



Sosyal Bilimlerde Faktör Analizi ve Geçerlilik: Keşfedici ve Doğrulayıcı Faktör Analizlerinin Kullanılması

M. Murat Yaşlıoğlu*

(İşletme Yönetimi ve Organizasyon Anabilim Dalı, İşletme Fakültesi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, Türkiye)

ARTICLE INFO

Yayın Bilgisi

Anahtar Sözcükler:
Faktör Analizi
Keşfedici Faktör Analizi
Onaylayıcı Faktör Analizi
Uygunluk Değerleri
Düzeltilme İndisleri

Keywords:

Factor Analysis
Exploratory Factor
Analysis
Confirmatory Factor
Analysis
Fit Indices
Modification Indices

ÖZ

Makalede, keşfedici ve doğrulayıcı faktör analizleri anlatılmış ve bu analizleri doğru ele alabilmek için gerekli püf noktalara değinilmiştir. Uygulamacıların bu faktör analizlerini gerçekleştirirken dikkat etmesi gereken noktalar ve analizler sonucu elde edilecek çıktı tablolarının yorumlanması üzerinde durulmuştur. Bu tablolarda yer alan değerlerin ne anlama geldiği ve özellikle de faktör analizlerinin geriye dönük kontrolü bağlamında nasıl kullanılabileceğine yönelik ipuçları verilmiştir.

* Makale kapsamında İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi, İşletme Yönetimi ve Organizasyon Anabilim Dalı tarafından düzenlenmiş olan Yönetim ve Organizasyon Çalıştayı'nda yapılmış "Faktör Analizi" seminerinin bir özetine yer verilmiştir.

Factor Analysis and Validity in Social Sciences: Application of Exploratory and Confirmatory Factor Analyses

ABSTRACT

In this paper, both exploratory and confirmatory factor analyses are detailed. Best practises and some key topics for aforementioned analyses are evaluated. The important points of factor analysis and values extracted from the results tables are noted and the meanings of the key values are investigated both for meaning and especially for control of the final results.

* muratyas@istanbul.edu.tr (Yaslioglu. M. M.)

1. Giriş

Faktör analizi sosyal bilimlerde ölçümün kalitesini ve geçerliliğini ortaya koymak için en önemli analizlerdendir. Burada önemli iki nokta söz konusudur; bunlardan ilki hangi faktör analizinin kullanılacağı, ikincisi ise kullanılacak olan bu faktör analizinin hangi istatistik araçlarla yapılacağıdır. Uygulanacak yöntem araştırmanın sonuçlarını, dolayısıyla ölçmeye çalışılan “yapısal geçerliliği” etkileyecektir.

Faktör analizinin ana amacı boyut indirgemedir (dimension reduction). Boyut indirgemenin en yaygın uygulaması olan keşfedici faktör analizinin (KFA) amacı ise veri setini küçülterek daha kolay açıklanabilir hale getirmektir (Brown, J. D., 2009). Boyut indirgeme ve beraberinde indirgenmiş yapıyı doğrulama amacıyla kullanılan bir diğer faktör analizi ise onaylayıcı faktör analizi (OFA) olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bazen, araştırmacının elinde birbirleri ile ilişkili birçok değişken olabilir. Söz konusu değişkenler, bir faktör veya genel bir değişkenin değişik biçimlerdeki ölçümleri olan bir faktörler seti şeklinde ele alınabilmektedir.

2. Faktör Analizi Tipleri

Faktör analizi kapsamında temelde iki uygulamadan söz edilmektedir. Bunlardan birincisi, yeni oluşturulmuş veya bir dilden başka bir dile çevrilmiş bir ölçeğin değişkenlerini temsil eden ifadelerin altında yatan faktör yapısını ortaya koymayı ve keşfetmeyi amaçlayan “Keşfedici Faktör Analizi” (Exploratory Factor Analysis) iken; bir diğeri ise daha önce kullanılmış olan bir ölçeğin, güncel olan araştırmada kullanıldığında orijinal faktör yapısına uyup uymadığını, uyuyor ise ne derece uygun olduğunu denetlemeye yarayan “Doğrulamalı Faktör Analizidir (DFA)” (Confirmatory Factor Analysis) (Suhr, D. D., 2006).

Bir ölçek geliştirme çabası var ise, ilk uygulanması gereken keşfedici faktör analizi, daha sonra da keşfedilen bu yeni faktör yapısının onaylanmasını öngören doğrulamalı faktör analizidir. Bu noktada dikkat edilmesi gereken en önemli husus bu iki ardıl analiz aynı örneklem ile yapılmamasının gerekliliğidir. Çünkü, KFA için toplanan veri ile keşfedilmiş bir yapının doğrulamalı faktör analizini yapmak, malumu onaylamaktan öteye gidemez (Suhr, D. D., 2006). KFA sonucu çıkan yapının tekrar test edilmek üzere, yeni haliyle, veri toplama sürecine alınması ve bu yeni veriyle DFA yapılması şarttır.

3. Keşfedici Faktör Analizi

Keşfedici faktör analizi birçok istatistik paket programında yer almakta ve birçok araştırmada kullanılmaktadır. Genel kullanımında, orijinal veri setinden sağlanan faktörler; regresyon, korelasyon, diskriminant analizi, fark testleri vb. birçok analize yarar sağlamaktadır (Albayrak, 2006). Faktör analizi ölçülebilen ve görülebilen çok sayıdaki özelliğin arkasında yatan gerçek nedenleri, yani gözlenemeyen ve ölçülemeyen gizli boyutları ortaya çıkarmaya yaramaktadır (Johnson ve Wincherm, 2002).

3.1. Faktör analizine uygunluk

Her değişken ve veri topluluğu faktör analizine uygun olmayabilir. Uygunluk koşulu için birçok test yapılmaktadır. (Kalaycı, 2006: 321, Hair vd., 2010: 95-96). Bu koşullardan örneklem ve ifade sayısı ile ilgili olanlar ön koşul olarak değerlendirilebilir. Bunlar;

a-Örneklem sayısı değişken sayısından büyük olmalıdır.

b-Örneklem sayısı en az 50 olmalıdır.

c-İfade başına düşen gözlem sayısı yüksek tutulmaya çalışılmalıdır. İdeal oran 1’e 5’tir.

Faktör analizine başlamadan önce ifadeler arası korelasyonlara da bakılmalıdır. İfadeler arası korelasyon matrisi gözle incelenerek 0,30’dan büyük değer yok ise ya da çok az ise muhtemelen veri seti analize uygun değildir. Ayrıca değişkenler arası kısmi korelasyona da bakılması gerekmektedir. Eğer veri seti içerisinde gerçek diye adlandırabileceğimiz faktörler var ise bu verinin kendi içerisindeki kısmi korelasyonun düşük olması beklenmektedir. Çünkü değişkenler, o değişkenlerin faktör üzerindeki yükleriyle ifade edilecektir. Yüksek kısmi korelasyon alta yatan faktör olmadığı anlamına gelir ki, bu da analizimizi geçersiz kılar. Kısmi korelasyonun 0,7 ve üstü olduğu durumlar çok ise faktör analizi doğru sonuçlar vermeyecektir (Özkan ve Alkan, 2004). SPSS ve SAS benzeri paket programlar “Ters imaj korelasyon matrisi” (anti-image correlation matrix) yardımıyla kısmi korelasyonu incelememize olanak verir.

Faktör analizine uygunluk konusundaki bir sonraki test Bartlett Testi’dir. Bartlett testi daha önceki korelasyon matrisini genel olarak incelemekte ve bu korelasyon matrisinin istatistiksel olarak anlamlılığına bakmaktadır. İstenen durum bu testin anlamlı çıkmasıdır. Son adım olarak KMO değerine bakılmıştır. KMO testi değişkenler arasındaki korelasyonları ve faktör analizinin uygunluğunu ölçen testtir. KMO testinin değeri 0 ile 1 aralığında olmalıdır. KMO değeri, herhangi bir de-

ğişkenin diğer değişkenler tarafından hatasız tahmin edilmesi halinde 1'e eşit olur. 0,8 üstü değerler mükemmel sayılabilir (Büyüköztürk, 2002: 470-483). Fakat derinlemesine bir yorum yapabilmek için değişkenlerin tek tek uygunluklarına da bakmak gereklidir. 0,50'nin altında kalan KMO değerli ifadeler araştırmadan çıkarılmalı ve faktör analizine o şekilde devam edilmelidir. Kısmi korelasyonu inceleyebildiğimiz ters imaj korelasyon matrisinde bu değerler hesaplanmaktadır (Hair vd., 2010: 95-104).

3.2. Faktör analizinde kullanılacak varyansın seçimi

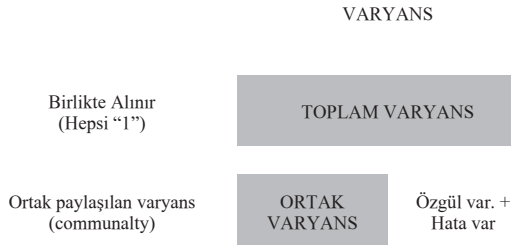
Bu aşamada ilk olarak “toplam varyans” ya da “ortak varyans”dan hangisi ile çalışılacağına karar vermek gerekmektedir. Daha sonra da kaç faktör ile çalışılacağına karar verilecektir. Toplam varyans ile çalışılacak ise “component factor” analizi, ortak varyans ile çalışılacak ise “principal axis” analizi yapılmalıdır. Hangi varyans ile çalışılacağını seçmek için iki temel kriter söz konusudur (Velicer ve Jackson, 1990) Bunlar;

a-Faktör analizinin amacı,

b-Değişkenlere yönelik daha önceki bilgilerdir.

Madde faktör analizi (Component factor), bilinen diğer adıyla “principal component analysis” toplam varyans üzerinden hesaplama yapmaktadır. Dolayısıyla faktörler üzerinde değişkenin kendisinde gözlenen özgül varyans (unique variance) ve veri setine ilişkin açıklanamayan kısım olarak tanımlanan hata varyansı (error variance) da hesaba katılmış olur. Ancak “common factor” analizi yalnızca ortak varyans üzerinden hesaplamamıza yardımcı olacaktır (Gorsuch, 1990: 33-39). Şekille göstermek gerekirse;

Şekil 1: Faktör analizinde varyansın değerlendirilmesi.



Dolayısıyla madde faktör analizi (principal components analysis) varsayım olarak, ifadelerin paylaşılan varyans

sını (communalities) “1” olarak kabul eder ve bu değer üzerinden çıkarım (extraction) yapar. Bu durumda özgül (unique) ve hata varyanslarının toplam varyans içerisinde gerçekten çok az oldukları bilgisine sahip olmak gereklidir. Fakat daha önceden çalışılmamış ifadeler ve modelde bu şekilde bir yorum yapmak neredeyse imkansızdır (Jolliffe, I. T., 1986).

İki faktör analizi arasındaki en temel ve çok önemli fark hesaplama biçimlerinde yatmaktadır. Her ne kadar çok benzer gibi görünse de aslında faktörlerin çıkarımı birbirlerinden farklıdır (MacCallum, R. C., & Tucker, L. R., 1991). Bu durumu denklemlerle açıklamak daha kolay olacaktır.

Madde Analizi Modeli $Y=XB$ şeklindedir;

Y ölçülebilen ya da gözlemlenen değişkenlerin (observed variable) matrisidir;

X madde (component) değerlerinin matrisidir;

B eigenvector yani ağırlıkların (weights) matrisidir.

Hata varyansı ve ortak varyans beraber (%100) olarak ele alındığından X matrisi rotasyon öncesinde 1'lerden oluşmaktadır. Ancak;

Ortak faktör modeli $Y=Xb+ E$

Y ölçülebilen ya da gözlenebilen değişkenlerin matrisidir;

X ortak faktörlerin matrisidir;

b faktör yüklerinin matrisidir;

E özgül ve hata varyansının matrisidir.

Gerçekte her değişkenin kendine özgü bir varyansı vardır; bir firmanın ya da kişinin herhangi bir özelliği lineer değildir, kendi içerisinde (dış etkiler haricinde) de değişiklik gösterebilir. Mühendislik benzeri hata ve değişkenliğin az olduğu bilimlerde bu değişim çok değil iken, özellikle sosyal bilimlerde insan faktörünün işin içerisine girmesiyle özgül faktör varyansı (unique variance) önemli bir yer tutmaktadır (Suhr, 2005).

Araştırmacı özgül varyansı da toplam içerisinde görmek isteyebilir, fakat tasarım aşamasındaki bir modelin hata ve özgül varyanstan arındırılması önceliklidir, zira araştırmacının bu varyansların ne derece büyük ya da küçük olduğuna dair bir ön bilgisi yoktur. Geçerliliği test edilmiş bir modelde madde faktör analizini kullanmakta bir sakınca görülmez, hatta özgül varyansın da toplam içerisinde yer alması istenen bir durum

Tablo 1: İyi Derece Uygunluk Değerleri

Örneklem Büyüklüğü	N < 250			N > 250		
	m ≤ 12	12 < m < 30	m ≥ 30	m ≤ 12	12 < m < 30	m ≥ 30
<i>Gözlemlenebilir Değişken (observed variable) Sayısı</i>						
<i>CMIN (χ²)</i>	Anlamsız p değeri	Uygunluk iyi dahi olsa anlamlı p değeri	Anlamlı p değeri	Uygunluk iyi dahi olsa anlamlı p değeri	Anlamlı p değeri	Anlamlı p değeri
<i>CMIN/df</i>		χ ² /df<2.5			χ ² /df<5	
<i>GFI</i>	> 0,95	> 0,90	> 0,90	> 0,90	> 0,90	> 0,90
<i>CFI</i>	> 0,97	> 0,95	> 0,92	> 0,95	> 0,92	> 0,90
<i>NFI - TLI</i>	> 0,97	> 0,95	> 0,92	> 0,95	> 0,90	> 0,80
<i>RMSEA</i>	< 0,08	< 0,08	< 0,08	< 0,07	< 0,07	< 0,07

Kaynak: Byrne, M. B. (2011). Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming. Adli kaynaktan uyarlanmıştır.

olabilir. Ancak model geliştirme aşamasında bu söz konusu olmamalıdır.

Ortak faktör analizinin (common factor analysis) temel amacı gizli (latent) olarak adlandırılan değişkenleri ortaya koymak ve orijinal ifadeler altında yatan yapıyı çıkartmaktır (Büyüköztürk, 2002). Ayrıca araştırmacının böyle bir durumda zaten özgül varyans ve hata varyansı konusunda çok az bilgisi mevcuttur. Model geliştirme amacı güden bir araştırma için tüm bu kriterler göz önüne alındığında ortak varyans ile çalışılması uygundur.

Hangi varyans ile çalışılmasına karar verildikten sonra sıra kaç faktör ile çalışılacağına karar verilmesine gelmiştir. Bu kararı verebilmek için bir dizi değerlendirme yapmak gerekecektir (Dicle ve Kılınç, 2007; Costello, A. B., & Osborne, J. W., 2005). Bunlar;

a-Varyansa katılma kriteri: Öz değer (eigenvalue) hem faktörlerce açıklanan varyansı hesaplamada hem de önemli faktör sayısına karar vermede dikkate alınan bir katsayıdır. Öz değeri 1'den büyük olan faktörler anlamlı kabul edilir. Faktörlerin öz değeri vardır ve bu değer tüm değişkenlerin her bir faktöre yüklerinin kareleri toplamı ile bulunur. (SPSS'de faktör yükleri tablosundaki her bir değer yukarıdan aşağı kareleri toplamıdır)

b-Scree test kriteri: Yöntem faktörlerin öz değerlerine dayalı olarak çizilen yığın grafiğinin incelenmesine dayanır. Grafikte yüksek ivmeli hızlı düşüşlerin yaşandığı faktör önemli faktör sayısını verecektir.

Faktör sayısının belirlenmesinde kullanılabilecek diğer kriterlerden “toplam varyansın yüzdesi” kriterinde her ilave faktörün toplam varyansın açıklanmasına katkısı %5'in altına düştüğünde maksimum faktör sayısına ulaşılmış olur.

Açıklanan varyans tablosu da faktör analiz yöntemi ne olursa olsun önemli bir tablodur. Açıklanan varyansın toplam varyans üzerinden %50'yi geçiyor olması faktör analizinin önemli bir kriteridir. Çünkü oluşturulan faktör yapısı toplam değişken varyansının yarısından azını açıklıyor ise temsil yeteneğinden söz etmek yanlış olur. Açıklanan varyans 1'in üzeri, yani anlamlı öz değerlerin toplamının, toplam ifade sayısına bölünüp yüzdesinin alınması ile elde edilir. (Örneğin 10 ifadeden oluşan bir ölçekte rotasyon sonrası özdeğeri 1'den büyük olan 4 faktörün toplam özdeğeri 6 ise bu durumda bu faktör yapısının açıklayıcılığı $6/10 \cdot 100 = \%60$ 'dir)

Ayrıca, her bir faktörün öz değeri toplam ifade sayısına bölünüp 100 ile çarpıldığında ilgili faktörün açıkladığı varyans bulunmuş olur. (Örneğin 10 ifadeden oluşan bir ölçekte rotasyon sonrası veya öncesi 2 eigenvalue almış bir faktör tek başına $2/10 \cdot 100 = \%20$ varyansı açıklamaktadır)

Açıklanan varyansın yanında, her bir değişkenin faktörlere yüklerinin kareleri toplamı olan “Communalities” tablosu da önemli tablolardan bir tanesidir. Bu tablonun “extracted (çıkartım)” kısmında yer alan değerler ilgili değişkenin faktör yapısı ile paylaştıkları varyansları gösterir. Buradaki tüm değerlerin de 0.5'den büyük

olması ifadelerin varyanslarının %50'sinden fazlasının faktör yapısı ile paylaşıldığı anlamına gelir ki bu da önemli ve bakılması gereken bir değerdir. 0.5'in altında ortak varyansı olan değişkenler kural olarak araştırmadan çıkarılmalı ve faktör analizi baştan tekrarlanmalıdır.

3.3. Rotasyon yönteminin seçilmesi

Rotasyon yöntemlerinin temel amacı faktör matrislerindeki satır ve sütunları birleştirerek anlaşılır hale getirmektir (Coan, 1959: 151-166). İster *orthogonal* ister *oblique* yöntem olsun, amaç her zaman aynıdır. Orthogonal olarak adlandırılan yöntemler faktörler arası korelasyona izin vermez, ancak *oblique* yöntemler faktörler arası korelasyona izin verecektir. Dolayısıyla *orthogonal* yöntem kullanımı birbirine ilişkili (*correlated*) faktörler yerine bağımsız faktörler çıkarmaya çalışacaktır. Gerçek hayatta birbiriyile ilişkisiz faktörler bulmak neredeyse imkansızdır, ancak araştırmanın amacı doğrultusunda maksat bir model oluşturmak ve mümkün olan en uygun sayıda “bağımsız” faktörler elde etmek olduğundan *orthogonal* yöntem olan *varimax* rotasyonu ile faktör çıkarımı yapmak genel olarak kabul olan yöntemdir (Keiffer, 1998).

3.4. Faktörler altında yer alan değişkenlerin anlamlılığı

Rotasyon sonrası elde edilen tabloda her bir değişkenin faktörlere yükleri (etkileri) yer alacaktır. Burada kaç üzeri değer ilgili faktör için anlamlı olduğunun en önemli göstergesi örneklem sayısıdır. Örneklem sayısı arttıkça anlamlı kabul edilebilecek yük değeri düşecektir. Örneğin 350 kişilik bir örneklemde 0.3 üzeri yükler anlamlı kabul edilebilirken, örneklem sayısı 200'e düştüğünde bu rakam 0.4'e, 120 civarında 0.5'e ve 85'e düştüğünde ise 0.6'ya çıkar. 50 örneklem için kabul edilebilecek değer 0.75'dir. 50'nin altı örneklemelerde ise faktör analizi zaten önerilmemektedir. (Hair vd., 2010) Faktör yükünün eksi ya da artı olması etkinin yönü ile ilgilidir dolayısıyla bahsettiğimiz bu değerler mutlak değer olarak ele alınmalıdır.

3.5. İç tutarlılığın test edilmesi (Güvenilirlik)

Güvenilirlik analizinin iki temel yöntemi söz konusudur. Bunlardan ilki test-tekrar test yöntemi ile iki sonucun karşılaştırılması ve iki farklı zamanda aynı bireylerin verdikleri cevapların tutarlılığının test edilmesi şeklindedir. Bir diğer ve daha çok tercih edilen yöntem ise iç tutarlılığın test edilmesi yöntemidir. Burada bakılan, bir araya getirilmiş ifadelerin aynı yapıyı ölçüp ölçmediği, bir başka deyişle kendi içerisinde tutarlı

ilişkide olup olmadığıdır (Churchill, 1979, Nunnally, 1979: 159).

Bunun için üç farklı yöntem uygulanır;

- İfadenin toplam ile ilişkisine (item-to-total correlation) bakılır. Yani ifadenin bir ölçüm için değeri ile değişkeni yarattığı tasarlanmış tüm ifadelerin toplamı (yine her ölçüm için) ile ne derece ilişkili olduğu hesaplanır. İfadenin toplam ile korelasyonu kural olarak 0,5'in üstü olmalıdır (Field, 2006). Ayrıca ifadeler arası (inter-item) korelasyonların 0,3'ten yüksek olması beklenen bir durumdur, önerilen ise 0,4'ten büyük olmasıdır (McHorney vd., 1994, Eissen vd., 1979).
- İkinci ölçüm ise güvenilirlik katsayısının incelenmesidir. En çok kullanılan yöntem Cronbach Alpha katsayısıdır (Cortina, 1993: 98-104, Haladyna, 1999). Genellikle Cronbach Alpha değerinin 0,7'nin üzeri olması beklenir (Eymen, 2007: 74-80).
- Bir diğer yöntem ise doğrulayıcı faktör analizi sürecinde elde edilen birleşik güvenilirlik (composite reliability) değeridir. Bu değere DFA sonrasında denilecektir.

Güvenilirlik analizi ilk olarak her faktör için ayrı ayrı uygulanmalı, daha sonra da bütüne bakılmalıdır. Özellikle Cronbach's Alpha değeri örneklem ve ifade sayısı ile birlikte yükselme eğilimi gösterdiğinden bütünden çok faktör düzeyinde sonuçlar daha hassas olacaktır.

4. Doğrulayıcı faktör analizi

Doğrulayıcı faktör analizi (DFA) (Confirmatory Factor Analysis: CFA), ölçme modellerinin geliştirilmesinde sık kullanılan ve önemli kolaylıklar sağlayan bir analiz yöntemidir. Bu yöntem, önceden oluşturulan bir model aracılığıyla gözlenen değişkenlerden yola çıkarak gizil değişken (faktör) oluşturmaya yönelik bir işlemdir. Genellikle ölçek geliştirme ve geçerlilik analizlerinde kullanılmakta veya önceden belirlenmiş bir yapının doğrulanmasını amaçlamaktadır.

En yaygın uygulama olan AMOS paket programı faktör yüklerinin tahmininde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır (SPSS paket programındaki faktör analizi yöntemleri benzeri bir çeşitlilik söz konusudur). AMOS varsayılan olarak “Maximum Likelihood (ML)” istatistiğini kullanılmaktadır. Bunun yanında ayrıca “Generalized Least Squares (GLS)”, “Categorical Variable Methodology (CVM)”, “Asymptotically Distribution Free (ADF)” yöntemleri de yer almaktadır. Yapılan uygulamalar

göstermiştir ki kullanılan yöntemin sonuçlar üzerinde etkisi yoktur; ancak kullanımlarının, kullanıcıya farklı faydaları olabilir ML yöntemi kullanım kolaylığı, yorumlanabilirlik ve verdiği uygunluk testleri sonuçlarının zenginliği açısından en çok kullanılan yöntem durumundadır (Schumacker ve Beyerlein, 2000: 629-636).

AMOS programı modeldeki hataları görmemize yarayacak üç temel bilgiyi sunmaktadır. Bunlardan birincisi “ölçünlü kalıntılar (standardized residuals)”, diğeri “düzeltme indisleri (modification indices)”dir. Bu iki düzeltme ve düzenleme yapmaya yarayan model hatalarına yönelik istatistiklerin yanında, bir de uygunluk testleri yer almaktadır. Uygunluk testleri modele genel bir bakış açısı ve modeli değerlendirme olanağı sunar.

Bu değerler model sürekli revize edilmek suretiyle test edilecek ve kararlı yapı oluşturulana kadar ve hipotez kabul edilene kadar sürdürülecektir. Modellerin değerlendirme aşamasına geçmeden önce genel tanımlara yer vermek model değerlendirme sürecindeki yorumları ve ramsal değerlemeleri daha anlaşılır kılacaktır.

4.1. Model hatalarına yönelik istatistikler

AMOS modeldeki hataları görmeye yarayacak iki temel bilgi sunmaktadır. Bunlar “standardize kalıntılar (standardized residuals)” ve “düzeltme indisleri (modification indices)” tablolarıdır.

4.1.1. Düzeltme İndisleri

Düzeltme İndisleri (Modification Indices) tablosu sonuçları tasarlanan modelin ne derece iyi tanımlandığını göstermektedir. MI (Modification Indices) değerleri bir serbestlik derecesi (df) karşılığı Ki-kare değerindeki değişim hakkında fikir vermektedir. MI değerleri yüksek çıkan değişkenler arasında bağ olduğu, bir başka deyişle serbest olmadığı anlamına gelmektedir (not freely estimated); serbest olarak tahmin edilecek her değişkenin MI değerleri “0” olmalıdır. Ancak bu ideal durumdur, özellikle sosyal bilimlerde MI değerlerinin sıfır olması çok olası değildir. MI değerleri yüksek olan iki değişken arasında kurulacak olan bağ (modelde çift yönlü okla gösterilir) Ki-Kare değerinin düşmesine, dolayısıyla modelin daha uygun (fit) hale gelmesine yardımcı olacaktır (Jöreskog ve Sörbom, 1993).

MI tablosu altında iki bölüm yer almaktadır. Bunlardan birisi kovaryanslara yönelik MI değerleri, diğeri ise regresyon yüklerine yönelik MI değerleridir. Kovaryanslara ait MI değerleri, hata terimleri arasında olan

bağlantıyı gösterir. Hata terimleri arasındaki bu kovaryans ölçüm hatasını ifade etmektedir. Bu hata gerek cevaplayanların karakteristik özellikleri gerekse de ifadelerin kendisinden kaynaklanabilir (Aish ve Jöreskog, 1990). İfadelerin evet ya da hayır cevaplarına yönlendirici özellik taşıması ya da ifade edilmiş biçiminin yönlendirici olması bu sonucu ortaya çıkarabilir. Ancak en çok karşılaşılan durum bu iki ifadenin genellikle farklı biçimde yazılmış olsa dahi aynı biçimde anlaşılması durumudur. Değerleme aşamasında aynı faktör altındaki hata terimleri arasındaki MI kovaryans değerlerine bakılmalıdır. Farklı faktörler altındaki hata terimleri arasındaki yüksek MI kovaryans değeri ancak çapraz yüklerin söz konusu olduğu durumlarda yorumlanabilir.

Regresyon yüklerin MI değerleri ise bir gözlenebilen değişkenin (ifadenin) hangi gözlemlenemeyen değişkenler ile (faktör) ilişkide olduğunu gösterir. Bir ifade için MI değeri birden çok faktör altında yüksek çıktı ise, o ifadenin çapraz yük sergilediği, yani birden fazla değişkenin altında yer aldığı anlamına gelecektir (Arbuckle, J., 2008). (Tanımlayıcı faktör analizinde bir ifadenin birden fazla faktör altında yüklerinin olması benzeri)

AMOS, WINBugs ve LISREL yukarıda bahsi geçen iki MI değerinin yanında bir istatistik daha verecektir. Bu değer beklenen parametre değişimi değeridir (Expected Parameter Change-par change değeri). Bu değer yorumlanması zordur, ancak bir MI istatistiğine ait “par ch.” Mutlak değerinin diğerlerine göre çok farklı olması ilgili MI değerinin daha hassas incelenmesi anlamına gelmektedir. Düşük MI değeri ile birlikte bu değer anlam ifade etmezken, yüksek MI değerlerinin yanındaki “par change” değerleri anlamlı olacaktır. Bu değer negatif ya da pozitif olması; ilgili gözlemlenebilen değişkenler arasındaki ilişkinin yönünü göstermektedir (Saris vd., 1987).

MI değerinin yüksek ya da düşük olması göreceli bir durumdur. Ki-Kare değeri örneklem büyüklüğü ve değişken sayısı (serbestlik derecesi) ile üstel biçimde doğru orantılı olduğundan; bir araştırmada bulunan MI değerinin (kovaryans ya da regresyon yükü) bir diğer araştırma ile kıyaslanması ancak örneklem sayılarının ve serbestlik derecelerinin benzer olduğu durumlarda anlam ifade edecektir (MI değerleri Ki-Kare istatistiğini şişiren hataları ortaya koyar ve düzeltme sonucu MI değeri kadar bir miktar bu istatistik değerinden düşecektir). Örneğin 20-30 örneklem ve az sayıda değişken

ile çalışılan bir araştırma için 7-8 üzerindeki değerler yüksek sayılabilecekken; 300-400 ölçümlük bir araştırma ve çok sayıda değişkenin olduğu modellerde yüksek olarak değerlendirilecek MI değeri defalarca kat yüksek olabilir. İşte bu noktada “par change” istatistiğine de bakmak gereklidir (Saris ve Aalberts, 2003). Çünkü bu değer ilgili değişkenler arasındaki beklenen korelasyon hakkında bilgi verecektir. 0-0,2 arasındaki değerler genellikle yüksek olarak değerlendirilmemekte ancak 0,2 üzerindeki değerlere dikkat etmek gerekmektedir (Byrne, M. B., 2011).

4.1.2. Standardize kalıntılar

Yapısal Eşitlik modellerinin temelinde, hipotez olarak ortaya konulan model ile örneklemin kovaryans matrislerinin birbirlerine uygun olup olmadığının test edilmesi yatmaktadır. Bu iki matris arasındaki herhangi bir uyumsuzluk ise “Artık kovaryans matris (Residual Covariance Matrix)” sayesinde ortaya konulmaktadır (Jöreskog, 1993) Artık kovaryans matrisinde yer alan değerlerin anlamlı veya anlamsız olarak çıkması ya da katı istatistik kurallar dâhilinde değerlendirilerek sıfıra eşitlenmeye çalışılması anlamsız bir çaba olacaktır, zira artık bu değerlerin birbirlerinden tamamen bağımsız olmaları imkânsızdır. Fakat burada araştırmacıya herhangi bir uyumsuzluk hakkında bilgi verecek olan bu değerlerin büyüklüğüdür (Jöreskog ve Sörbom, 1993: 30-190). AMOS iki adet artık matrisi vermektedir, bunlardan ilki standardize olmayan değerleri içerir ancak standart hata değerlerinden arındırılmamış olan bu tablonun yorumlanması çok zordur. Dolayısıyla ilk tabloda değerlerin standart hatalara bölünmesi sonucu elde edilen ikinci tablo olan “standardize artık matrisi” yorumlama açısından daha kolaydır. Tüm değerlerin sıfır olması, uygunluğun birebir olduğu anlamına gelecektir, ancak gerçeklikte böyle bir sonuca ulaşamamaktadır. “2,58” den büyük değerler problemliler değerler olarak ele alınır (Byrne, 2011: 98-119, Brown, 2009: 118, Washburn ve Plank, 2002: 46-61, Harvey, 1994: 319). Bu matrisi bu limit değer bağlamında incelemek gerekmektedir.

4.2. Modelin uygunluğunun testi aşamasında bakılan göstergeler ve değerler:

Uygunluk istatistikleri tasarlanan modelin gerçek ile ne derece uyduğunu test eder, dolayısıyla modelin yapısal geçerliliğini (construct validity) ortaya koymaktadır. Birçok uygunluk istatistiği vardır, bunların birbirlerinden üstün ve zayıf yanları söz konusudur (Bagozzi vd., 1991: 421-458). Dolayısıyla tek bir istatistiğe dayana-

rak modelin iyi ya da kötü biçimde gerçeğe uyduğunu söylemek yanlış olacaktır, bu konuda yorum yapabilmek için birden çok istatistiği beraber, kendi koşulları ve model koşulları içerisinde incelemek gerekmektedir (Byrne, 2011: 664). Zira bu istatistiklerden kimi örnek büyüklüğüne, kimi serbestlik derecesine aşırı duyarlı iken, bazıları ise modelin karmaşıklığına ya da basitliğine duyarlılık göstermektedir.

Uygunluk istatistikleri iki temel kategoride incelenmektedir. Bunlardan ilki “mutlak uygunluk ölçütleri (absolute fit indices)” olarak adlandırılır. MUÖ ön modelin örneklem verisi ile uygunluğunu kontrol eder, bir bakıma bu istatistikler veri sonucu oluşan modelin tasarlanan model kalıbına sokulduğunda ne derece uyum sağladığını gösterir (McDonald ve Ho, 2002: 64-82). Bu kategoride incelenen istatistikler: Ki-Kare (CMIN), Ki-Kare/df, RMSEA, GFI değerleridir.

Aşamalı uygunluk ölçütleri (incremental fit indices) ya da diğer adı ile karşılaştırmalı (comperative) uygunluk ölçütleri ki-kare değerini ham biçiminde kullanmak yerine bu değeri bir referans model ile kıyaslar ve sıfır hipotezini (tüm değişkenlerin ilişkisiz olduğu hipotezi) reddetmek şeklinde işler (McDonald ve Ho, 2002: 68-76). Bu kategoride ele alınan istatistikler: CFI, TLI ve NFI değerleridir.

4.2.1. Ki-Kare testi (CMIN ve CMIN/DF)

Ki-Kare değeri modelin genel uygunluğunu test etmek amacıyla kullanılan en temel ölçümdür. Bu değer örnek kovaryans matrisi ve model tarafından uyarlanmış olan (modellenen) kovaryans matrisi arasında fark olup olmadığını değerlemeye yaramaktadır (Hu ve Bentler, 1999:2) Uygun bir modelin $p < 0.005$ 'de anlamsız sonuçlar vermesi beklenmektedir (Barrett, 2007: 815-824). Her ne kadar uygunluk istatistikleri arasında popüler bir yeri olsa dahi bu istatistiğin kullanımında birçok sınırlılık söz konusudur. Ancak en büyük problem Ki-Kare değerinin bire bir örneklem büyüklüğüyle ilişkili olması ve büyük örneklerde ($N > 50$) neredeyse her zaman model uygunluğunu reddetmesidir (Bentler ve Bonnet, 1980: 588-606, Jöreskog ve Sörbom, 1993, Kenny ve McCoach, 2003: 333-351). Dolayısıyla özellikle büyük örneklerle kullanılırken, Ki-Kare istatistiğini kullanarak model uygunluğu konusunda yorum yapmak eksik olacaktır.

Ki-Kare istatistiğinin sınırlılıkları yüzünden istatistikçiler bu istatistiğin en azından serbestlik derecesinden arındırılarak değerlendirilmesi gerektiğini savunmuş-

lar ve χ^2/df (CMIN/df) değerini hesaplamayı önermişlerdir. Ancak hangi eşik değer alınacağı konusunda belirli bir fikir birliğine varılamamıştır. Bazı kaynaklar $\chi^2/df=5$ gibi yüksek bir değeri kabul ederken (Wheaton vd., 1977) bazı kaynaklar ise $\chi^2/df=2$ gibi çok düşük bir değeri kabul etmektedirler (Tabachnick ve Fidell, 2007: 285).

4.2.2. Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA):

RMSEA araştırmacıya bilinmeyen fakat optimum şekilde planlanmış olduğu parametrelerin, ana kütleli kovaryans matrisi ile ne derece uyumlu olup olmadığı hakkında bilgi veren bir istatistiktir (Byrne, 2011: 664). Son yıllarda bu istatistik model hakkında en güvenilir bilgiyi veren istatistiklerden biri olarak değerlendirilmiştir (Diamantopoulos, 2000: 85). RMSEA modeldeki değişken ve ifade sayısı arttıkça yükselme eğilimindedir, dolayısıyla az sayıda ifadeyi destekleyen bir istatistik olduğu söylenebilir. RMSEA'nın eşik değerleri zamanla çok fazla yorumlanmıştır; 90'ların başlarında 0.05-0.10 arasında değerler ortalama bir uygunluğu ifade ederken 0.10 üzeri değerler modelin kötü biçimde uyarlandığı şeklinde yorumlanmıştır (MacCallum vd., 1996). Daha sonraları 0.08 ile 0.10 arası orta ve 0.08 altı değerler iyi olarak adlandırılmaya başlanmıştır. Fakat daha güncel yaklaşımlar bu değer için kabul edilebilir limiti biraz daha aşağıya çekmiştir. 2000'lerin başlarındaki bazı araştırmalarda 0.06'nın aşağısındaki değerler iyi olarak nitelendirilirken, bir kısmında ise 0.07 eşik değer olarak kabul edilmektedir (McQuitty, 2004). Dolayısıyla RMSEA değeri için uygunsuzluk testi demek daha doğru olacaktır. Zira 0.1'e yaklaşan ve aşan değerler kötü, daha aşağı inerek sifıra yaklaştıkça modelin iyi olduğu söylenebilir. RMSEA'nın %95 güven aralığında alabileceği değerler 0.03 ile 0.08 aralığında olabilir, 0.08'in üzerindeki değerler kötü bir model uygunluğunu işaret edecektir (Rigdon, 1996: 369-379).

4.2.3. Goodness-of-Fit Index (GFI):

GFI istatistiği Ki-Kare istatistiğinin örneklem büyüdükçe yükselmesi sorununu ortadan kaldırmak üzere ortaya çıkarılmıştır ve örnek büyüklüğüne daha az duyarlıdır. Temel olarak model kovaryans ve varyanslarının, ölçülen varyans ve kovaryans ile oranlamasının bir sonucudur. Özetle gerçek ile modellenenin oransal kıyaslamasıdır (Maiti ve Mukherjee, 1991). GFI istatistiği 0 ile 1 arası değer almaktadır ve serbestlik derecesiyle ters orantılı olarak hareket eder; dolayısıyla örnek büyüklüğünün serbestlik derecesine oranı büyüdükçe artma

eğilimindedir denilebilir (Bollen, 1990: 256-259, Hoelter, 1983: 324-344). Geleneksel olarak 0.90 eşik değeri önerilmektedir fakat küçük örneklem büyüklükleri ve faktör yükleri düşük bulunduğu 0,95 eşik değerine kadar değerlendirme yapılabilir (Shevlin ve Miles, 1998: 85-90).

AGFI (Adjusted GFI) GFI istatistiğinin serbestlik derecesinden arındırılmış halidir, ancak karmaşık ve çok ifadeli modellerde kullanılması önerilmemektedir.

4.2.4. Normed Fit Index (NFI) ve Non-Normed Fit Index veya Tucker-Lewis Index (TLI):

NFI istatistiği modelin χ^2 değeri ile sıfır modelinin χ^2 değerini karşılaştırmaktadır. Sıfır modeli (null model veya independence model) ölçülen değişkenlerin ilişkili olmadığı (uncorrelated) model olarak tanımlanmaktadır. NFI değeri 0 ile 1 arasında değer almaktadır ve eşik değer olarak 0.90 değeri iyi uygunluğu ifade ediyor olarak kabul edilmektedir (Hu ve Bentler, 1999). NFI istatistiğinin en eksik yanı 200'ün altındaki örneklemle çalışılmış modellerin uygunluğunu düşük göstermesidir (Mulaik vd., 1989: 430-445).

Örneklem büyüklüğünün etkisini ortadan kaldırmak için NNFI (non-normed fit index) veya başka adıyla TLI istatistiği ortaya atılmıştır. TLI istatistiği model karmaşıklıkla düşme eğilimi göstermektedir, ayrıca her ne kadar NFI kadar olmasa da örnek büyüklüğüne duyarlıdır ve düşük örnek büyüklüklerinde diğer istatistikler iyi uygunluk gösterse de düşük uygunluk değerleri verebilmektedir. TLI eşik değeri olarak literatürde çok farklı görüşler yer almıştır. TLI>0.80 gibi eşik değerler yanı sıra TLI>0.95 gibi yüksek eşik değerlere de rastlanmaktadır (Hu ve Bentler, 1999, Byrne, 2011: 684).

4.2.5. Comparative Fit Index (CFI)

CFI, NFI istatistiğinin geliştirilmiş versiyonudur, örnek büyüklüğünü de hesaba katar ve küçük örneklemde dahi iyi sonuçlar verir, en çok kabul gören ve kullanılan istatistiklerden biridir. NFI benzeri biçimde sıfır modelini örneklem kovaryans matrisi ile kıyaslayarak sonuç elde eder ve aynı şekilde 0 ile 1 arasında değer alır. 1'e yaklaştıkça modelin uygunluğu artmaktadır. Başlarda 0,90 eşik değeri kabul edilmiştir, daha sonraları ise 0,95 değerleri iyi uygunluk göstergesi olarak belirlenmiştir (Bentler ve Bonnet, 1980). Örneklem büyüklüğünden en az etkilenen istatistik olduğundan neredeyse tüm paket programlarda kullanılmaktadır (Fan vd., 1999: 56-83).

Yukarıda verilen değerlerin kontrolü için Tablo 2.8’de iyi derecede uygun modellerin (good fit) gerektirdiği değer aralıkları verilmiştir. Zira modeldeki ifade sayısına ve örneklemin büyüklüğüne göre uygun değerler farklılık göstermektedir. Tablo araştırmacılar tarafından genel kabul gören değerleri yansıtmaktadır, ancak unutulmamalıdır ki modelin uygunluk testi aşamasında tek bir doğru söz konusu değildir. Birçok değere birden bakmak gerekmektedir (Hair vd., 2010: 670-672, Byrne, 2011: 664).

Özetle yapısal eşitlik modellemesi araştırmacıya iki sonucu göstermeye yaramaktadır. Bunlardan ilki, temel bileşenler ve ortak (component veya common) faktör analizlerindeki gibi faktör yüklerini göstermektedir. Ayrıca bunlara ek olarak hata varyansları hakkında da bilgi verecektir. Ancak asıl önemli değerlendirme uygunluk değerlendirmesidir. Bir model yüksek faktör yükleri verebilir fakat örneklemin kovaryans matrisi ile tasarlanan kovaryans matrisi arasındaki benzerlik; bir başka deyişle model uygunluğunun test edilmesi en az faktör yüklerinin ve faktörlerin varlığı kadar önemlidir.

Ölçekle sağlanan bilgilerin kararlı özellik taşıdığına, yani hatadan arındırılmış olduğuna ve aynı amaçla yapılacak ikinci bir ölçümde aynı sonuçların elde edileceğine güven duyulması gerekir. Güvenilir olmayan bir ölçek kullanışsızdır. Birleşik güvenilirlik; sayıca birden fazla, heterojen, ancak benzer ifadelerin genel güvenilirliğini ölçmek amacıyla kullanılmaktadır (Raykov, 1998). Cronbach’s Alpha çok sayıda değişken olduğunda yüksek değerler verme eğiliminde olan bir istatistik olduğundan CR değeri Cronbach’s Alpha değerine bir alternatif olarak ya da bir kontrol aracı olarak kullanılmaktadır. CR değerinin de CA gibi 0.7’den büyük olması beklenir.

CR hesaplamaları Fornell ve Larcker’in formülü kullanılarak el ile yapılabilir (Fornell ve Larcker, 1981: 40-42):

$$CR = \frac{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2}{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2 + (\sum_{i=1}^n \delta_i)}$$

λ =Standardize faktör yükü

n=ifade sayısı

δ =hata varyansı

4.3. Diğer Geçerlilik Testleri

Geçerlilikten bahsedebilmek için yalnızca yapısal bir uygunluk yeterli değildir. Yapısal geçerlilik testinden sonra mantıksal (nomological), yakınsak (convergent) ve iraksak (discriminant) geçerliliklerin de test edilmesi büyük önem arz eder.

4.3.1. Mantıksal Geçerlilik

Mantıksal geçerlilik iki ya da daha fazla teorik ve/veya ampirik olarak birbirleriyle ilişkili olması gereken kavramlar ölçüldüğünde de ilişkili çıkması gerekliliği anlamına gelmektedir (Cronbach ve Meehl, 1955). Yapısal geçerliliği kanıtlanmış modellerin; ölçmek istedikleri kavramları ölçerlerken, ilişkili olması beklenen diğer kavramlar ile aralarındaki mantıksal bağın da ortaya konulması gerekmektedir. Mantıksal geçerlilik bir doğrulama testi olarak görülmelidir, zira mantıksal ağlar (nomological networks) arasında ilişki olması modelin uygunluğu hakkında bir fikir vermekten ziyade gerçekliğin bir doğrulanmasıdır (Campbell, 1960: 546-553). Beklenen ilişkinin bulunamaması metodolojik bir hata yapıldığını gösterir. Örneğin yaş yükseldikçe hafızanın zayıflaması beklenen ve teorik olarak kanıtlanmış bir ilişkidir. Dolayısıyla hafıza gücünü ölçen bir testin yaş ile ters yönde ilişki göstermesi gerekmektedir. Hafıza gücünü ölçmek üzere hazırlanmış bir model alt yapısı oluşturulduktan sonra yaş grupları ile ilişkisi test edilmek suretiyle onaylanabilir. Eğer bir ilişki çıkmaz ise ya da pozitif bir ilişki bulunur ise model hatalıdır.

(http://en.wikipedia.org/wiki/Nomological_network).

Mantıksal geçerlilik testi sosyal bilimlerde özellikle çok değişkenli modellerin doğruluğunu onaylamakta kullanılmaktadır. Beklenen ilişkinin gücü ve yönü teoriyi destekler nitelikte olmalıdır (Cronbach ve Meehl, 1955: 302).

4.3.2. Yakınsak ve Iraksak Geçerlilik

Yakınsak geçerlilik değişkenlere ilişkin ifadelerin birbirleriyle ve oluşturdukları faktör ile ilişkili olduklarını ifade etmektedir. Iraksak geçerlilik ise değişkenlere ilişkin ifadelerin ait oldukları faktör dışındaki faktörlerle kendi buldukları faktörden daha az ilişkili olması gerektiğidir.

Yakınsak geçerlilik için, ölçeğe ilişkin tüm CR değerlerinin AVE değerlerinden büyük olması ve AVE değerinin de 0,5’ten büyük olması beklenmektedir. AVE değeri “Ortalama Açıklanan Varyans (Average Variance Extracted)”ın kısaltması olup, faktöre ilişkin ifadelerin kovaryanslarının (yüklerinin) karelerinin toplamının ifade sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir. Her bir faktör yapısı için ayrı ayrı değerlendirme yapılır.

Iraksak geçerlilik için ise iki yeni değer hesaplanması gerekir. MSV değeri “Maksimum Paylaşılan Varyansın Karesi (Maximum Squared Variance)” dir ve bir faktörün diğer faktörlerden herhangi biriyle paylaştığı en yüksek varyansın karesidir. ASV değeri ise “Paylaşılan

Varyansın Karesinin Ortalaması (Average Shared Square Variance)” olup bir faktörün diğer faktörlerle paylaştığı varyansın karelerinin toplamının paylaşılan varyans sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir. İraksak geçerlilikten söz edebilmek için $MSV < AVE$; $ASV < MSV$ ve AVE 'nin karekökünün faktörler arası korelasyondan büyük olması koşullarının sağlanması gerekir.

5. Faktörlerin diğer analizlerde kullanımı

İster KFA isterse DFA sonucunda elde edilen faktör yapısı son haline getirildiğinde artık çok değişkenli analizlerde kullanılabilir. Fakat faktörlerin nasıl kullanılacağı ayrı bir konudur. Bu aşamada üç ayrı yöntem söz konusudur (Hair vd., 2010; Pett, M. A., Lackey, N. R., & Sullivan, J. J., 2003; Cattell, R., 2012);

- Tek bir suret değişken kullanılması: Genellikle faktör içerisinde en yüksek faktör yükü veren değişken alınır ve suret olarak kullanılır. En büyük avantajı uygulama ve yorumlama kolaylığı ve hızıdır. Fakat faktörün tüm yönlerini yansıtmaz ve ölçüm hatasına neden olması nedeniyle çok tercih edilmez. Fikir edinmek üzere hızlı bir ön test yaparken işe yarayabilir.
- Faktör skorlarının kullanımı: Faktör içerisinde yer alan değişkenlerin tümü yükleri oranında temsil edilir. Elle hesaplamak zor ve zahmetlidir. SPSS gibi paket programlar faktör skorlarını hesaplarlar, bu seçenek faktör analizi altında yer almaktadır. Genel kullanımda üç ayrı türü görülür bunlar: Regresyon Skorları, Bartlett Skorları ve Anderson-Rubin Skorlarıdır ve her birinin diğerine karşı üstün ve zayıf yanları bulunmaktadır. Ayrıntılı bilgi için kaynak yol gösterici olacaktır (DiStefano, C., Zhu, M., & Mindrila, D., 2009). Bu yöntem tüm değişkenleri yükleri oranında temsil ettiğinden ölçüm hatası en az olan yöntemdir. Analize sokulan ve anlamlı faktör yükleri haricinde kalan (diğer faktörler içerisinde anlamlı olan) değişkenlerin o faktöre verdiği marjinal yükleri de hesaba katar. Ayrıca varsayılan olarak orthogonal yöntemle hesaplandığından çoklu bağıntı gibi komplikasyonları da ortadan kaldırmaya yarar. Dezavantajı yorumlamadaki zorluğudur, değerler regresyon yükü veya standardize değerler olacağından rakamsal bir ortalamayı veya yükü ifade etmezler. Ayrıca faktör yükleri ile bir ağırlıklandırma söz konusu olduğundan özellikle sosyal bilimlerde üzerine yorum yapılması daha da zorlaşır. Bu nedenlerle de farklı çalışmalarda aynı şekilde tekrarlanması zorlaşır.

- Toplam veya ortalama kullanımı: Likert kullanılarak yapılan bir ölçümün sonucunda ilgili faktör altındaki değişkenlerin skor toplamalarının veya aritmetik ortalamalarının alınması ile gerçekleştirilir. Ölçüm hassasiyeti itibarıyla suret ile faktör skorları arasında bir yerde yer alır ve dolayısıyla ölçüm hatası düşüktür. Ancak, faktör analizi sonucunda istenilen değişkenlerin ilgili faktör altında yer aldığı durumlarda kullanılmalıdır. Yapılan en büyük hata ister açıklayıcı isterse doğrulayıcı bir faktör analizi sonrası bir ya da birkaç değişken o faktöre ait olmamasına rağmen yine de ortalama o faktör altında hesaplanmaya çalışılması sonucu doğar. Yapısal geçerlilik açısından problemsiz ve güvenilirliği yüksek ölçümlerde kullanılmalıdır ve gerek ilgili araştırma kapsamında gerekse çalışmalar arasında kolaylıkla yorumlanabilir. Değişkenlerden yalnızca anlamlı yük ile o faktör altında yer alanların hesaplanması ile elde edildiğinden o faktörde hesaplanmaya değişkenlerin marjinal yüklerini ihmal edecektir; bu nedenle ölçüm hatası biraz yükselir. Rotasyon sonucu çıkan değişkenlerin tamamını ele almadığından orthogonal olmayabilir ve çoklu bağıntı sorununu ortadan kaldırmaz, bu sebeple çoklu bağıntı için ayrıca test gereklidir.

6. Sonuç

Faktör analizleri sosyal bilimlerde sıkça kullanılan yöntemlerdendir. Analizin en doğru biçimde yapılması daha sonraki analizlerin de geçerliliği ile ilgili olduğundan büyük önem arz etmektedir. Faktör analizlerinin tümü sübjektif yorumlamalara açık olduğundan sınırlar içerisinde alınacak değerler de yorumlamaya açıktır. Bu nedenle kurallara mümkün olduğunca bağlı kalmak analizi geçerli kılan bir unsurdur.

Kaynakça

- Aish, A. M., & Jöreskog, K. G. (1990). A panel model for political efficacy and responsiveness: An application of LISREL 7 with weighted least squares. *Quality & Quantity*, 24(4), 405-426. [CrossRef]
- Albayrak, A. S. (2006). Uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri. Ankara: Asil Yayın Dağıtım.
- Arbuckle, J. (2008). Amos 17.0 user's guide. SPSS Inc..
- Barrett, P. (2007). Structural equation modelling: Adjusting model fit. *Personality And Individual Differences*, 42(5), 815-824. [CrossRef]

- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588. [\[CrossRef\]](#)
- Bollen, K. A. (1990). Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects. *Psychological Bulletin*, 107(2), 256. [\[CrossRef\]](#)
- Brown, J. D. (2009). Statistics Corner Questions and answers about language testing statistics: Principal components analysis and exploratory factor analysis. In: Definitions, differences, and choices.
- Byrne, B. M. (2011). Structural equation modeling with AMOS Basic concepts, applications, and programming (Multivariate Applications Series), Routledge, New York.
- Büyükoztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. *Kuram Ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*, 32(32), 470-483.
- Campbell, D. T. (1960). Recommendations for APA test standards regarding construct, trait, or discriminant validity. *American Psychologist*, 15(8), 546. [\[CrossRef\]](#)
- Cattell, R. (Ed.). (2012). *The scientific use of factor analysis in behavioral and life sciences*. Springer Science & Business Media.
- Churchill Jr, G. A. (1979). A paradigm for developing better measures of marketing constructs. *Journal Of Marketing Research*, 64-73. [\[CrossRef\]](#)
- Coan, R. W. (1959). A comparison of oblique and orthogonal factor solutions. *The Journal of Experimental Education*, 27(3), 151-166. [\[CrossRef\]](#)
- Cortina, J. M. (1993). What is coefficient alpha? An examination of theory and applications. *Journal Of Applied Psychology*, 78(1), 98. [\[CrossRef\]](#)
- Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical assessment, research & evaluation*, 10(7), 1-9.
- Cronbach, L. J., & Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*, 52(4), 281. [\[CrossRef\]](#)
- Diamantopoulos, A. & Siguaw, J. (2000). *Introducing LISREL: A Guide for the Uninitiated (Introducing Statistical Methods Series)*. Sage Publications, London. [\[CrossRef\]](#)
- DiStefano, C., Zhu, M., & Mindrila, D. (2009). Understanding and using factor scores: Considerations for the applied researcher. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 14(20), 1-11.
- Dicle, C., & Kılınç B. (2007). Faktör Analizi ile 2006 Dünya Kupasına Katılan Takımların Belirlenmesi. *Marmara İ.İ.B.F. Dergisi*, 23(2), 355-362.
- Eisen, M., Ware Jr, J. E., Donald, C. A., & Brook, R. H. (1979). Measuring components of children's health status. *Medical Care*, 902-921. [\[CrossRef\]](#)
- Eymen, U. E. (2007). SPSS 15.0 ile veri analizi. İstatistik Merkezi.
- Fan, X., Thompson, B., & Wang, L. (1999). Effects of sample size, estimation methods, and model specification on structural equation modeling fit indexes. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 56-83. [\[CrossRef\]](#)
- Field, A. (2006). *Research Methods II: Reliability Analysis*, Sage Publications, London.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal Of Marketing Research*, 39-50. [\[CrossRef\]](#)
- Gorsuch, R. L. (1990). Common factor analysis versus component analysis: Some well and little known facts. *Multivariate Behavioral Research*, 25(1), 33-39. [\[CrossRef\]](#)
- Hair, J. F. J., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis Seventh Edition* Prentice Hall.
- Haladyna, T. M. (1999). *Developing and validating multiple-choice exam items (2nd ed.)*. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ.
- Hoelter, J. W. (1983). The analysis of covariance structures: Goodness-of-fit indices. *Sociological Methods & Research*, 11(3), 325-344. [\[CrossRef\]](#)
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. [\[CrossRef\]](#)
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2014). *Applied multivariate statistical analysis (Vol. 4)*. New Jersey: Prentice-Hall.

- Jolliffe, I. T. (1986). Principal Component Analysis and Factor Analysis. In *Principal component analysis* (pp. 115-128). Springer New York. [\[CrossRef\]](#)
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language. Scientific Software International. Mooresville, IL.
- Kalayci, Ş. (2006). Faktör analizi. SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri, Asil Yayın Dağıtım.
- Kenny, D. A., & McCoach, D. B. (2003). Effect of the number of variables on measures of fit in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, 10(3), 333-351. [\[CrossRef\]](#)
- Kieffer, K. M. (1998). Orthogonal versus Oblique Factor Rotation: A Review of the Literature regarding the Pros and Cons. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, New Orleans, LA.
- Maiti, S. S., & Mukherjee, B. N. (1991). Two new goodness-of-fit indices for covariance matrices with linear structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 44(1), 153-180. [\[CrossRef\]](#)
- MacCallum, R. C., & Tucker, L. R. (1991). Representing sources of error in the common-factor model: Implications for theory and practice. *Psychological Bulletin*, 109(3), 502. [\[CrossRef\]](#)
- McDonald, R. P., & Ho, M. H. R. (2002). Principles and practice in reporting structural equation analyses. *Psychological Methods*, 7(1), 64. [\[CrossRef\]](#)
- McHorney, C. A., Ware Jr, J. E., Lu, J. R., & Sherbourne, C. D. (1994). The MOS 36-item Short-Form Health Survey (SF-36): III. Tests of data quality, scaling assumptions, and reliability across diverse patient groups. *Medical Care*, 40-66. [\[CrossRef\]](#)
- McQuitty, S. (2004). Statistical power and structural equation models in business research. *Journal of Business Research*, 57(2), 175-183. [\[CrossRef\]](#)
- Mulaik, S. A., James, L. R., Van Alstine, J., Bennett, N., Lind, S., & Stilwell, C. D. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin*, 105(3), 430. [\[CrossRef\]](#)
- Nunnally, J. C. (1979). *Psychometric theory* (2nd ed). McGraw-Hill, New York
- Pett, M. A., Lackey, N. R., & Sullivan, J. J. (2003). *Making sense of factor analysis: The use of factor analysis for instrument development in health care research*. Sage. [\[CrossRef\]](#)
- Raykov, T. (1998). Coefficient alpha and composite reliability with interrelated nonhomogeneous items. *Applied Psychological Measurement*, 22(4), 375-385. [\[CrossRef\]](#)
- Rigdon, E. E. (1996). CFI versus RMSEA: A comparison of two fit indexes for structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 3(4), 369-379. [\[CrossRef\]](#)
- Saris, W. E., & Aalberts, C. (2003). Different explanations for correlated disturbance terms in MTMM studies. *Structural Equation Modeling*, 10(2), 193-213. [\[CrossRef\]](#)
- Saris, W. E., Satorra, A., & Sörbom, D. (1987). The detection and correction of specification errors in structural equation models. *Sociological Methodology*, 105-129. [\[CrossRef\]](#)
- Schumacker, R. E., & Beyerlein, S. T. (2000). Confirmatory factor analysis with different correlation types and estimation methods. *Structural Equation Modeling*, 7(4), 629-636. [\[CrossRef\]](#)
- Shevlin, M., & Miles, J. N. (1998). Effects of sample size, model specification and factor loadings on the GFI in confirmatory factor analysis. *Personality and Individual Differences*, 25(1). [\[CrossRef\]](#)
- Suhr, D. D. (2006). Exploratory or confirmatory factor analysis? (pp. 1-17). In Cary: SAS Institute.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using Multivariate Statistics*. Pearson, Boston.
- Özkan, K., & Alkan, H. (2004). Q-Tipi Faktör Analizinin Gerçekleştirilmesi İçin Tersinir Matrisin Oluşturulmasında Minimum Etkili Değişkenlerin Eklenmesi Yaklaşımı (Isparta İli Şarkikaraağaç İlçesi Orman Köyleri Örneği). *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 9(1).
- Velicer, W. F., & Jackson, D. N. (1990). Component analysis versus common factor analysis: Some issues in selecting an appropriate procedure. *Multivariate behavioral research*, 25(1), 1-28. [\[CrossRef\]](#)
- Wheaton, B., Muthen, B., Alwin, D. F., & Summers, G. F. (1977). Assessing reliability and stability in panel models. *Sociological Methodology*, 8, 84-136. [\[CrossRef\]](#)