşük olmasıdır. Korelasyon matrisleri sadece değişken ve faktör sayısına göre üretilmiş olup başka değişken katılmamıştır. Ayrıca üç yöntem karşılaştırılması ve diğer yöntemlerin olmaması bir eksiklik olarak görülmektedir.

Snook ve Gorsuch (1989) bileşen analizi ile ortak faktör analizini evren faktör yüklerinin 3 düzeyinde (.40, .60, .80) ve her 3 düzeyde ki değişken sayısı (9, 18, 36) Monte Karlo yöntemiyle karşılaştırmışlardır. Amaçları iki yöntem için de yanlılığı ve değişkenliği karşılaştırmaktır. Ortak faktör analizi üretilen her koşul bileşen analizine göre daha kesin sonuç vermektedir. İki yöntem arasındaki fark değişkenlerin sayısı azaldıkça ve evren faktör yükleri yükseldikçe azalmaktadır.

Ortak faktör analizine göre elde edilen faktör yükleri yanlılık göstermemektedir ve standart hatası bileşen analizine göre daha küçüktür. Bileşen analizi ise 36 değişken ve .80 faktör yüküne sahip veri grubunda sistematik ve önemli bir ölçüde daha yükse elde edilmiştir. Burada faktör sayısı belirtilmeden yöntemler arasında karşılaştırma yapılması bir eksikliklerdir.

Velicer ve Fava (1998) örneklem büyüklüğünün ve seçilen değişken sayısının faktör analizine olan etkisini incelemişler. Araştırma için simülasyon koşulları olarak değişken sayısının faktör sayısına olan oranı (3:1, 4:1,5:1), örneklem büyüklüğü (N=50,100,150,200,400,800), faktörleşme yöntemleri (temel bileşen analizi, imaj faktör yöntemi, maksimum olabilirlik) yük değeri (.40, .60, .80) .Temel bileşen analizi ile maksimum olabilirlik farklı desen türleri için benzer sonuçlar vermiştir. İmaj faktör yöntemi ise tutarlı bir şekilde bu iki yöntem yerine tercih edilebilir. Ayrıca değişken sayısı, örneklem büyüklüğü ve faktör yükü faktör analizi sonuçlarını etkilemektedir. Ayrıca çalışmada bir faktör için en az 3 madde olması gerektiği önemli bir bulgudur.

MacCallum, Widaman, Zhang ve Hong (1998) örneklem büyüklüğünün faktör analizi için önemi üzerine bir çalışma yaparak faktör analizi için minimum örneklem büyüklüğünü simülasyon koşullarına göre karşılaştırmışlardır. Gerekli örneklem büyüklüğünü etkileyen unsurlar, değişkenlerin ortak varyansı ve faktörlerin kararlı olmasıdır. Simülasyon koşulları evrenin ortak varyans düzeyleri (yüksek, geniş ve düşük), faktörlerin üç çeşit kararlılık derecesi ($p:r=10:3$, $20:3$, $20:7$) ve 4 farklı örneklem büyüklüğü (60,100, 200, 400) olmak üzere toplam 36 farklı durum için korelasyon matrisleri üretilerek maksimum olabilirlik yöntemiyle analiz edilmiştir. Bulgulara göre, örneklem büyüdükçe örneklem hatası azalmaktadır ve faktör analiz sonuçları benzer sonuçlar vermektedir. Bütün ortak varyans değerleri yüksek olduğunda örneklemin sonuçlara etkisi azdır. Bu çalışmada ortak varyansın sonuçları etkilediği bulgusu belirtilmiştir, fakat sadece maksimum olabilirlik yöntemi kullanılmıştır. Dolayısıyla diğer faktör çıkartma yöntemlerine göre bir fark olup olmadığı bulgusu bu çalışma için eksiklik olarak değerlendirilebilir.

Briggs ve MacCallum (2003) maksimum olabilirlik ve ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemlerini görece zayıf olan faktörleri iyileştirme kapasitelerine göre karşılaştırmışlardır. Zayıf faktörler genel olarak kararlı olmayan faktörler olarak

nitelendirilebilir. Yani faktör yükleri düşük ve faktörleri oluşturan maddelerin sayısı az. Bu karşılaştırmayı yapabilmek için iki tür veri grubu simülasyon yöntemiyle üretilmiştir. İlk veri grubu 12 değişken ve 3 faktör içermektedir. İkinci veri grubu ise 16 değişken ve 4 faktör içermektedir. Bu çalışmaya göre faktörlerin faktör yükleri .45'den düşük olanlar zayıf olarak nitelendirilmişlerdir. Üç faktörlü model bir zayıf faktör içerirken 4 faktörlü model 2 zayıf faktör içermektedir. Araştırmacılar sadece zayıf faktörler için evren ile örneklem arasında bir eşdeğer katsayı ve RMSEA değeri hesaplamışlardır. Elde ettikleri sonuçlara göre koşulların yüksek olduğu veri türü için maksimum olabilirlik yöntemi ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemine göre zayıf faktörleri iyileştirmede daha iyi bir yöntem olarak elde edilmiştir. Sadece iki zayıf faktörlü desende ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi maksimum olabilirlik yöntemine göre bir avantaj sağlamıştır. Sadece iki yöntem arasındaki farka bakılmış olup diğer yöntemlerle incelenmemiştir.

Hogarth, Hines, Kromrey, Ferron ve Mumford (2005) açıklayıcı faktör analizinden elde edilen faktör çözümlerini ve örneklem büyüklüğü arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Maccallum vd (1999) tarafından yapılan çalışmadaki koşullar genişletilerek kriter seçimi daha detaylandırılarak yapılmıştır. Faktör çözümlerinin iyiliği 5 farklı yöntemle incelenir. Bunlar, a) faktör yüklerinin hassaslığından ve özgünlüğünden (faktör yükün minimum .30 olması) b) desenin doğruluğu c) katsayılardaki eşliklerden d) faktör yükünü hesaplama doğruluğu e) faktör yapısı için RMSE. Bunun için Monte Carlo yöntemiyle korelasyon matrisleri üretilmiştir. Tucker vd. (1969) tarafından üretilen matris yöntemi kullanılarak üretilmiştir. Simülasyon koşulları 135 farklı koşula sahip olup bu koşullar a) 3 farklı faktör sayısına göre ($k=3, 5, 7$) b) değişken sayısı p faktör sayısı oranına göre toplamda 9 farklı $p:k$ oranına göre c) ortak varyans düzeyleri (yüksek, geniş ve düşük) ve d) örneklem büyüklüğüne (N) göre üretilmiştir. Ortak varyansın yüksek olduğu durumlarda örneklem büyüklüğünün faktör çözümlerinin iyiliğine (kalitesine) ortak varyansın düşük olarak elde edildiği çözümlerin iyiliğine göre etkisi daha azdır. Faktörlerin kararlı olması sonuçların daha iyi çıkmasını etkiler. Burada faktör çıkartma yöntemlerinin de etkisi incelenebilirmiş fakat buna bakılmamıştır.

Coughlin (2013) yaptığı çalışmada ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi, maksimum olabilirlik ve temel eksenler analiz yöntemlerini faktör çözümlerinin daha da iyileşmesine etkileyen faktörler bakımından incelemişlerdir. Bir bakıma

Hogarth vd (2005) tarafından yapılan çalışmadaki koşullar ve incelenen durumların aynısı yer almaktadır. Tek farkı faktör çözümlerinin kalitesini etkileyen iki etken olarak gözlenen değişkenlerdeki kategorik değişkenlerin sürekli değişkene olan oranı ve ortak varyansın kuvvetidir. Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. Hogarth vd (2005) tarafından üretilen matrislere ek olarak kategorik değişkenin sürekli değişkene olan oranını da inceleyen bir değişken eklenerek aynı yöntemle veri üretilmiştir. Simülasyon koşulları ise 4 farklı örneklem büyüklüğü, üç farklı değişken sayısı, ortak varyansın düzeyleri (yüksek, geniş ve dar) ve kategorik değişkenin sürekli değişkene olan 5 farklı oranıdır. Sonuçlara göre faktörü iyileştirme açısından ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi diğer iki yöntemle göre faktör yükü matrislerini daha iyi çıkarmaktadır. Ayrıca 4 farklı durum için, ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi (AEKF) daha az yanlışlık ve hata göstermektedir. Sonuç olarak, AEKF faktör yükü matrislerini evren ile daha yüksek ilişkide olacak şekilde sonuç vermektedir. Bu çalışma Hogarth vd (2005) yapılan çalışmaya incelenen durumlar bakımından benzerlik göstermekte ve o çalışmanın biraz daha genişletilerek daha kapsamlı araştırılan bir çalışma olarak gözükmektedir. Yine bu çalışmada sadece 3 faktör yöntemi karşılaştırılmıştır.

2.1. İlgili Araştırmalar Özeti

Yapılan çalışmalar incelendiğinde, faktör yükleri bakımından, ortak varyans düzeylerine göre yöntemler arasında fark olup olmadığı değişken sayısı, örneklem büyüklüğü, faktör sayısı ve ortak varyans düzeylerine göre üretilen veri grupları için yapılan çalışmalar yönünden alanyazında bir boşluk olduğu görülmektedir. Ayrıca çoğu çalışmada faktör çıkartma yöntemlerinin 3 veya 4 farklı yöntem karşılaştırılmıştır. Ortak varyans düzeylerine göre yöntemler arasında fark olabileceği belirtilmiş olup bu konuda çalışma yapılması önerilmektedir. Dolayısıyla bu çalışma, yedi farklı yöntemin de karşılaştırılacağı bir çalışma olarak literatürde belirtilen yöntemler arasında hangi durumlarda fark olup olmadığına yönelik boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır.

BÖLÜM 3

YÖNTEM

3.1. Araştırmanın Türü

Bu çalışmada değişen örneklem büyüklüğü ve ortak varyans değerlerine göre faktör çıkarma yöntemleri arasındaki farkların karşılaştırılması amaçlanmıştır. Bu amaçla, belirlenen koşullara göre korelasyon matrisleri üretilmiştir. Çalışma bu özelliklerinden dolayı bir simülasyon çalışmasıdır. Çalışmada faktör çıkarma yöntemleri farklı koşullarda üretilen simülasyon verileri ile karşılaştırılacaktır. Bu açıdan, yöntemsel analize dayalı bir çalışmadır. Bu yönüyle de çalışma bir temel araştırmadır (Büyüköztürk, Çakmak, Akgün, Karadeniz ve Demirel, 2013).

3.2. Verilerin Üretilmesi

Bu bölümde verilerin üretilmesinde kullanılan Monte Carlo yöntemi, simülasyon koşulları ve verilerin analizi yer almaktadır.

3.2.1. Monte Carlo Yöntemi

Araştırma için veriler Monte Carlo simülasyon yöntemiyle üretilmiştir. Monte Carlo yönteminde seçkisiz örneklemeler kontrol edilebilen ve bilinen evren koşullarına göre üretilmektedir (Hogarty, Hines, Kromrey, Ferron ve Mumford, 2005). Ayrıca bu yöntemle üretilen korelasyon matrisleri oldukça iyi yapıların oluşmasına ve diğer simülasyon çalışmalarında kullanılabilmesine olanak sağlar (Maccallum, Widaman, Preacher ve Hong, 2001). Bu çalışmada korelasyon verisi SAS programıyla üretilmiştir. Evren korelasyon matrisi ilk olarak Tucker, Kopman ve Linn (1969) tarafından üretilmiştir. Bu matrisler ortak faktör modelinin evren için de aynen tuttuğu varsayımına göre üretilmiştir (Akt. Hogarty vd, 2005). Ayrıca bu modele göre seçilen matrisler ortak faktör modeline göre üretilmiş olup model hatasından arınık olarak üretilmiştir (Maccallum ve diğ., 2001)

Evren korelasyon matrisi R , ortak faktör analizinin temeli olan hata, özgün ve ortak (temel) faktörler temel alınarak üretilmiştir.

$$R = A_1A_1' + A_2A_2' + A_3A_3' \quad (3.1.)$$

A_1 temel faktörlerin faktör yüklerinden oluşan $p \times k'$ lik bir matris, A_2 hata faktöründeki faktör yük değerlerinden oluşan bir matris ve A_3 ise özgün faktörlerin faktör yüklerini gösteren bir $p \times p'$ lik bir köşegen matristir. Bu matrisler program yardımıyla ayrı ayrı hesaplanmış ve R korelasyon matrisi üretilmiştir. Burada A_2 matrisinin katkısı sıfır olarak alınmıştır böylece veri üretme modeli faktör analizi modeliyle eşleşmiş olmaktadır. Sonuç olarak k faktörlü ve bu faktörlerin birbirine dik olduğu (ilişkisiz) model gelişmiştir (Hogarth vd., 2005). Matrislerin nasıl üretildiği Tucker vd. (1969) çalışmasında detaylı olarak anlatılmaktadır

Bu çalışmada korelasyon matrisinin temelinde yine Tucker vd (1969) tarafından üretilen bu korelasyon matris yöntemi vardır. Bu yöntemi araştırmacılar geliştirerek kullanmışlardır. Örneğin Maccallum, Widaman, Zhang ve Hong (1999) yaptıkları çalışmada Tucker vd. (1969) yöntemini kullanarak korelasyon matrisleri üretmişlerdir. Bu korelasyon matrisleri faktör sayısına, değişken sayısı ve ortak varyans değeri kontrol altında tutularak üretilmiştir. Hogarth vd. (2005), Maccallum vd. (1999) tarafından yapılan çalışmadaki değişkenleri genişleterek yine korelasyon matrisleri üretmişlerdir. Genişlettiği değişkenler faktörlerin kararlı olması (yani faktörlerdeki faktör yüklerinin yüksek olması ve bir faktörde en az 3 değişken olması) demektir. Hogarth vd. (2005) tarafından geliştirilen bu evren korelasyon matrisi Coughlin, Komrey ve Hibbord (2013) tarafından ortak varyans değerlerinin değişebilmesi, kategorik değişkenin sürekli değişkene oranı gibi değişkenler katılarak geliştirilmiştir. Bu çalışmada Coughlin vd. (2013) tarafından üretilen korelasyon matris yöntemi kullanılmıştır. Veri üretme SAS programı ile yapılmıştır (Ek-1)

3.2.2. Simülasyon Koşulları

Çalışmada değişkenlik gösteren faktörler örneklem büyüklüğü ve ortak varyans değerleridir. Değişken sayısı, faktör sayısı ve replikasyon sayısı sabit olarak alınmıştır.

Bu çalışmada örneklem büyüklüğünün 100 veya 500 olduğu, ortak varyans değerlerininse düşük, geniş veya yüksek olduğu koşullarda 20 değişkenli ve 3 faktörlü toplamda 6 korelasyon matrisi üretilmiştir. Üretilen her bir matrisin SPSS'te yazılan syntax yardımıyla 7 faktör çıkarma yöntemiyle analizi yapılmıştır (Şekil

3.1). Ayrıca her bir koşulda 1000 kopyalayarak çoğaltma (replikasyon) uygulanmıştır. Bu şekilde standart hatası en düşük korelasyon matrisi üretilmiştir.

Çizelge 3.1. : 20 değişkenli ve 3 faktörlü olarak üretilen korelasyon matrisleri için Simülasyon değişkenleri

<i>Örneklem Büyüklüğü</i>	<i>Ortak Varyans Düzeyi</i>
100	Yüksek (0.6-0.8)
	Geniş (0.2-0.8)
	Düşük (0.2-0.4)
500	Yüksek (0.6-0.8)
	Geniş (0.2-0.8)
	Düşük (0.2-0.4)

3.3. Verilerin Analizi

Üretilen her bir korelasyon matrisinin Ek 2’de yer alan SPSS syntaxı kullanılarak her bir faktör çıkarma yöntemiyle ayrı ayrı faktör analizine tabi tutulmuştur. Çalışmada iterasyon sayısı (25), döndürme yöntemi olarak dik döndürme yöntemlerinden en çok kullanılan yöntem olan “varimaks” döndürme yöntemi ve faktör matrisinde gösterilecek faktör yükleri (0.30 ve üzeri) koşulları sabit kalmıştır.

3.3.1 Örneklem Yeterliliğinin ve Veri Türünün Karşılaştırılması

İlk olarak her koşulda üretilen korelasyon matrislerinin faktör analizine uygunluğunun testi kontrol edilecektir. Her veri grubuna faktör analizi uygulanamayacağı için örneklem yeterliliğine ve veri türünün faktör analizine uygun olması gerekir. Bunu kontrol etmek için KMO ve Bartlett Testine bakılması gerekmektedir. AFA sonucunda ilk olarak elde edilen tablo Bartlett Testi ve KMO tablosudur. Bu tabloda veri grubunun ve örneklem grubunun faktör analizi için uygunluğu incelenir. Bartlett Testi korelasyon matrisinin birim matris olup olmadığını test eder. Yokluk hipotezine göre korelasyon matrisi birim matristir. Bu test sonucunda manidarlık değerine bakılır. Sıfır hipotezinin reddedilmesi, veri grubunun faktör analizi için uygun olduğuna işaret eder (Dziuban ve Shirkey, 1974). KMO değeri ise örneklemin yeterliliğini test eder. Kaiser (1974) kriterlerine göre örneklem yeterliliğine bakılmıştır.

Çalışmada ele alınan her bir koşul altında üretilen korelasyon matrislerine ait KMO ve Bartlett Testi değerleri örneklem büyüklüğüne ve ortak varyans düzeylerine göre çizelge 3.2.’de yer verilmiştir.

Çizelge 3.2. : Üretilen Veri Gruplarına İlişkin KMO ve Bartlett Testi Çizelgesi

Örnekleme= 100, Yüksek Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,960
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	1399,455
Örnekleme= 500, Yüksek Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,965
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	7760,568
Örnekleme= 100, Geniş Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,932
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	804,594
Örnekleme= 500, Geniş Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,935
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	4211,454
Örnekleme= 100, Düşük Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,911
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	330,062
Örnekleme= 500, Düşük Ortak Varyans	Kaiser-Meyer-Olkin.	Örnekleme Yeterliliği	,912
	Bartlett Küresellik Testi	Ki- Kare	1804,057

($p=,000$)

Çizelge 3.2.'ye göre tüm koşullar için KMO değeri 0.90'dan büyük olduğu için bu veri grubu için örnekleme sayısı faktör analizi için "mükemmeldir". Ayrıca Bartlett küresellik testinin manidarlık değeri (p) tüm koşullarda .05 alfa değerinden küçük olduğu için yokluk hipotezi red edilir. Bu durumda korelasyon matrisi birim matris olmayıp faktör analizi için uygundur.

3.3.2. Açıklanan Varyansın Karşılaştırılması

Faktör çıkartma işlemi ve döndürme işlemi uygulandıktan sonra açıklanan varyans, her ortak varyans düzeyinde örnekleme büyüklüğüne göre her bir faktör çıkartma yöntemi için karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırılma yapılırken örnekleme büyüklüğünün etkisi ortak varyansın yüksek, geniş ve düşük olduğu durumlarda incelenmiştir.

3.3.3. Çıkarılan Ortak Varyansın Karşılaştırılması

Ortak varyansın yüksek, geniş ve düşük aralıkta olduğu tüm veri grupları için yöntemler tarafından çıkarılan varyanslar karşılaştırılmıştır. Ayrıca üretilen ortak varyans aralığındaki veri ile yöntemlere göre çıkarılan ortak varyans değerlerinin aralıkları karşılaştırılarak yöntemlere göre fark olup olmadığı araştırılmıştır.

3.3.4. Faktör Yüklerinin Karşılaştırılması

Tabachnick ve Fidell (2014) faktör çıkartma yöntemlerinin döndürme işlemi uygulanarak yorumlanması gerektiğini önermektedir. Bundan dolayı sadece döndürülmüş faktör matrislerine göre maddelerin faktör yükleri bu bölümde karşılaştırılmıştır.

Çıkarılan faktör sayısına karar verebilmek için her bir yöntemde döndürülmüş faktör matrisine bakılması gerekir. Faktör sayısını belirlerken çeşitli kurallar kullanılmaktadır. Bir faktör yükünün minimum 0.30 olması gerekmektedir. Ayrıca bir madde birden fazla faktöre faktör yükü verdiğinde iki faktör arasındaki farkın minimum 0.1 olması gerekmektedir. (Stevens, 2002). Tabachnick ve Fidell (2013)'e göre bu değer minimum 0.32 olması gerekmektedir. Bir faktör yükü negatif işaretli de olabilir. Negatif işaretlinin bir faktör yükü, faktörün söz konusu değişkenle olan ters ilişkisini söyler (Kline, 1994). Bu çalışmada karşılaştırmayı daha kolay yapabilmek negatif yüklü maddeler gittikleri faktörlerden çıkarılmıştır. Ayrıca kararlı olan faktörler için en az 3 değişken içermeli ve faktör yüklerinin yüksek olması gerekir. (Maccallum vd, 1989; Hogarthy vd; 2005). Yöntemlere göre her faktör çıkartma yöntemi için faktörlerin kaç maddeye sahip olduğu karşılaştırılmıştır.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde araştırma problemleri ve alt problemlere ait bulgular sırayla belirtilmiştir. Öncelikle açılıcı faktör analizinde faktör çıkarma teknikleri karşılaştırıldığında benzer olan durumlar sunulmuştur.

4.1. Araştırma Problemine Ait Bulgular

Araştırma Problemi: Faktör çıkarma işleminden sonra açıklanan toplam varyans yüzdesi değerlerine göre kullanılan faktör çıkartma yöntemleri arasında bir fark var mıdır?

Açıklanan varyans tablosu değişkenleri temsil eden faktörler hakkında bilgi verir. Bu tablo 3 bölümden oluşur. İlk bölümde başlangıç öz değerleri yer almaktadır. O da kendi içinde üç alt bölümden oluşur. İlk alt bölümde oluşan faktör sayısı ikinci alt bölümde ise her bir faktörün toplam varyansa olan katkısı yer alır. Üçüncü alt bölüm ise faktörlerin toplam varyansa olan katkısını birikimli olarak vermektedir. Analiz sonuçlarında faktör çıkartma yöntemleri için bu değerlerde bir farklılık gözlenmemiştir.

Döndürme işlemi uygulandıktan sonra her bir faktörün açıkladığı varyans ve toplam varyans oranlarında bir farklılık bulunmuştur. Bütün yöntemler için varimaks döndürme yöntemi uygulanmıştır. Tablo 4.1. her bir yöntem için, ortak varyans düzeyine ve örneklem büyüklüğüne göre döndürüldükten sonra öz değerler tarafından açıklanan varyans çizelgesini göstermektedir.

Çizelge 4.1.: Döndürüldükten Sonra Açıklanan Varyans Çizelgesi

	<i>Ortak Var.(Yüksek)</i>		<i>Ortak Var.(Geniş)</i>		<i>Ortak Var.(Düşük)</i>	
	<i>N=100</i>	<i>N=500</i>	<i>N=100</i>	<i>N=500</i>	<i>N=100</i>	<i>N=500</i>
TBA	72,359	73,154	58,257	55,418	40,847	41,07
TEA	67,498	68,497	49,997	48,493	30,493	30,99
MO	67,499	68,498	49,998	48,496	30,497	30,994
AF	67,494	68,497	49,994	48,495	30,497	30,991
İF	61,891	62,926	42,788	41,094	21,897	21,953
GEKF	67,499	68,499	49,999	48,497	30,498	30,995
AEKF	67,498	68,497	49,995	48,495	30,495	30,992

Buna göre temel bileşenler analizinin çalışmada ele alınan her koşul altında döndürüldükten sonra varyansı en çok açıklayan yöntem olduğu bulunmuştur. İmaj faktör yönteminin ise her koşulda en az varyansı açıklayan teknik olduğu

gözlenmiştir. Diğer 5 yöntem için ise açıklanan toplam varyans değerleri birbirine çok yakın veya eşit olarak elde edilmiştir. Aynı zamanda açıklanan toplam varyans değeri ortak varyans değeri düştükçe azalmaktadır. Faktörlerin açıkladığı en yüksek varyans, ortak varyans aralığının yüksek olarak (0.6 ile 0.8 arasında) üretildiği veri grubu için elde edilmiştir.

Örneklem büyüklüklerinin değiştiği koşullarda, faktör çıkartma yöntemlerine göre açıklanan toplam varyanslara göre karşılaştırma yapılmıştır. Çizelge 4.1.'e ortak varyansın yüksek ya da düşük olduğu veri grupları için döndürüldükten sonra açıklanan toplam varyansın, örneklem büyüklüğü ile pozitif ilişkili olduğu söylenebilir. Bir başka ifadeyle örneklem büyüklüğü arttığında açıklanan toplam varyans artmaktadır. Ancak ortak varyansın geniş aralıkta olduğu (0.2 ile 0.8) veri grubu için örneklem sayısı arttıkça açıklanan toplam varyans azalmaktadır.

Literatürde büyük örneklem için en iyi sonucu maksimum olabilirlik yönteminin verdiği belirtilmektedir. Bunun nedeni ise evren parametrelerinin örneklem parametreleri kullanılarak kestirilmesidir. Başka bir deyişle örneklem giderek evrene yaklaşacağından bu yöntem diğer yöntemlere göre daha iyi sonucu vermektedir (Maccallum vd, 1999). Bu çalışmada maksimum olabilirlik yöntemi, temel bileşen yöntemi ve imaj faktör yöntemi haricindeki diğer yöntemlerle tüm durumlarda benzer sonuçları vermiştir. Bu yönüyle maksimum olabilirlik yöntemi ve diğer yöntemler arasında bir farklılık gözlenmemiştir.

4.2. Birinci Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 1: Örneklem büyüklüğü küçük ($N=100$) ve ortak varyans değerleri yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri için faktör çıkartma yöntemleri arasında aşağıdaki durumlar için;

- a. Çıkarılan ortak varyans değerlerine göre açımlayıcı faktör analizi yöntemleri arasında bir fark var mıdır?
- b. Üretilen veri grubuna ait ortak varyans aralıklarıyla faktör çıkartma yöntemleri uygulandıktan sonra çıkartılan varyanslar arasında bir fark var mıdır?
- c. Çıkarılan faktör sayısı bakımından bir fark var mıdır?
- d. Döndürülmüş faktör matrisine göre faktör yükleri arasında bir fark var mıdır?

Ortak varyans deęerleri yüksek olan veri grubu için (0.6 ile 0.8 arası);

Örneklem büyüklüğünün küçük, ortak varyans deęerlerinin yüksek olduęu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans deęerleri çizelge 4.2.'de yer almaktadır. TBA için başlangıç ortak varyans deęerleri 1'dir bunun nedeni temel bileşen analizi tüm varyansın ortak varyanstan oluştuęunu kabul etmesidir (Thurstone, 1958). Dięer faktör çıkartma yöntemleri için ortak varyans deęerlerinin başlangıç deęerleri birbirine eşittir.

Çizelge 4.2. Ortak Varyans Çizelgesi (Yüksek Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	,813	,800	,800	,800	,757	,800	,800
2	,642	,600	,600	,600	,572	,600	,600
3	,658	,600	,600	,600	,568	,600	,600
4	,814	,800	,800	,800	,755	,800	,800
5	,815	,800	,800	,800	,751	,800	,800
6	,678	,600	,600	,600	,544	,600	,600
7	,663	,600	,600	,600	,554	,600	,600
8	,672	,600	,600	,600	,547	,600	,600
9	,749	,700	,700	,700	,610	,700	,700
10	,730	,700	,700	,700	,661	,700	,700
11	,660	,600	,600	,600	,562	,600	,600
12	,748	,700	,700	,699	,612	,700	,700
13	,812	,800	,800	,800	,709	,800	,800
14	,743	,700	,700	,700	,631	,700	,700
15	,689	,600	,600	,599	,536	,600	,600
16	,682	,600	,600	,600	,531	,600	,600
17	,813	,800	,800	,800	,756	,800	,800
18	,670	,599	,599	,599	,551	,599	,599
19	,675	,601	,601	,601	,544	,601	,601
20	,749	,700	,700	,700	,627	,700	,700

Buna göre temel bileşen analizinde dięer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans deęerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde dięer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans deęerleri elde edilmiştir. TBA ve İF yöntemleri dışındaki dięer 5 yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans deęerleri arasında bir fark olmayıp bu deęerler üretilen ortak varyans deęerleri aralığındadır.

TBA ve İF yöntemlerinde ortak varyans deęerleri için üretilen veri aralığının üstünde veya altında deęerler elde edilmiştir. Faktör çıkartma yöntemleri sonucunda çıkartılan ortak varyans deęerlerine bakıldığında sadece temel bileşenler analizinde bu deęerlerin üstünde bir ortak varyans deęeri çıkartılmıştır. Örneğin 1. maddelerin temel bileşenler analizindeki ortak varyans deęeri 0.813 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 4, 5, 17 nolu maddeler üretilen ortak varyans

değerinden yüksek değer elde edilmiştir. Minimum değer olan 0.6'nın altında ortak varyans çıkartan yöntem imaj faktör yöntemidir. İkinci maddenin ortak varyans değeri imaj faktöründe 0.572 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 3, 6, 7, 8, 11, 15, 16, 18, 19 nolu maddelerin ortak varyans değerleri 0.6'nın altında elde edilmiştir. TBA ve İF dışındaki yöntemler için sadece 18 nolu madde ortak varyans değer 0.599 olarak çıkartmıştır ki bu değer 0.6'ya çok yakın olduğu için ihmal edilebilir. Buradan temel bileşenler analizi üretilen veri grubu için üretilen ortak varyans değerini yükseltirken imaj faktör analizi ise üretilen ortak varyans değerini düşürmektedir.

Döndürülmüş faktör matrisleri için sadece üç yonteme ait faktör yüklerine yer verilmiştir. Bunun nedeni tüm durumlarda imaj faktör yöntemi ve temel bileşen analizi arasında farklar bulunmuş ve diğer faktör çıkartma yöntemleri maksimum olabilirlik (MO), temel eksen analizi (TEA), alfa faktör yöntemi (AF), ağırlıklandırılmamış en küçük kareler yöntemi (AEKF), genelleştirilmiş en küçük kareler faktör yöntemi (GEKF) aynı faktör yüklerini vermiştir. Bundan dolayı döndürülmüş faktör matrisleri için bu beş yöntem için faktör yüklerini ayrı ayrı vermeye gerek yoktur. Her durum için bir yöntem örnek olarak çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör(İF)</i>			<i>Faktör (TEA)</i>		
	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>
1	,792	,430		,755	,429		,785	,428	
2	,415	,569	,382	,402	,529	,361	,409	,544	,370
3	,777			,710			,737		
4	,734	,524		,701	,514		,727	,521	
5	,836	,341		,793	,349		,828	,340	
6	,786			,706			,739		
7		,760			,684			,717	
8			,796			,712			,748
9		,826			,740			,797	
10	,631		,542	,596		,511	,615		,531
11	,443	,675		,422	,617		,431	,640	
12		,850			,764			,821	
13			,871			,809			,865
14	,676		,517	,626		,482	,655		,506
15			,816			,722			,763
16		,814			,714			,762	
17	,763	,481		,728	,475		,756	,478	
18	,780			,705			,736		
19			,774			,693			,729
20			,837			,763			,808

Örnekleme büyüklüğünün küçük, ortak varyans değerlerinin yüksek olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre döndürülmüş faktör matrisi çizelge 4.3.'de yer almaktadır. Bütün yöntemlerde üç faktöre de aynı maddeler gitmiştir. Benzer şekilde çıkarılması gereken maddeler için de yöntemlere göre bir farklılık gözlenmemiştir. Birinci faktöre 1, 3, 4, 5, 6, 14, 17, 18. maddeler, ikinci faktöre 2, 7, 9, 11, 12, 16. maddeler ve üçüncü faktöre ise 8, 13, 15, 19, 20. maddeler gelmiştir. Sadece 10. madde iki faktöre de yakın değerlerde gittiği (yükler arasındaki fark 0.1'den küçük) için bu analizden çıkarılması gerekmektedir. Bu sonuçlar bütün yöntemler için aynıdır. Tek fark faktör yüklerini en büyük veren TBA, en düşük veren ise İF olarak elde edilmiştir.

Ortak varyans değerleri geniş bir aralıkta olan veri grubu için (0.2 ile 0.8 arası):

Ortak varyans değerlerinin geniş aralıkta olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans değerleri çizelge 4.4.'de yer almaktadır.

Çizelge 4.4. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	,477	,400	,400	,400	,364	,400	,401
2	,652	,599	,599	,599	,531	,599	,599
3	,256	,200	,200	,200	,184	,200	,200
4	,721	,700	,700	,700	,617	,700	,699
5	,739	,700	,700	,700	,535	,700	,699
6	,484	,400	,400	,400	,359	,400	,401
7	,743	,699	,700	,699	,538	,700	,698
8	,636	,600	,600	,600	,552	,600	,600
9	,717	,700	,700	,700	,625	,700	,699
10	,451	,300	,300	,300	,248	,300	,301
11	,651	,500	,500	,499	,396	,500	,501
12	,403	,300	,300	,300	,264	,300	,300
13	,718	,700	,700	,700	,622	,700	,700
14	,683	,600	,600	,599	,466	,600	,600
15	,494	,400	,400	,400	,354	,400	,400
16	,723	,700	,700	,700	,610	,700	,699
17	,748	,700	,700	,700	,566	,700	,699
18	,266	,200	,200	,200	,182	,200	,200
19	,269	,200	,200	,200	,181	,200	,200
20	,474	,400	,400	,400	,365	,400	,401

Buna göre temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans değerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde diğer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans değerleri elde edilmiştir. İF yöntemi dışındaki diğer 6

yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans değerleri arasında bir fark olmayıp bu değerler üretilen ortak varyans değerleri aralığındadır.

Faktör yöntemleri sonucunda çıkartılan ortak varyans değerlerine bakıldığında sadece imaj faktör analizinde bu aralığın altında bir ortak varyans değeri çıkartılmıştır. Bu aralıktaki minimum değer olan 0.2'nin altında ortak varyans çıkartmıştır. 3, 18, 19 nolu maddeler buna örnek gösterilebilir. Diğer 5 yöntem üretilen veri grubunun ortak varyans aralığıyla aynı aralıkta ortak varyans değeri çıkartmıştır. Temel bileşenler analizi ise yüksek ortak varyans değeri olan 0.8'in üstünde bir ortak varyans çıkartmamıştır. İmaj faktör yöntemi ise geniş aralıkta üretilen veri grubu için ortak varyansı daha düşük çıkaran bir yöntem olarak bulunmuştur.

Elde edilen faktör sayıları yöntemden yöntem farklılık göstermemiştir. Her yöntem 3 faktör çıkarmıştır. Döndürülmüş faktör matrisine göre ise hangi maddelerin hangi faktörlere gittiği incelenmiştir. Bu sonuçlar tablo 4.5.'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.5. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör (İF)</i>			<i>Faktör (MO)</i>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	,688			,598			,629		
2	,499	,634		,492	,535		,506	,585	
3	,462			,393			,409		
4	,819			,762			,811		
5			,824			,698			,805
6	,460	,518		,434	,412		,448	,445	
7		,855			,717			,825	
8	,661		,374	,626		,337	,652		,356
9	,720		,439	,679		,396	,716		,429
10			,670			,498			,547
11		,784			,619			,693	
12	,305		,556			,428			,464
13	,718		,446	,676		,402	,713		,436
14			,825			,682			,774
15	,395	,577		,383	,455		,393	,494	
16	,845			,777			,832		
17		,757	,416		,646	,370		,728	,404
18	,499			,415			,434		
19	,369		,364	,322			,334		
20	,684			,597			,627		

En yüksek faktör yüküne sahip olan yöntem temel bileşenler analizi olurken en düşük faktör yükü çıkartan yöntem ise imaj faktör yöntemidir. Diğer yöntemler

benzer ya da aynı faktör yükü çıkartmışlardır. Birinci faktöre giden maddeler 1, 3, 4, 8, 9, 13, 16, 18, 20 nolu maddelerdir. İkinci faktöre gidenler ise 7, 11, 15, 17 nolu maddelerdir. Üçüncü faktöre ise 5, 10, 12, 14 nolu maddeler bulunmaktadır. Altıncı madde iki faktöre de gittiği için ve faktör yükleri arasında olması gereken minimum farka uymadığı için atılması gerekmektedir. Ancak 2. madde her yöntemde de 6. madde gibi iki faktöre gitmiştir. Fakat bu sadece temel bileşenler analizinde faktör yükleri arasındaki farkı 0.1'den büyüktür. Dolayısıyla diğer yöntemlerde bu madde atılması gerekirken TBA' da atılmasına gerek yoktur.

Ortak varyans değerleri düşük aralıkta olan veri grubu için (0.2 ile 0.4 arası):

Ortak varyans değerlerinin düşük bir aralıkta olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans değerleri çizelge 4.6.'da yer almaktadır.

Çizelge 4.6. Ortak Varyans Çizelgesi (Düşük Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	,434	,300	,300	,300	,192	,300	,300
2	,499	,400	,400	,401	,263	,401	,400
3	,473	,400	,400	,400	,304	,400	,399
4	,332	,201	,200	,201	,148	,200	,200
5	,428	,200	,200	,199	,114	,200	,200
6	,481	,400	,400	,400	,282	,400	,399
7	,466	,400	,400	,400	,314	,400	,400
8	,422	,300	,300	,300	,199	,300	,300
9	,386	,300	,300	,300	,231	,300	,300
10	,479	,400	,400	,400	,294	,400	,399
11	,372	,300	,300	,300	,240	,300	,300
12	,357	,300	,300	,300	,249	,300	,300
13	,474	,299	,299	,299	,172	,299	,299
14	,365	,300	,300	,300	,244	,300	,300
15	,378	,300	,300	,300	,237	,300	,300
16	,312	,200	,200	,200	,140	,200	,200
17	,251	,200	,200	,200	,168	,200	,200
18	,447	,300	,301	,301	,186	,301	,301
19	,423	,300	,300	,300	,199	,300	,300
20	,391	,300	,300	,300	,226	,300	,300

Buna göre temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans değerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde diğer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans değerleri elde edilmiştir. TBA ve İF yöntemleri dışındaki diğer 5 yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans değerleri arasında bir fark olmayıp bu değerler üretilen ortak varyans değerleri aralığındadır.

Faktör yöntemleri sonucunda çıkartılan ortak varyans değerlerine bakıldığında sadece temel bileşenler analizinde bu değerlerin üstünde bir ortak varyans değeri çıkartılmıştır. Örneğin 1. madde için temel bileşenler analizindeki ortak varyans değeri 0.434 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 2, 3, 5, 6, 7, 8, 10, 13, 18 ve 19 nolu maddeler yine üretilen ortak varyans değerinden yüksek elde edilmiştir. Fakat temel bileşenler analizi için minimum değer olan 0.2 'nin altında bir ortak varyans değeri elde edilmemiştir. Minimum değer olan 0.2'nin altında ortak varyans çıkartan yöntem imaj faktör yöntemidir. Birinci maddenin ortak varyans değeri imaj faktöründe 0.192 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 4, 5, 13, 16, 17, 18 nolu maddelerin ortak varyans değerleri 0.2'nin altında elde edilmiştir. Buradan temel bileşenler analizi üretilen veri grubu için ortak varyans değerini yükseltirken imaj faktör analizi ise üretilen ortak varyans değerini düşürmektedir.

Çizelge 4.7. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör(İF)</i>			<i>Faktör (AF)</i>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1		.651			.417			.531	
2			.634			.359			.544
3	.653			.533			.607		
4	.341		.463				.316		.314
5			.650						.435
6		.408	.545		.383	.331		.384	.480
7	.661			.540			.613		
8		.634			.420			.521	
9	.618			.477			.545		
10	.690			.543			.631		
11	.590			.466			.525		
12	.465			.392			.428		
13			.666			.339			.514
14	.543			.438			.488		
15	.602			.472			.534		
16		.525			.345			.405	
17	.410			.334			.364		
18		.659			.410			.534	
19		.635			.417			.521	
20	.621			.475			.546		

Örnekleme büyüklüğü 100 olan ve ortak varyans değerleri düşük bir aralıkta üretilen bir veri grubuna uygulanan faktör analizi yöntemi sonucunda yöntemler arasında faktör sayısı ile ilgili olarak döndürülmüş faktör matrisleri çizelge 4.7.'de gösterilmiştir. Temel bileşenler analizinde maddelerin faktörlere ilişkin faktör yükleri diğer yöntemlere göre büyük elde edilirken imaj analiz yönteminde faktör yükleri en düşük olarak elde edilmiştir. Faktörlere göre oluşan maddeler ise şu

şekildedir. Temel bileşen analizine göre birinci faktöre giden maddeler 3, 7, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 17, 20 nolu maddelerdir. İkinci faktöre gidenler ise 1, 8, 16, 18, 19 nolu maddelerdir. Üçüncü faktöre ise 2, 4, 5, 6, 13 nolu maddeler gitmiştir.

Faktör sayısına göre yöntemler arasında bir farka rastlanmamıştır. İmaj faktör analizine göre üçüncü boyuta 2 ve 13 nolu maddeler girmiştir. Altıncı madde imaj faktörü yönteminde iki faktöre de gitmiştir fakat faktör yükleri arasındaki fark 0.1'den küçük olduğu için bu analizde çıkarılması gerekir. Alanyazında bir faktörün en az 3 madde içermesi gerektiğini belirtilmiştir (Maccallum vd, 1999; Faktör yükleri faktörlerin kararlılığını belirtir. Bir faktörün kararlı olabilmesi için en az 3 maddeden oluşması ve faktör yüklerinin de yüksek olması gerekmektedir (Ford vd. 1986; Hogarthy vd; 2005; Maccallum vd, 1999). Dolayısıyla bu yöntemde göre faktör sayısında bir değişiklik vardır. Üç faktöre göre üretilen bir veri için düşük ortak varyans değerinde imaj faktörü 3 faktör yerine 2 faktör çıkarmıştır. Başka önemli bir bulgu da imaj faktör yönteminde 4 ve 5. maddeler hiçbir faktöre yük vermemiştir. Bu maddelerin ortak varyans değerlerine bakıldığında 0.2'den küçük olduğu gözükmemektedir. Son olarak temel üçüncü faktöre temel bileşen analizinde 5 tane madde gitmiştir ama diğer beş yöntem için bu faktöre 3 madde gitmiştir.

Birinci alt problem kapsamında, bütün ortak varyans düzeylerinde faktör çıkartma yöntemleri tarafından çıkartılan ortak varyans değerlerine göre yapılan karşılaştırmalarda en yüksek ortak varyansı çıkartan yöntemin temel bileşenler analizi olduğu görülmüştür. Temel bileşen analizi ortak, hata ve özgün varyansı ayrı ayrı analiz etmediği için varyansı maksimum yapar. (Büyüköztürk, 2002; Fabrigar vd; 1999; Maccallum vd; 1999; Gorsuch, 2008; Tabachnick ve Fidell, 2014; Veliver ve Fava, 1992). En düşük ortak varyansı çıkartan ise imaj faktör yöntemidir. Gorsuch (2008)'e bu yöntemin amacı varyansı en küçük yapmaktır. Diğer 5 yöntem tarafından çıkartılan ortak varyans değerleri birbirine eşittir. Burada temel bileşen analizi ortak varyansı yükselten bir yöntem, imaj faktör yöntemi ise ortak varyansı düşüren bir yöntem olduğu söylenebilir.

Alt Problem 2: Örneklem büyüklüğü büyük (N=500) ve ortak varyans değerleri yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri için faktör çıkartma yöntemleri arasında aşağıdaki durumlar için;

- Çıkarılan ortak varyans değerlerine göre açıklayıcı faktör analizi yöntemleri arasında bir fark var mıdır?
- Üretilen veri grubuna ait ortak varyans aralıklarıyla faktör çıkartma yöntemleri uygulandıktan sonra çıkartılan varyanslar arasında bir fark var mıdır?
- Çıkarılan faktör sayısı bakımından bir fark var mıdır?
- Döndürülmüş faktör matrisine göre faktör yükleri arasında bir fark var mıdır?

Ortak varyans değerleri yüksek aralıkta olan veri grubu için (0.6 ile 0.8 arası):

Ortak varyans değerlerinin yüksek olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans değerleri çizelge 4.8.'de yer almaktadır.

Buna göre temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans değerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde diğer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans değerleri elde edilmiştir. TBA ve İF yöntemleri dışındaki diğer 5 yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans değerleri arasında bir fark olmayıp bu değerler üretilen ortak varyans değerleri aralığındadır.

Çizelge 4.8. Ortak Varyans Çizelgesi (Yüksek Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	0,765	0,699	0,7	0,699	0,572	0,7	0,7
2	0,634	0,6	0,6	0,6	0,578	0,6	0,6
3	0,702	0,6	0,6	0,6	0,54	0,6	0,6
4	0,743	0,7	0,7	0,7	0,655	0,7	0,7
5	0,749	0,7	0,7	0,7	0,646	0,7	0,7
6	0,641	0,6	0,6	0,6	0,569	0,6	0,6
7	0,745	0,7	0,7	0,7	0,63	0,7	0,7
8	0,639	0,6	0,6	0,6	0,578	0,6	0,6
9	0,821	0,8	0,8	0,8	0,704	0,8	0,8
10	0,71	0,6	0,6	0,6	0,503	0,6	0,6
11	0,822	0,8	0,8	0,8	0,72	0,8	0,8
12	0,741	0,7	0,7	0,7	0,656	0,7	0,7
13	0,654	0,6	0,6	0,6	0,563	0,6	0,6
14	0,685	0,6	0,6	0,6	0,527	0,6	0,6
15	0,728	0,7	0,7	0,7	0,656	0,7	0,7
16	0,729	0,7	0,7	0,7	0,672	0,7	0,7
17	0,756	0,7	0,7	0,7	0,641	0,7	0,7
18	0,743	0,7	0,7	0,7	0,658	0,7	0,7
19	0,811	0,8	0,8	0,8	0,76	0,8	0,799
20	0,813	0,8	0,8	0,8	0,757	0,8	0,8

Faktör yöntemleri sonucunda çıkartılan ortak varyans değerlerine bakıldığında sadece temel bileşenler analizinde bu değerlerin üstünde bir ortak varyans değeri çıkartılmıştır. Örneğin 9. maddenin temel bileşenler analizindeki ortak varyans değeri 0.821 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 11, 19, 20 nolu maddeler yine üretilen ortak varyans değerinden yüksek elde edilmiştir. Fakat temel bileşenler analizi için minimum değer olan 0.6 'nın altında bir ortak varyans değeri elde edilmemiştir. Minimum değer olan 0.6' nın altında ortak varyans çıkartan yöntem imaj faktör yöntemidir. Birinci maddenin ortak varyans değeri imaj faktöründe 0.572 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 2, 3, 6, 8, 10, 13, 14 nolu maddelerin ortak varyans değerleri 0.6'nın altında elde edilmiştir. Temel bileşen analizi üretilen ortak varyansı artıran bir yöntem olurken imaj faktör yöntemi ise üretilen ortak varyansı düşüren bir yöntem olmuştur.

Çizelge 4.9. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör (İF)</i>			<i>Faktör (MO)</i>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1			,873			,755			,836
2	,524	,491	,344	,504	,469	,322	,509	,478	,336
3		,833			,734			,773	
4	,817			,760			,788		
5		,842			,775			,811	
6	,536		,524	,512		,474	,518		,500
7	,562		,651	,531		,590	,544		,633
8	,660	,404		,617	,395		,631	,399	
9		,900			,833			,888	
10			,841			,709			,774
11	,906			,846			,893		
12	,334	,793		,334	,737		,333	,767	
13		,614	,468		,566	,419		,584	,444
14			,784			,674			,727
15	,465	,374	,610	,457	,369	,558	,458	,372	,594
16	,659	,531		,627	,513		,642	,523	
17	,869			,798			,835		
18	,834			,775			,805		
19	,534	,715		,521	,686		,529	,710	
20	,743	,511		,711	,500		,734	,510	

Örnekleme büyüklüğünün büyük, ortak varyans değerlerinin yüksek olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen döndürülmüş faktör matrisi çizelge 4.9.'da yer almaktadır. Çıkarılan faktör sayısı bakımından bir değişiklik olmamıştır. Bütün yöntemlerde üç faktöre aynı maddeler gitmiştir. Benzer şekilde çıkarılması gereken maddeler için de yöntemlere göre bir farklılık elde edilmemiştir. Birinci faktöre 4, 8, 11, 16, 18, 20 nolu maddeler, ikinci faktöre 3,

5, 12, 13, 19 nolu maddeler ve üçüncü faktöre ise 1, 10, 14, 15. maddeler gelmiştir. Birden çok faktöre giden ve çıkarılması gereken maddeler ise 2, 6, 7, 9, 11, 17 nolu maddelerdir. Özetle en yüksek faktör yükünü TBA verirken en düşük faktör yüklerini İF vermektedir. Diğer yöntemler benzer ya da aynı sonuçları vermektedir. Bu da Velicer ve Fava (1992)'de yöntemler arasında sayıların değeri bakımından fark olup, yorumlama için bir fark yoktur görüşünü desteklemektedir.

Ortak varyans değerleri geniş aralıkta olan veri grubu için (0.2 ile 0.8 arası):

Ortak varyans değerlerinin geniş bir aralıkta olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans değerleri çizelge 4.10.'da yer almaktadır.

Buna göre temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans değerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde diğer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans değerleri elde edilmiştir. TBA ve İF yöntemler dışındaki diğer 5 yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans değerleri arasında bir fark olmayıp bu değerler üretilen ortak varyans değerleri aralığındadır.

Çizelge 4.10. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	,367	,200	,200	,200	,156	,200	,200
2	,645	,501	,500	,500	,405	,500	,500
3	,760	,800	,800	,800	,576	,800	,799
4	,356	,300	,300	,300	,279	,300	,300
5	,723	,700	,700	,700	,630	,700	,700
6	,364	,300	,300	,300	,277	,300	,300
7	,346	,200	,200	,200	,168	,200	,200
8	,461	,400	,400	,400	,368	,400	,400
9	,561	,500	,500	,500	,458	,500	,500
10	,358	,300	,300	,300	,279	,300	,300
11	,412	,300	,300	,300	,265	,300	,300
12	,597	,501	,500	,501	,417	,500	,501
13	,550	,500	,500	,500	,463	,500	,500
14	,717	,700	,700	,700	,643	,700	,700
15	,621	,500	,499	,500	,347	,500	,500
16	,776	,798	,799	,798	,513	,799	,799
17	,642	,600	,600	,600	,552	,600	,600
18	,717	,700	,700	,700	,642	,700	,700
19	,390	,200	,200	,200	,150	,200	,200
20	,722	,700	,700	,700	,629	,700	,700

Ortak varyans aralığı geniş olan bu veri grubu için faktör çıkartma yöntemlerinden hiçbiri üretilen ortak varyans aralığından daha yüksek (0.8'den büyük) bir ortak

varyans çıkartmamıştır. Sadece imaj faktörü üretilen ortak varyans aralığının en küçük değeri olan 0.2'nin altında ortak varyans çıkartmıştır. Buna örnek olarak 1,7 ve 19 nolu maddeler gösterilebilir. İmaj faktör yöntemi geniş aralıkta üretilen veri grubu için ortak varyansı düşüren bir yöntem olarak bulunmuştur.

Örnekleme büyüklüğünün büyük, ortak varyans değerlerinin yüksek olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen döndürülmüş faktör matrisi çizelge 4.11.'de yer almaktadır.

En yüksek faktör yükü çıkartan yöntem temel bileşenler analizi olurken en düşük faktör yükü çıkartan yöntem ise imaj faktör yöntemidir. Diğer yöntemler benzer ya da aynı faktör yükü çıkartmışlardır. Birinci faktöre giden maddeler 4, 5, 6, 8, 9, 10, 13, 14, 17, 18, 20 nolu maddelerdir. İkinci faktöre gidenler ise 2, 7, 12, 16 nolu maddelerdir. Üçüncü faktöre 1, 3, 15, 19 nolu maddeler gitmiştir. Onbirinci madde iki faktöre de gittiği için ve faktör yükleri arasında olması gereken minimum farka uymadığı için atılması gerekmektedir. Elde edilen faktör sayıları yöntemden yöntem farklılık göstermemiştir. Her yöntem için 3 faktör elde edilmiştir.

Çizelge 4.11. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör (İF)</i>			<i>Faktör (GEKF)</i>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1			,599			,383			,438
2		,783			,618			,688	
3		,429	,701		,392	,585		,412	,743
4	,575			,508			,527		
5	,848			,793			,835		
6	,551			,486			,503		
7		,561			,382			,420	
8	,624			,560			,580		
9	,747			,676			,706		
10	,581			,511			,530		
11		,441	,419		,348	,320		,363	,355
12	,414	,642		,393	,511		,406	,574	
13	,645	,351		,597	,302		,618	,322	
14	,804			,759			,793		
15			,784			,582			,703
16		,870			,707			,884	
17	,799			,738			,771		
18	,814			,765			,799		
19			,621			,387			,447
20	,847			,792			,835		

Ortak varyans değerleri düşük aralıkta olan veri grubu için (0.2 ile 0.4 arası):

Örnekleme büyüklüğünün büyük, ortak varyans değerlerinin düşük olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen ortak varyans çizelgesi çizelge 4.12.'de yer almaktadır.

Çizelge 4.12. Ortak Varyans Çizelgesi (Geniş Ortak Varyans)

<i>Madde</i>	<i>TBA</i>	<i>TEA</i>	<i>MO</i>	<i>AF</i>	<i>İF</i>	<i>GEKF</i>	<i>AEKF</i>
1	,367	,300	,300	,300	,241	,300	,300
2	,575	,399	,400	,399	,173	,400	,399
3	,458	,400	,400	,400	,329	,400	,399
4	,418	,200	,200	,200	,109	,200	,200
5	,465	,400	,400	,400	,320	,400	,400
6	,463	,400	,400	,400	,323	,400	,400
7	,335	,200	,200	,200	,130	,200	,200
8	,374	,200	,200	,200	,115	,200	,200
9	,329	,200	,200	,200	,134	,200	,200
10	,453	,400	,400	,400	,330	,400	,399
11	,576	,400	,400	,400	,173	,400	,400
12	,266	,200	,200	,200	,165	,200	,200
13	,366	,300	,300	,300	,244	,300	,300
14	,462	,400	,400	,400	,325	,400	,400
15	,256	,200	,200	,200	,168	,200	,200
16	,267	,200	,200	,200	,164	,200	,200
17	,368	,300	,300	,300	,248	,300	,300
18	,544	,398	,399	,399	,170	,400	,399
19	,466	,400	,400	,400	,320	,400	,399
20	,405	,300	,300	,300	,209	,300	,300

Buna göre temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha yüksek ortak varyans değerleri elde edilirken, imaj faktör yönteminde diğer yöntemlere göre daha düşük ortak varyans değerleri elde edilmiştir. TBA ve İF yöntemleri dışındaki diğer 5 yöntem incelendiğinde, elde edilen ortak varyans değerleri arasında bir fark olmayıp bu değerler üretilen ortak varyans değerleri aralığındadır.

Faktör yöntemleri sonucunda çıkartılan ortak varyans değerlerine bakıldığında sadece temel bileşenler analizinde bu değerlerin üstünde bir ortak varyans değeri çıkartılmıştır. Örneğin 2. madde için temel bileşenler analizindeki ortak varyans değeri $0.575 > 0.4$ olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 3, 4, 5, 6, 10, 11, 14, 18, 19, 20 nolu maddeler yine üretilen ortak varyans değerinden yüksek elde edilmiştir. Fakat temel bileşenler analizi için minimum değer olan 0.2 'nin altında bir ortak varyans değeri elde edilmemiştir. Minimum değer olan 0.2'nin altında ortak varyans çıkartan yöntem imaj faktör yöntemidir. İkinci maddenin ortak varyans değeri imaj faktöründe 0.173 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde 4, 7, 8, 9, 11, 12, 15, 16, 18 maddelerin ortak varyans değerleri 0.2' nin altında elde edilmiştir.

Buradan temel bileşenler analizi üretilen veri grubu için ortak varyans değerini yükseltirken imaj faktör analizi ise üretilen ortak varyans değerini düşürmektedir.

Örnekleme büyüklüğünün büyük, ortak varyans değerlerinin düşük olduğu veri grubu için farklı faktör çıkartma yöntemlerine göre elde edilen döndürülmüş faktör matrisi çizelge 4.13.'de yer almaktadır. Temel bileşenler analizinde faktör yükleri diğer yöntemlere göre daha yüksek elde edilmiştir. En yüksek faktör yüklerini temel bileşenler analizi verirken en düşük faktör yüklerini imaj faktör analizi vermektedir.

Çizelge 4.13. incelendiğinde maddelerin faktörlere dağılımı şu şekilde olmuştur. Birinci faktörü oluşturan maddeler 3, 5, 6, 10, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 19 nolu maddelerdir. İkinci boyutu oluşturan maddeler ise 7, 8, 9, 18, 20 nolu maddelerdir. Üçüncü faktörü oluşturan maddeler ise 2, 4, 11 nolu maddelerdir. Ayrıca 1. madde sadece imaj faktöründe tek faktöre gitmiş fakat diğer yöntemlerde iki faktöre yük vermiştir. Bu aradaki yük miktarı 0.1'den küçük olduğu için çıkarılması gerekmektedir. Fakat imaj faktörü yönteminde bu madde analize alınabilir.

Çizelge 4.13. Döndürülmüş Faktör Matrisi

	<i>Bileşen (TBA)</i>			<i>Faktör (İF)</i>			<i>Faktör (AEKF)</i>		
	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>
1	,451	,398		,399			,423	,344	
2			,757			,415			,631
3	,658			,554			,613		
4			,645			,329			,446
5	,677			,558			,626		
6	,677			,560			,627		
7		,567			,328			,425	
8		,572			,316			,421	
9		,548			,320			,413	
10	,607			,524			,570		
11			,759			,416			,632
12	,508			,398			,440		
13	,504			,429			,464		
14	,660			,553			,614		
15	,470			,382			,416		
16	,506			,396			,438		
17	,597			,487			,538		
18		,726			,411			,625	
19	,679			,560			,629		
20		,571			,365			,472	

Sonuç olarak bütün faktör yükleri ve ortak varyans değerleri karşılaştırıldığında maddelerin ortak varyansları düşük olduğunda faktör yüklerini de düşük

çıkarmakta ve tam tersi ortak varyans değerleri yüksek ise faktör yükleri de yüksek olarak elde edilmiştir. Örneklem büyüklüğünün elde edilen faktör sayısına ya da ortak varyans değerlerine etkisine rastlanmıştır. Ortak varyansın düşük olduğu ve örneklem büyüklüğünün 100 olduğu durumlarda çıkarılan faktör sayısı bakımından yöntemler arasında fark elde edilmiştir. İmaj faktör yöntemi bu koşulda 3 faktör çıkaramazken örneklem büyüklüğü 500 olduğunda 3 faktör çıkarmıştır. Literatürde ortak varyansın düşük olduğu ve faktörlerin fazla kararlı olmadığı veri grupları için örneklem büyüklüğünün etkisi olabileceği belirtilmiştir (Fabrigar vd, 1999; Gorsuch, 2008; Maccallum vd, 1999). Maccallum vd (1999) ortak varyans değerinin düşük olduğu durumlarda büyük örneklemelere ihtiyaç duyulabileceğini de belirtmiştir. İmaj faktör yöntemi bu yönden literatürde yer alan bu görüşü destekler niteliktedir.

Tabachnick ve Fidell (2014) ortak varyans aralıklarının düşük olduğu durumlarda faktör çıkartma yöntemleri arasında fark olabileceğini belirtmiştir. İmaj faktör yöntemi ortak varyansın düşük olduğu veri için tercih edilmemelidir. Sonuç olarak ortak varyans değerlerine göre oluşturan veri türleri arasında yöntemlere göre farklılık oluşturmuştur. Snook ve Gorsuch (1989)'a göre ortak faktör analizi ile temel bileşenler analizi arasındaki farkı oluşturan iki etmeden biri ortak varyansın değeridir. Aynı şekilde Maccallum, Widaman, Zhang ve Hong (1999) faktör analizinde sonuçların daha anlaşılabilir olması ortak varyans değerlerine bağlamaktadır. Bu çalışmada ortak varyansın düşük olduğu koşullarda çıkarılan faktör sayılarındaki yöntemler arasında bulunan farklılık literatürde yer alan bu görüşleri desteklemektedir.

Ayrıca örneklem büyüklüğü arttıkça faktörlerin açıkladıkları varyans genel olarak artmaktadır. Bu da faktörlerin daha iyi açıklanabilmesini kolaylaştırmaktadır. Örneklem büyüklüğü 100 olduğunda maddeler birden çok faktöre yük vermişken örneklem büyüklüğü arttıkça maddeler ayrı ayrı boyutlara yük verme eğiliminde oldukları gözlenmiştir.

BÖLÜM 5

SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu bölümde araştırmanın bulgu ve yorumlarına dayalı olarak ulaşılan sonuçların özetine ve bu sonuçlardan yola çıkarak geliştirilen önerilere yer verilmiştir.

5.1. Araştırma Problemine İlişkin Sonuçlar

Bu araştırmada yedi farklı faktör çıkartma yönteminin faktörler döndürüldükten sonra açıkladıkları varyanslar karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgulara göre faktörlerin döndürme işlemi uygulandıktan sonra hem her faktörün açıkladıkları varyansta hem de her faktörün toplam varyansa olan katkısında yöntemlere göre farklılıklar elde edilmiştir. Ortak varyansı yüksek olarak üretilen veri grubu için açıklanan varyans en yüksek elde edilmiştir. Ortak varyansı düşük aralıkta üretilen veri için açıklanan varyans en az elde edilmiştir. Buradan ortak varyans değerlerinin faktörlerin açıkladıkları varyansları etkiledikleri ve ortak varyans değeri düştükçe açıklanan varyansta azalma olduğu çıkarımı yapılabilir. Ayrıca üç durum için de en yüksek varyansı açıklayan yöntem temel bileşen analizi olurken, en düşük varyansı açıklayan yöntem imaj faktör yöntemi olmuştur. Diğer 5 yöntemin açıkladıkları varyanslar birbirine çok yakındır.

Toplam varyansın 2/3'ünün kapsandığı faktör sayısı, elde edilmek istenen faktör sayısı olarak değerlendirilir. Uygulamada, özellikle davranış bilimlerinde, ölçek geliştirmede sözü edilen miktara ulaşmak genellikle güçtür. Açıklanan varyansın yüksek olması, ilgili kavram ya da yapının o denli iyi ölçüldüğünün bir göstergesi olarak yorumlanır (Büyüköztürk, 2002). Sonuç olarak temel bileşen analizi ölçülmek istenen yapıyı tüm durumlar için en iyi ölçen yöntem olurken, imaj faktörü ise ölçülmek istenen yapıyı diğer yöntemler kadar iyi ölçemeyen bir yöntem olduğu çıkarımı yapılabilir. Temel bileşen analizi ve imaj faktör yöntemi haricindeki 5 yöntem ise birbirine çok yakın ya da aynı sonuçları vermiştir.

Araştırma bulgularında başlangıç öz değerlerine göre faktör çıkartma yöntemleri tarafından açıklanan varyansın birbirine eşit olduğu bulunmuştur. Fakat döndürme işlemi uygulandıktan sonra faktör çıkartma yöntemleri tarafından açıklanan varyans değerleri arasında farklar bulunmuştur. Ortak varyans değeri yüksek, düşük ve geniş aralıkta üretilen veri grupları için örneklem büyüklükleri arasında

farklar elde edilmiştir. Ortak varyans değeri yüksek ya da düşük aralıkta olan veri grupları için örneklem büyüdükçe, faktörler döndürüldükten sonra açıklanan varyansın arttırdığı bulunmuştur. Ancak ortak varyansı geniş aralıkta olan veri türü için açıklanan varyans, örneklem büyüdükçe azalmıştır ve en fazla azalma miktarı temel bileşen analizi yönteminde yer almaktadır.

5.1.1. Birinci Alt Probleme İlişkin Sonuçlar

Birinci alt problemde örneklem büyüklüğü küçük (100) ve ortak varyans değerleri yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri için faktör çıkartma yöntemleri, yöntemler tarafından çıkartılan ortak varyans değerlerine, faktör sayılarına ve faktör yüklerine göre karşılaştırılmıştır.

Tüm ortak varyans düzeylerinde faktör çıkartma yöntemleri tarafından çıkartılan ortak varyans değerlerine göre yapılan karşılaştırmalarda en yüksek ortak varyansı çıkartan yöntemin temel bileşenler analizi olduğu görülmüştür. Diğer 5 yöntem tarafından çıkartılan ortak varyans değerleri ise birbirine eşittir. Burada temel bileşen analizi ortak varyansı yükselten bir yöntem, imaj faktör yöntemi ise ortak varyansı düşüren bir yöntem olduğu söylenebilir.

Ayrıca üretilen ortak varyans aralıklarıyla faktör çıkartma yöntemleri tarafından çıkartılan ortak varyanslar karşılaştırılmıştır. Ortak varyans aralığı yüksek (0.6-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri grupları için temel bileşen analizi bu aralığın üstünde ortak varyans değeri çıkartırken, imaj faktör yöntemi ise bu aralığın altında ortak varyans çıkartan yöntem olarak bulunmuştur. Buradan yine temel bileşen analizi ortak varyansı yükselten bir yöntem olduğu imaj faktör yöntemi ise ortak varyansı düşüren bir yöntem olduğu çıkarımı yapılabilir. Ortak varyansı geniş aralıkta (0.2-0.8) üretilen veri grubu için sadece imaj faktör yöntemi bu aralığın altında değer çıkartmıştır. Temel bileşen analizi bu aralığın dışında bir değer çıkartmamıştır. Temel bileşen analizi ve imaj faktör yöntemi haricindeki diğer faktör çıkartma yöntemleri, üretilen ortak varyans aralığı dışında ortak varyans değeri çıkartmamıştır. Yani, bu yöntemler arasında çıkartılan ortak varyans değerleri bakımından bir fark yoktur.

Ayrıca çıkartılan faktör sayılarına göre yöntemler arasında ortak varyans düzeyleri (yüksek, geniş ve dar) bakımından da karşılaştırma yapılmıştır. Ortak varyansı yüksek (0.6-0.8) ve geniş (0.2-0.8) olan veri grubu için yöntemler arasında

çıkarılan faktör sayısı bakımından bir fark gözlenmemiştir. Bütün yöntemler 3 faktör çıkarmışlardır. Bu beklenen bir durumdur çünkü üretilen veri 3 faktörlü ya da 3 bileşenli olarak üretilmiştir. Ortak varyansı düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veri için faktör çıkartma yöntemleri arasında faktör sayıları bakımından farklılık elde edilmiştir. Bu tür veri grubunda imaj faktör yöntemi dışındaki yöntemlerin hepsi 3 faktör çıkarmıştır. Fakat imaj faktör yöntemi 2 faktör çıkarabilmiştir.

Döndürülmüş faktör matrislerindeki faktör yükleri, faktör çıkartma yöntemlerine göre karşılaştırılmıştır. İmaj faktör yöntemi ve temel bileşen analizi dışındaki diğer 5 yöntem tüm ortak varyans düzeylerinde aynı sonuçları vermiştir. Tüm ortak varyans düzeylerinde, en yüksek faktör yükünü temel bileşen analizi çıkartırken en düşük faktör yükünü imaj faktör yükü çıkarmıştır. Çıkartılan ortak varyans değerleriyle faktör yükleri arasında bir pozitif ilişki olduğu söylenebilir. Ortak varyans değerleri yüksek ise faktör yüklerinin yüksek, ortak varyans değerleri düşük ise faktör yüklerinin düşük olduğu söylenebilir.

Ortak varyansın yüksek ve geniş aralıkta olduğu veri için faktör yükleri bakımından farklılığa rastlanmamıştır. Aynı şekilde her yöntemde çıkartılması gereken maddeler bakımından bir farklılığa rastlanmıştır.. Ortak varyansı geniş olan veri grubu için temel bileşen analizinde diğer yöntemlere göre daha kararlı faktörler elde edilebilir çıkarımı yapılabilir. Ortak varyansı düşük aralıkta üretilen veri grubu için faktör yükleri bakımından faktör çıkartma yöntemleri arasında farklar elde edilmiştir. İmaj faktör yönteminde üçüncü faktöre sadece 2 madde yük vermiştir ve faktörlerin kararlılığı düşünüldüğünde bu maddelerin imaj faktör yöntemi sonucuna göre analizden çıkarılması gerekmektedir. Sonuç olarak, temel bileşen analizi en yüksek faktör yükünü çıkartan ve kararlılığı yüksek bir yöntem olduğu çıkarımı yapılabilir. İmaj faktör yöntemi ise ortak varyansın yüksek aralıkta olduğu veri grubu için kararlı faktörler çıkarabilir.

5.1.2. İkinci Alt Probleme İlişkin Sonuçlar

İkinci alt problemde örneklem büyüklüğü büyük (500) ve ortak varyans değerleri yüksek (0.6-0.8), geniş (0.2-0.8) ve düşük (0.2-0.4) aralıkta üretilen veriler için faktör çıkartma yöntemleri, yöntemler tarafından çıkartılan ortak varyans değerlerine, faktör sayılarına ve faktör yüklerine göre karşılaştırılmıştır. Örneklem

büyükliđü 100 olan veri grubuna ait bulgulara benzer bulgular elde edilmiştir. Dolayısıyla çıkarılan sonuçlar da benzerdir.

Elde edilen bulgulara göre tüm ortak varyans düzeylerinde yöntemlerin çıkarttıkları ortak varyans değerlerine örneklem büyüklüğünün etkisine rastlanmamıştır. En yüksek ortak varyansı temel bileşen analizi en düşük ortak varyansı ise imaj faktör yöntemi çıkarmıştır. Diğer 5 yöntem aynı ortak varyans değerlerini çıkartmıştır.

Faktör sayılarına göre faktör çıkartma yöntemleri arasında fark elde edilmemiştir. Yöntemlerin tümü, üretilen tüm ortak varyans düzeylerinde 3 faktör çıkarmıştır. Çıkarılan tüm faktörler kararlıdır. Aynı şekilde faktör yüklerine göre incelendiğinde temel bileşen analizi en yüksek faktör yükünü, imaj faktör yöntemi ise en düşük faktör yükünü çıkarmıştır.

Aynı koşullarda örneklem büyüklükleri ve faktör çıkartma yöntemleri de karşılaştırılmıştır. Ortak varyansı düşük aralıkta ve örneklem büyüklüğü 500 olan veri grubuna göre yöntemler arasında fark bulunmuştur. İmaj faktör yöntemi 3 faktöre göre üretilen örneklem büyüklüğü 100 olan veri grubu için 3 faktör çıkaramazken örneklem büyüklüğü 500 olduğunda çıkarabilmiştir. Örneklem büyüdükçe istenilen sonucu vermiştir.

5.2. Öneriler

Faktör çıkartma yöntemleri arasında genel olarak sayısal olarak farklar elde edilmiş olmakla birlikte yorumlama açısından pek fazla fark bulunmamıştır. Ortak varyans değerlerinin açılımlayıcı faktör analizinde önemli bir rolü vardır. Ortak varyans değerlerinin yüksek aralıkta olduğu veri grupları için tüm yöntemler aynı sonucu vermiştir. Fakat imaj faktör yöntemi, üretilen ortak varyanstan daha düşük ortak varyans çıkartarak açıklanan toplam varyansı düşürmüştür. Dolayısıyla ölçülmek istenen yapı bu durumdan etkilenmiştir. Temel bileşen analizi hata, özgün ve ortak varyansı bir arada analiz ettiği için varyansı en iyi açıklayan yöntem olduğu görülmüştür. Eğer araştırmacının amacı varyansı açıklamaksa her durumda bu yöntemi kullanması önerilmektedir. Aynı şekilde araştırmacının amacı değişkenler arasındaki gizil yapıları açıklamaksa o zaman temel eksen yöntemini kullanabilir. Diğer yöntemler arasında fark elde edilmemiştir. Ayrıca örneklem büyüklüğünün, ortak varyansı yüksek olarak üretilen veri grubu ile yapılan analizler

için ekisi azdır. Yirmi deęişken için alanyazında belirtildięi gibi örneklem büyüklüęü 100 yeterli olarak bulunmuştur.

Tüm durumlar için bakıldığında yöntemler arasında temel bileşenler analizi ile imaj faktörü arasında farklar elde edilmiştir. İleride yapılacak araştırmalar için bu iki yöntem arasındaki farklar daha fazla deęişken eklenerek araştırılması önerilmektedir. Bu deęişkenler farklı faktör sayısı, farklı deęişken sayıları, farklı örneklem büyüklükleri olabilir.

Bu çalışmada veri üretilmesi için gerekli koşullardan iki tanesi de verilerin normal dağılıma sahip olması ve verilerin hatalardan arınık olmasıdır. Dolayısıyla örneklem hatası ya da dięer hata türleri de eklenerek yöntem karşılaştırmaları yapılabilir. Ayrıca veriler normal dağılmadığında yine yöntemler arasındaki farklar araştırılabilir.

Bu çalışma için korelasyon matrisleri SPSS kullanılarak analiz edilmiştir. Farklı faktör analizi programlarında da korelasyon matrisleri analiz edilebilir. Bunlardan en çok kullanılan R ve SAS programlarıdır. Dolayısıyla temel bileşen analizi ve imaj faktör yöntemleri bu üç programda da ayrı ayrı karşılaştırılabilir.

Bu yöntemler sadece açımlayıcı faktör analizinde karşılaştırılmıştır. Fakat doğrulayıcı faktör analizinde de yöntemler arası karşılaştırma yapılabilir.

Son olarak ortak varyansın düşük olduęu durumlar için hem örneklem etkisine hem de yöntemler arasında fark olduęu elde edilmiştir. Fakat bu farkların neden kaynaklandığı belirtilmemiştir. Ortak varyansın daha düşük aralıkta olduęu veri türü için simülasyon koşullarından deęişken sayısı, faktör sayısı, örneklem büyüklüęü deęiştirilerek yöntemler arasında çalışma yapılması önerilmektedir.

KAYNAKÇA

- Acito, F. & Anderson, R. D. (1980). A monte carlo comparison of factor analytic methods. *Journal of Marketing Research*, 17, 228-236
- Aiken, R. L. (1985). Psychological testing and assesment. Boston: Allyn and Bacon, Inc.
- Bandalos, B. (1996). Confirmatory factor analysis. In J. Stevens (Ed.), *Applied multivariate statistics for the social sciences*, 389-420. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum
- Baykul, Y. (2010). Eğitimde ve Psikolojide Ölçme: Klasik Test Teorisi ve Uygulaması. Ankara: Pegem Akademi.
- Bentler, P. M., & Kano, Y. (1990). On the Equivalence of Factors and Components. *Multivariate Behavioral Research*, 25(1), 67-74.
- Briggs, N. E. & MacCallum, R. C. (2003). Recovery of weak common factors by maximum likelihood and ordinary least squares estimation. *Multivariate Behavioral Research*, 38(1), 25-56.
- Büyüköztürk,Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*, 32, 470-483.
- Büyüköztürk, Ş., Çakmak, E. K., Akgün, Karadeniz, Ş., ve Demirel, F. (2013). *Bilimsel araştırma yöntemleri*.(14. Baskı). Ankara: Pegem Akademi.
- Brown, T.A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. (First Edition). NY:Guilford Publications, Inc.
- Cattell, R. B. (1978). The scientific use of factor analysis in behavioral and life sciences. New York: Plenum.
- Cliff, N. (1988). The eigenvalues-greater-than-one rule and the reliability of components. *Psychological Bulletin*, 103(2), 276-279.
- Comrey, A. L. & Lee, H. B.(1973). *A First Course in Factor Analysis*. New York: Academic Press
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (1992). *A first course in factor analysis* (2nd ed.). Hillsdale, NJ: Erlbaum
- Conway, J. M., & Huffcutt, A. I. (2003). A review and evaluation of exploratory factor analysis practices in organizational research. *Organizational Research Methods*, 6, 147- 168.
- Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 10 (7), 1-9
- Coughlin, K. B. (2013). *An Analysis of Factor Extraction Strategies: A Comparison of the Relative Strengths of Principal Axis, Ordinary Least Squares, and Maximum Likelihood in Research Contexts that Include both Categorical and Continuous Variables*. Published Doctoral Thesis. University of South Florida.

- Coughlin, K. B. , Kromrey, J & Hibbard, S. (2013). *Using predetermined factor structures to Simulate a variety of data conditions*. Paper presented at the annual meeting of South East SAS User Group, Florida.
- Crocker, L. ve Algina, J. (1986). *Introduction to Classical and Modern Test Theory*. (First Edition). Orlando: Holt, Rinehart and Winston, Inc.
- Cronbach, L. J. (1971). Test validation. In R. L. Thorndike (Ed.), *Educational measurement 2*, 443–507.
- Cronbach, L. J. & Meehl, P. E. (1955). Construct Validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*, 52(4), 281-302
- Cudeck, R. & O'Dell, L. L. (1994). Application of standard error estimates in unrestricted factor analysis: Significance tests for factor loadings and correlations. *Psychological Bulletin*, 115 (3), 475-487
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1), 16-29.
- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G. ve Büyüköztürk, Ş. (2010). *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve Lisrel Uygulamaları*. Ankara: Pegem Akademi
- Dziuban, C. D. & Shirkey, E. C. (1974). When Is a Correlation Matrix Appropriate for Factor Analysis? Some Decision Rules. *Psychological Bulletin*, 81(6), 358-361.
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., ve Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4(3), 272-299
- Ford, J. K., MacCallum, R. C. ve Tait, M. (1986). The applications of exploratory factor analysis in applied psychology: A critical review and analysis. *Personnel Psychology*, 39, 291-314.
- Gorsuch, R. L. (1990). Common Factor-Analysis Versus Component Analysis - Some Well and Little Known Facts. *Multivariate Behavioral Research*, 25(1), 33-39.
- Gorsuch, R. L. (1997). Exploratory factor analysis: Its role in item analysis. *Journal of Personality Assessment*, 68(3), 532-560.
- Gorsuch, R. L. (2008). *Factor Analysis*. (Second Edition). New York: Psychology Press.
- Harman, H.H. (1967). *Modern Factor Analysis*. Chicago. The University of Chicago Press
- Henson, R. K. & Roberts, J. K. (2006). Exploratory factor analysis in published research: Common errors and some comment on improved practice. *Educational and Psychological Measurement*, 66(3), 393-416.
- Hogarty, K. Y., Hines, C. V., Kromrey, J. D., Ferron, J. M. & Mumford, K. R. (2005). The quality of factor solutions in exploratory factor analysis: The influence of sample size, commuanltiy, and overdetermination. *Educational and Psychological Measurement*, 65, 202-226.
- Kaiser, H. F. & Rice, J. (1960). Little Jiffy, Mark IV. *Educational and Psychological Measurement*, 34, 111-117.

- Kim, J.O. & Mueller, C.W. (1978a). *Introduction to factor analysis: What it is and how to do it* (Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences). Beverly Hills, CA, and London, England: Sage Publications.
- Kline, P. (1994). *An easy guide to factor analysis*. New York: Routledge
- Kline, R. B. (2005). *Principle and practice of structural equation modelling*. (Second Edition). New York: The Guilford Press.
- Kline, R. B. (2011). *Principle and practice of structural equation modelling*. (Third Edition). New York: The Guilford Press.
- Lee, H. B., & Comrey, A. L. (1979). Distortions in a commonly used factor analytic procedure. *Multivariate Behavioral Research*, 14, 301- 321
- MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S., & Hong, S. (1999). Sample size in factor analysis. *Psychological Methods*, 4, 84-99.
- MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Preacher, K. J., & Hong, S. (2001). Sample size in factor analysis: The role of model error. *Multivariate Behavioral Research*, 36, 611-637.
- Mulaik, S. A. (1972). *The Foundations of factor analysis*. USA: McGraw-Hill, Inc.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). New York: McGraw-Hill.
- Özdamar, K. (2013). *Paket programları ile istatistiksel veri analizi cilt:2*.(Dokuzuncu Baskı). Ankara: Nisan Kitapevi
- Pedhazur, E. J. & Schmelkin, L. (1991). *Measurement, Design and Analysis: An Integrated Approach*. (First Edition). NJ: Lawrence Erlbaum Association, Inc.
- Rennie, K. M. (1997). *Exploratory and confirmatory rotation strategies in exploratory factor analysis*. Paper presented at the annual meeting of the southwest educational research association, Austin.
- Snook, S. C., & Gorsuch, R. L. (1989). Component Analysis Versus Common Factor-Analysis: a Monte Carlo Study. *Psychological Bulletin*, 106(1), 148-154.
- Stapleton, Connie. D. (1997, January). *Basic concepts and procedures of confirmatory factor analysis*. Paper presented at the annual meeting of the Southwest Educational Research Association. Austin
- Stevens, J. P. (2002). *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences*. (Fourth Edition). New Jersey: Lawrence Erlbaum Association, Inc.
- Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4(3), 272-299
- Şencan, H. (2005). *Sosyal ve Davranışsal Ölçümlerde Güvenilirlik ve Geçerlilik* (Birinci Baskı). Ankara: Seçkin Yayınları
- Tabachnick, B. G. & Fidell, L. S. (2014). *Using Multivariate Statistics*. (Sixth Edition). USA: Pearson Education Limited

- Tatlidil, H. (1992). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatiksel Analiz*. (Birinci Baskı) Ankara: Engin Yayınları
- Tavşancıl, E. (2005) *Tutumların Ölçülmesi ve SPSS ile Veri Analizi*. (İkinci Baskı). Ankara: Nobel Yayınları
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding Concepts and Applications*. (First Edition). Washington: American Psychological Association
- Thurstone, L. L. (1957). *Multiple factor analysis*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Tucker, L. R., Koopman, R. F., & Linn, R. L. (1969). Evaluation of factor analytic research procedures by means of simulated correlation matrices. *Psychometrika*, 34, 421-459.
- Tucker, L. R. & MacCallum, R. C. (1997). *Exploratory Factor Analysis* (Online Edition).
- Turgut, F. (1980). *Eğitimte ölçme ve değerlendirme*. Ankara: Gül Yayınevi
- Urbina, S. (2004). *Essentials of psychological testing*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Velicer, W. F. (1977). An empirical comparison of the similarity of principal component, image, and factor patterns. *Multivariate Behavioral Research*, 12, 3-22.
- Velicer, W. F., & Fava, J. L. (1998). Effects of variable and subject sampling on factor pattern recovery. *Psychological Methods*, 3(2), 231-251.
- Velicer WF, Peacock AC, Jackson DN. (1982). A comparison of component and factor patterns: A Monte Carlo approach. *Multivariate Behavioral Research*, 17, 371-388.
- Velicer, W. F., & Jackson, D. N. (1990a). Component analysis versus common factor analysis: Some issues in selecting an appropriate procedure. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 1-28.
- Velicer, W. F., & Jackson, D. N. (1990b). Component analysis versus common factor analysis: Some further observations. *Multivariate Behavioral Research*, 25(1), 97-114
- Widaman, K. F. (1993). Common factor analysis versus principal component analysis: Differential bias in representing model parameters? *Multivariate Behavioral Research*, 28, 263- 311.
- Zwick,W. R., & Velicer,W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin*, 99, 432-442.

EKLER DİZİNİ

EK-1: KORELASYON MATRİSİ SAS KODU

```
option ls = 256 ps = max nonumber nodate nocenter;
proc printto print='c:\faktor.lst';
proc iml;

p = 20; *8; *20; *40; *60;
k = 3; *2; *4; *8;
d_frac = .00; *.00; *.05; *.25; *.50; *.75; *.95;
Commun_type = 3;
N_pops = 5; * N of populations to generate;
replicat= 1000; *1000; * N of samples from each population;
nn1 = 100000;
means=j(1,p,0);
variance = j(1,p,1);

start Make_PopR(nvars,nfactors,commun_type,Altilde,B1,x,x2,d,A1,R);
bp1=j(nvars,nvars,0);
bp2=uniform(bp1);
if commun_type=3 then do;
  bp3=(bp2*.2999999)+.55;
  b1square=round(diag(bp3),.1);
end;
if commun_type=1 then do;
  bp3=(bp2*.2999999)+.15;
  b1square=round(diag(bp3),.1);
end;
if commun_type=2 then do;
  bp3=(bp2*.6999999)+.15;
  b1square=round(diag(bp3),.1);
end;

B1=b1square##.5;
b3square=I(nvars)-b1square;
B3=b3square##.5;
Altilde1=j(nvars,nfactors,0);
Altilde2=round((uniform(Altilde1)*(nfactors-.00000001))-.5);
Altilde=Altilde2;
do j=2 to nfactors;
  do i=1 to nvars;
    if j<nfactors then do;
      Altilde[i,j]=round(((nfactors-.00000001-sum(Altilde[i,1:j-1]))
        *uniform(0))-.5);
    end;
    if j=nfactors then do;
      Altilde[i,nfactors]=nfactors-sum(Altilde[i,1:nfactors-1])-1;
    end;
  end;
end;
end;
```

```

x=normal(Altilde);
x2=x##2;
d=j(nvars,nfactors,0);
do j=1 to nfactors;
  do i=1 to nvars;
    d[i,j]=(sum(x2[i,1:nfactors]))##-.5;
  end;
end;

cvec=j(1,nfactors,0);
do j=1 to nfactors;
  cvec[1,j]=round((uniform(0)*.2999999)+.65,.1);
end;
c=j(nvars,1,1)*cvec;
c2=c##2;
ones=j(nvars,nfactors,1);
y=Altilde#c + d#x#((ones-c2)##.5);
k=.2;
z=j(nvars,nfactors,0);
do j=1 to nfactors;
  do i=1 to nvars;
    z[i,j]=((1+k)*y[i,j]*(y[i,j]+abs(y[i,j])+k))/((2+k)*(abs(y[i,j])+k));
  end;
end;

z2=z##2;
g=j(nvars,nfactors,0);
do j=1 to nfactors;
  do i=1 to nvars;
    g[i,j]=(sum(z2[i,1:nfactors]))##-.5;
  end;
end;

A1star=g#z;
A1=B1*A1star;
A3star=I(nvars);
A3=B3*A3star;
R=A1*A1`+A3*A3`;

Finish;

start gendata2a(NN1,seed1,variance,bb,cc,dd,mu,r_matrix,YY,p,d_frac);
  L = eigval(r_matrix);
  neg_eigval = 0;
  do r = 1 to nrow(L);
    if L[r,1] < 0 then neg_eigval = 1;
  end;
  if neg_eigval = 0 then do; * matrix is positive definite, so use the
Cholesky root
approach;
    COLS = NCOL(r_matrix);
    G = ROOT(r_matrix);
    YY=rannor(repeat(seed1,nn1,COLS));
    YY = YY*G;
    do r = 1 to NN1;
      do c = 1 to COLS;
        YY[r,c] = (-1*cc) + (bb*YY[r,c]) + (cc*YY[r,c]##2) +
(dd*YY[r,c]##3);
        YY[r,c] = (YY[r,c] * SQRT(variance[1,c])) + mu[1,c];
      end;
    end;
  end;
end;

```

```

end;
if neg_eigval = 1 then do; * matrix is not positive definite, so use
the PCA
approach;
COLS = NCOL(r_matrix);
V = eigvec(r_matrix);
do i = 1 to nrow(L);
do j = 1 to ncol(V);
if L[i,1] > 0 then V[j,i] = V[j,i] # sqrt(L[i,1]);
if L[i,1] <= 0 then V[j,i] = V[j,i] #
sqrt(.000000001);
end;
end;
YY=rannor(repeat(seed1,nn1,COLS));
YY = V*YY`;
YY = YY`;
do r = 1 to NN1;
do c = 1 to COLS;
YY[r,c] = (-1*cc) + (bb*YY[r,c]) + (cc*YY[r,c]##2) +
(dd*YY[r,c]##3);
YY[r,c] = (YY[r,c] * SQRT(variance[1,c])) + mu[1,c];
end;
end;
end;

if d_frac > 0 then do;
do r = 1 to nn1;
do c = 1 to (p*d_frac);
if yy[r,c] < 0 then yy[r,c] = 0;
else if yy[r,c] = 0 then yy[r,c] = 1;
else if yy[r,c] > 0 then yy[r,c] = 1;
end;
end;
end;
finish;

start gendata2b(NN2,seed1,variance,bb,cc,dd,mu,r_matrix,YY,p,d_frac);
L = eigval(r_matrix);
neg_eigval = 0;
do r = 1 to nrow(L);
if L[r,1] < 0 then neg_eigval = 1;
end;
if neg_eigval = 0 then do; * matrix is positive definite, so use the
Cholesky root
approach;
COLS = NCOL(r_matrix);
G = ROOT(r_matrix);
YY=rannor(repeat(seed1,nn2,COLS));
YY = YY*G;
do r = 1 to NN2;
do c = 1 to COLS;
YY[r,c] = (-1*cc) + (bb*YY[r,c]) + (cc*YY[r,c]##2) +
(dd*YY[r,c]##3);
YY[r,c] = (YY[r,c] * SQRT(variance[1,c])) + mu[1,c];
end;
end;
end;
if neg_eigval = 1 then do; * matrix is not positive definite, so use
the PCA
approach;
COLS = NCOL(r_matrix);

```

```

V = eigvec(r_matrix);
do i = 1 to nrow(L);
do j = 1 to ncol(V);
    if L[i,1] > 0 then V[j,i] = V[j,i] # sqrt(L[i,1]);
    if L[i,1] <= 0 then V[j,i] = V[j,i] #
sqrt(.000000001);
    end;
end;
YY=rannor(repeat(seed1,nn2,COLS));
YY = V*YY`;
YY = YY`;
do r = 1 to NN2;
do c = 1 to COLS;
    YY[r,c] = (-1*cc) + (bb*YY[r,c]) + (cc*YY[r,c]##2) +
(dd*YY[r,c]##3);
    YY[r,c] = (YY[r,c] * SQRT(variance[1,c])) + mu[1,c];
end;
end;
end;
if d_frac > 0 then do;
do r = 1 to nn2;
do c = 1 to (p*d_frac);
    if yy[r,c] < 0 then yy[r,c] = 0;
    else if yy[r,c] = 0 then yy[r,c] = 1;
    else if yy[r,c] > 0 then yy[r,c] = 1;
end;
end;
end;
finish;

Do pop_num = 1 to N_pops; * Loop for 10 populations;

run Make_PopR(p,k,commun_type,Atilde,B1,x,x2,d,A1,R_pop);
Lambda = A1;
numr = r_pop[+,+] - p;
deno = r_pop[+,+];
ratio = numr/deno;
f2_pop = (p/(p-1))*ratio;
r2_pop = f2_pop/(1+f2_pop);
corr = r_pop;
seed1=round(1000000*rannor(0));
chg = 1;
cycle = 0;
corr_tmp = corr;
do until (chg = 0);
    run
gendata2a(NN1,seed1,variance,1,0,0,means,corr_tmp,sim_data,p,d_frac);
sim_corr = corr(sim_data);
resid_m = sim_corr - corr;
tot_res = sum(abs(resid_m));
if cycle = 0 then do;
    best_corr = corr_tmp;
    best_res = tot_res;
end;
if cycle > 0 then do;
    if tot_res < best_res then do;
        best_corr = corr_tmp;
        best_res = tot_res;
    end;
end;
end;
if tot_res < (.005#(((p-1)#p)/2)) then CHG = 0; * Convergence!;

```

```

        if cycle > 30 then do;
        if tot_res < (.01#(((p-1)#p)/2)) then CHG = 0; * Convergence!;
    end;
        if cycle > 200 then CHG = 0;
        if CHG = 1 then corr_tmp = corr_tmp - resid_m; * adjust template and
simulate
another large sample;
        cycle = cycle + 1;
        if CHG = 0 then do;
        end;
    end;

Do S_Size = 1 to 4; * Loop for sample sizes;

if S_Size = 1 then Sampsize2=100;
if S_Size = 2 then Sampsize2=200;
if S_Size = 3 then Sampsize2=300;
if S_Size = 4 then Sampsize2=1000;

Do rep=1 to replicat; * Loop for 1000 Samples;

seed1=round(1000000*ranuni(0));
nn2 = sampsize2;
corr_tmp = best_corr;

r_sing = 0;
do until (det(r_samp) > 0);
    run
gendata2b(NN2,seed1,variance,1,0,0,means,corr_tmp,sim_data,p,d_frac);
    sampdat = sim_data;
    r_samp=corr(sampdat);
    if det(r_samp)<=0 then do;
        r_sing = r_sing +1;
    end;
end;

if rep = 1 then _r_sing = r_sing;
if rep > 1 then _r_sing = _r_sing + r_sing;

end; *End replications loop;

print Altilde;
print B1;
print x;
print x2;
print d;
print A1;
print R_pop;
print sampdat;

end; *End sample size loop;
end; *End populations loop;

quit;

```

EK-2: SPSS SYNTAX

```
MATRIX DATA VARIABLES = y1 TO y20
/N= 100
/CONTENTS = CORR .
BEGIN DATA.
1,00

0,49  1,00

0,05  0,28  1,00

-0,02  0,24  0,48  1,00

0,30  0,07  -0,04  -0,07  1,00

0,48  0,73  0,17  0,11  0,07  1,00

0,06  0,19  0,45  0,56  0,09  0,06  1,00

0,35  0,45  0,18  0,15  0,17  0,41  0,18  1,00

0,29  0,34  0,13  0,11  0,17  0,31  0,15  0,24  1,00

0,29  0,21  0,01  -0,02  0,26  0,21  0,06  0,19  0,17  1,00

0,45  0,64  0,06  -0,02  0,08  0,63  -0,06  0,35  0,27  0,19  1,00

0,51  0,79  0,22  0,16  0,07  0,75  0,11  0,44  0,34  0,22  0,67  1,00

0,44  0,37  0,02  -0,04  0,33  0,36  0,07  0,29  0,25  0,28  0,34  0,38
1,00

0,29  0,49  0,17  0,15  0,02  0,45  0,11  0,27  0,20  0,12  0,39  0,49
0,21  1,00

0,56  0,78  0,25  0,20  0,18  0,72  0,20  0,48  0,38  0,28  0,64  0,78
0,44  0,47  1,00

0,02  0,22  0,51  0,63  0,03  0,08  0,64  0,18  0,15  0,03  -0,06  0,13
0,02  0,13  0,21  1,00

0,50  0,47  0,03  -0,05  0,32  0,46  0,04  0,34  0,29  0,30  0,44  0,49
0,44  0,27  0,54  0,00  1,00

0,31  -0,03  -0,03  -0,06  0,52  -0,04  0,17  0,16  0,18  0,30  -0,03  -0,04
0,36  -0,05  0,11  0,10  0,33  1,00

0,45  0,65  0,08  0,00  0,07  0,64  -0,04  0,35  0,27  0,19  0,60  0,67
0,33  0,40  0,64  -0,04  0,44  -0,04  1,00

0,39  0,48  0,23  0,23  0,22  0,42  0,28  0,34  0,28  0,23  0,35  0,46
0,33  0,29  0,52  0,27  0,38  0,23  0,35  1,00

END DATA.
```

```
EXECUTE.  
FACTOR  
/MATRIX = IN (COR = *)  
/PRINT INITIAL EXTRACTION ROTATION KMO FSCORE  
/FORMAT BLANK (.30)  
/CRITERIA MINEIGEN(.1) ITERATE(25)  
/EXTRACTION PC  
/CRITERIA ITERATE(25) DELTA(0)  
/ROTATION VARIMAX  
/METHOD=CORRELATION .
```

Tez Çalışması Etik Kurul İzin Muafiyeti Formu

06 / 02 / 2015

Hacettepe Üniversitesi
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Başkanlığı'na

Tez Başlığı / Konusu:	Açımlayıcı Faktör Analizinde Kullanılan Faktör Çıkartma Yöntemlerinin Karşılaştırılması
------------------------------	---

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmam:

1. İnsan ve hayvan üzerinde deney niteliği taşımamaktadır,
2. Biyolojik materyal (kan, idrar vb. biyolojik sıvılar ve numuneler) kullanılmasını gerektirmemektedir.
3. Beden bütünlüğüne müdahale içermemektedir.
4. Gözlemsel ve betimsel araştırma (anket, ölçek/skala çalışmaları, dosya taramaları, veri kaynakları taraması, sistem-model geliştirme çalışmaları) niteliğinde değildir.

Hacettepe Üniversitesi Etik Kurullar ve Komisyonlarının Yönergelerini inceledim ve bunlara göre tez çalışmamın yürütülebilmesi için herhangi bir Etik Kuruldan izin alınmasına gerek olmadığını; aksi durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

HAYDAR KARAMAN
(Öğrencinin Adı Soyadı, İmzası)

Öğrenci Bilgileri

Adı Soyadı	HAYDAR KARAMAN		
Öğrenci No	N11227378		
Anabilim Dalı	EĞİTİM BİLİMLERİ		
Programı	ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME		
Statüsü	<input checked="" type="checkbox"/> Yüksek Lisans	<input type="checkbox"/> Doktora	<input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr.

Danışman Görüşü ve Onayı


Yrd. Doç Dr. Derya Çobanoğlu AKTAN
(İmza)
(Danışmanın ünvanı, Adı ve Soyadı)

EK 4. ORJİNALLİK RAPORU



My Folders

- My Folders
- My Documents**
- Trash

My Documents Documents Settings page 1 of 1

<input type="checkbox"/>	Title	Report	Author	Processed	Actions
<input type="checkbox"/>	AÇIMLAYICI FAKTÖR ANALİZİNDE KULLANILAN FAKTÖR ÇIKARTMA YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI 1 part - 23,966 words	3%	Haydar KARAMAN	February 10, 2015 10:19:39 PM EET	<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>

page 1 of 1

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

<i>Adı Soyadı</i>	Haydar KARAMAN
<i>Doğum Yeri</i>	GİRESUN
<i>Doğum Tarihi</i>	03/12/1988

Eğitim Durumu

<i>Lise</i>	Keşap Anadolu Öğretmen Lisesi-GİRESUN	2007
<i>Lisans</i>	ODTÜ İlköğretim Matematik Öğretmenliği	2012
<i>Yüksek Lisans</i>	Hacettepe Ölçme ve Değerlendirme ABD	
<i>Yabancı Dil</i>	İngilizce: Okuma (Çokiyi), Yazma (Çokiyi), Konuşma (İyi)	

Akademik Çalışmalar

Yayınlar (Ulusal, uluslararası makale, bildiri, poster vb gibi.)

1999-2014 yılları arasında yapılmış olan PISA ve TIMSS Çalışmalarının İncelenmesi

İletişim

<i>e-Posta Adresi</i>	karaman28haydar@gmail.com

<i>Jüri Tarihi</i>	06/02/2015
--------------------	------------