



Evaluation of Factors Effecting Exploratory Factor Analysis Process

Özgür Murat ÇOLAKOĞLU¹, Cem BÜYÜKEKŞİ²

Received: 22 April 2014, Accepted: 13 June 2014

ABSTRACT

Factor analysis, which is conducted in educational researches, is used to interpret interrelated many variables by few latent variable/s. This technique was proposed by Spearman in 1904 and today it has been widely used by researcher to examine structural validity of instruments. Six facts should be considered to ensure accuracy of the factor analysis process as; Sample Size, Structure of R Matrix, Adequacy of R Matrix, Factor Extraction Method, Number of Factors and Factor Rotation. These facts are essential to verify accuracy of the results. Each of them should be processed by considering their unique characteristics to ensure reliability of the factor analysis.

Keywords: Exploratory Factor Analysis, Common Factor Model, Construct Validity

EXTENDED ABSTRACT

Factor analysis is usually used to search for the smaller set of k latent factors to represent the larger set of j variables. It is a data reduction process by grouping variables. In this process, R matrix is transformed to another R matrix. Accuracy of the process depends on the similarity of these matrices. Six facts should be considered to ensure accuracy of the factor analysis process as described below.

Sample Size

Sample size is an important factor for Factor Analysis (FA). Sample size is inversely proportional with generalizability of result. Most of the researchers agree that; 10 or 15 participants per variable / item is required.

Structure of R Matrix

Researcher should check if variables meet linearity and normality assumptions, before conducting the analysis. Checking normality assumptions guide researcher to choose extraction method for the analysis. Factor analysis process mainly depends on the interactions among variables. Degree of interaction is represented by correlation matrix and covariance matrix. Default option of statistical software deals with correlation matrix, generally. Researcher should choose appropriate matrix with respect to level, dispersion and shape of data set.

Adequacy of R Matrix

Adequacy of the R matrix is examined by Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy (KMO) and Bartlett's Test of Sphericity. KMO is the sampling adequacy measure for each variable. Kaiser (1974) classified the KMO value as; 0,5-0,7 medium, 0,7-0,8 good, 0,8-0,9 very good, above 0,9 superior. Bartlett's Test of Sphericity is a hypothesis test, which look for if R matrix is an identity matrix. If R matrix is an identity matrix, there is no correlation among variables. Bartlett's Test of Sphericity is sensitive to sample size. It tends to give meaningful results in large samples respectively. Besides these two measures, there are also other assumptions for adequacy of the R matrix. These are calculated by determinant value of R matrix and anti-image correlation/covariance matrix.

Factor Extraction Method

¹ Res. Assist., Bulent Ecevit University, Ereğli Faculty of Education, omuratcolakoglu@beun.edu.tr

² Res. Assist., Bulent Ecevit University, Ereğli Faculty of Education, buyukeksi@hotmail.com

General default option of statistical software is Principal Component Analysis (PCA). This method is not considered as a common factor model. PCA and FA serve for the same purpose; their results may be different if there are less than 30 variables.

Number of Factors

There are more than one method for assess number of factors. Researchers should use more than one method to examine if they give same result.

Factor Rotation

Factor rotation helps to interpret factor loadings, when factor loadings are in complex structure. There are two main rotation strategies as; orthogonal and oblique. These techniques differentiate by dependency of factors.

Reporting

In report section of study, adequate information should be given to reader. If researcher could not give adequate information in case of lack of space in publications, researcher should provide information to contact.

Açımlayıcı Faktör Analiz Sürecini Etkileyen Unsurların Değerlendirilmesi

Özgür Murat ÇOLAKOĞLU¹, Cem BÜYÜKEKŞİ²

Başvuru Tarihi: 22 Nisan 2014 **Kabul Tarihi:** 13 Haziran 2014

ÖZET

Eğitim araştırmalarında oldukça sık kullanılan faktör analizi tekniği, aralarında ilişki bulunduğu düşünülen çok sayıdaki değişkenin daha az sayıdaki doğrudan gözlenemeyen değişken veya değişkenler ile yorumlanabilmesine imkân sağlamaktadır. Bu teknik Spearman tarafından 1904 yılında ortaya atılmış ve birçok araştırmacı tarafından veri toplama araçlarının yapısal olarak geçerliliğini sınamak amacıyla kullanılmaya başlanmıştır. Faktör analizi sürecini bir bütün olarak ele aldığımızda, 6 tane unsurun bu sürecin sağlıklı olarak işleminde rol aldığı görülmektedir. Bu unsurlar; R-matris, örneklem genişliği, R-matrisin yapısal uygunluğu, faktör çıkarım yönteminin belirlenmesi, rotasyon, faktör sayısının belirlenmesi aşamalarından oluşmaktadır. Faktör analiz sürecinde bahsedilen unsurlar analiz sonuçlarının kesinliğinin belirlenmesi açısından önemlidir. Bu bakımdan, her bir unsur kendi içinde belirli kurallar veya ölçütler ile sağlanmalı ve süreç ile olan ilişkisi göz ardı edilmemelidir.

Anahtar Kelimeler: Açımlayıcı Faktör Analizi, Ortak Faktör Modeli, Yapı Geçerliliği

1. Giriş

Faktör analizi, aralarında ilişki bulunduğu düşünülen çok sayıdaki değişkenin daha az sayıdaki doğrudan gözlenemeyen değişken veya değişkenler ile yorumlanabilmesine olanak sağlayan çok değişkenli analiz tekniğidir. Son dönemde eğitim araştırmalarında oldukça sık kullanılan bu tekniğinin temelleri ilk olarak Spearman tarafından 1904 yılında "General Intelligence, Objectively Determined and Measured" adlı çalışma ile ortaya atılmıştır (Ford vd., 1986). Bu çalışmada, Spearman bireyin çeşitli zihinsel etkinliklerinde "ortak" olan bir niteliğin bulunduğu işaret ederek, zekânın tek faktörlü bir yapıdan oluştuğunu savunmaktadır. 1927' de, Spearman kendi çalışmasını geliştirerek "İnsanın Yetenekleri" isimli kitabını yazmış ve faktör analizi tekniğini kullanarak zihnin tek bir faktörle açıklanamayacağını, bunun yerine genel ve özel olmak üzere iki faktörden oluştuğunu ifade etmiştir. İlerleyen süreçte Spearman'ın ortaya attığı bu tekniğin geliştirilmesi ile yapılan araştırmalarda zekâ gibi karmaşık bir olgunun işleyişinde birden çok faktörün rol alması gerektiği ifade edilmiştir (Özgül, 1994).

Sonuç olarak tüm bu çalışmalar araştırmacılara, insan yeteneklerindeki bireysel farklılıkların teoride belli bir temel ve mantığa sahip psikometrik yapılar tarafından açıklanabileceği ile ilgili ipuçları sunmuştur (Cudeck, 2007). İlerleyen süreçte ise Spearman'ın sunduğu bu teknik birçok araştırmacının ilgisini çekmiş ve eğitim araştırmalarında oldukça sık kullanılan veri toplama araçlarının psikometrik açıdan yapısal geçerliliğini göstermek için kullanılan bir araç haline gelmiştir. Devam eden süreçte ise, bilgisayar teknolojilerinde yaşanan hızlı gelişim, araştırmacının herhangi bir matematiksel işlem yapmadan istatistik paket programlarını kullanarak karmaşık birçok alt süreçten oluşan faktör analizini uygulayabilmesine olanak sağlamıştır.

1.1. Faktör Analizi

Faktör analizi genellikle ilişkili olduğu düşünülen j kadar ölçülmüş değişkenin daha az sayıdaki k kadar gözlenemeyen değişken ile açıklanması için kullanılmaktadır (Henson ve Roberts, 2006). Başka bir şekilde tanımlamak gerekirse, ölçülen j kadar değişkenin kendi ile oluşturduğu $j \times j$ korelasyon / kovaryans matrisinin (R-matris) içerisinde yer alan bazı değişkenlerin indirgeme işlemi sonucunda gruplanarak ya da kümelenecek k kadar doğrudan gözlenemeyen değişken veya değişkenler ile ifade edilme sürecidir

¹ Arş. Gör., Bulent Ecevit Üniversitesi, Ereğli Eğitim Fakültesi, omuratcolakoglu@beun.edu.tr

² Arş. Gör., Bulent Ecevit Üniversitesi, Ereğli Eğitim Fakültesi, buyukeksi@hotmail.com

(Field, 2005). Bu süreçte tüm işlemler R-matris üzerinden gerçekleştirilir. Analiz öncesinde elde edilen R-matris işlemlerden sonra yeni bir R matrise dönüşür. Faktör analizine bağlı oluşan sonucun kesinliği bu iki matris arasındaki farkın minimum düzeyde olmasına bağlıdır (Field, 2005; Tabachnick ve Fidell, 1989). Dolayısıyla, araştırmacıların bu farkı minimum seviyede tutabilmek için altı önemli unsuru dikkate alması gerekmektedir.

1.1.1. Örneklem Büyüklüğü

Araştırmacının dikkat etmesi gereken önemli unsurlardan biri örneklem büyüklüğüdür. Örneklem büyüklüğü analiz sonucunda ortaya çıkacak faktör ya da bileşen sayısının belirlenmesinde önemli bir etkiye sahiptir (Zwick ve Velicer, 1986). Örneklem büyüklüğü ne kadar büyükse faktör analiz sonuçlarının güvenilirliğinin de o kadar yüksek olduğu ifade edilmektedir (Field, 2005). İlgili alan yazın incelendiğinde örneklem büyüklükleri ile ilgili farklı araştırmacıların farklı görüşleri bulunduğu görülmektedir. Bu görüşler Tablo1' de görülmektedir.

Tablo 1.

Örneklem Büyüklüğü İlgili Araştırmacıların Önerileri

Örneklem Genişliği İlgili Öneriler	Araştırmacı
En az 100 olmalı	Gorsuch (1974), Kline (1979)
En az 150 olmalı (faktör yükleri 0,6 nın üzerinde ise)	Guadagnoli ve Velicer (1988)
En az 200 olmalı	Guilford (1954)
En az 250 olmalı	Cattell (1978)
En az 300 olmalı	Tabachnick ve Fidell (2007)

Örneklem sayısının ne kadar olması gerektiği ile ilgili farklı görüşler olsa da, genel olarak kabul gören kural madde başına 10 ya da 15 katılımcının analize dahil edilmesi yönündedir (Field, 2005; Nunnaly, 1978). Bunlara ek olarak, alt sınır olarak madde başına 5 katılımcının uygulanabileceği ile ilgili görüşlerde bulunmaktadır (Gorsuch, 1974).

Ayrıca, MacCallum vd. (1999) örneklem büyüklüğünün ve faktörleri açıklayan madde sayılarının faktör analizine etkisini inceledikleri Monte Carlo çalışmasında, 100'ün altında olan örneklem genişliği için ortak varyans (komunalite) değerlerinin yüksek olması (hepsinin 0,6' nın üzerinde olması) gerektiğini belirtmişlerdir.

1.1.2. Değişkenlerin Oluşturduğu Matrisin Yapısı

Araştırmacının faktör analizine tabi tutacağı değişkenleri benzer özellikteki gruplardan elde etmiş ve hatalı ölçmemiş olması gerekmektedir. Elde edilen verilerin sürekli olması, en azından aralıklı (en azından Likert tipi ölçek ile) ölçekle ölçülmüş olması beklenmektedir. Araştırmacı veri setinde yer alan değişkenlerin doğrusallık ve normallik varsayımını sağlayıp sağlamadığını analiz öncesinde kontrol etmelidir. Değişkenlerin normallik varsayımı analiz aşamasında araştırmacının seçmesi gereken çıkarım yöntemi konusunda karar vermesine yardımcı olacaktır.

Faktör analizi süresince yapılan işlemlerin tümü değişkenlerin birbirleri ile oluşturdukları ilişki düzeyleri üzerinden hesaplanarak gerçekleştirilir. Değişkenlerin birbirleri ile ilişki düzeyleri korelasyon matrisi ve kovaryans matrisi olmak üzere iki farklı şekilde gösterilmektedir. Genelde istatistik paket programlarında seçili olan matris seçeneği korelasyon üzerinden hesaplanan R matrisine yöneliktir. Uygulamada bu iki matris türü hesaba katılarak yapılan analiz sonuçları farklılaşmaktadır (Henson vd., 2004; Stevens, 1996). Bu nedenle araştırmacının bireylerden topladığı puanları düzey (level), dağılım (dispersion) ve biçim (shape) açısından incelemesi ve hangi matrisin analize tabi tutulacağına karar vermesi gerekmektedir (Tinsley ve Tinsley; 1987).

1.1.3. Matrisin Faktör Analizine Uygunluğu

Araştırmacı matris türüne karar verdikten sonra elde edilen matrisin faktör analizine uygunluğu belirli ölçütler doğrultusunda aranmalıdır. Bu ölçütlerin ilki KMO (Kaiser-Meyer-Olkin Measure of

Sampling Adequacy) her bir madde veya değişken için elde edilen “Örneklem Uygunluk Ölçüsü” olarak ifade edilmektedir.

KMO ölçütü; değişkenlerin toplam korelasyon değerlerinin kareler toplamının, toplam ve parçalı korelasyon değerlerinin kareler toplamına oranıdır. Bu oran 1'e yaklaştıkça R-matrisinde yer alan korelasyon deseninin sıkı, 0'a yaklaştıkça desende bir yayılma olduğu ifade edilmektedir. (Field, 2005). Değişkenler arasındaki korelasyon deseninin sıkı olması istenilen bir durumdur. Bu ölçütle ilgili Kaiser (1974) 0,5 oranını hemen hemen kabul edilebilir bir kesim noktası olarak ifade etmiş, KMO değerini 0,5-0,7 arası orta, 0,7-0,8 arası iyi, 0,8-0,9 arası çok iyi ve 0,9 üzerini süper şeklinde sınıflamıştır.

R-matrisin faktör analizine uygunluğunun belirlenmesinde diğer bir varsayım ise “Bartlett Küresellik Testi” sonuçlarıdır. Bu test, değişkenlerden elde edilen R-matrisin birim matris olup olmadığını test eden bir hipotez testidir. Bu test sonucunda hipoteze yönelik p değeri anlamlı ($>0,05$) bulunmadysa “R-matris birim matristir” ifadesi, anlamlı ($<0,05$) bulunduysa “R-matris birim matris değildir” ifadesi kabul edilmektedir. R-matrisin birim matris olması değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarının 0 olması anlamına gelmektedir. Dolayısıyla, değişkenler arasında korelasyon bulunmuyorsa, değişkenleri açıklayacak ortak bir kümenin varlığından söz etmek de doğru olmayacaktır. Ne var ki, “Bartlett Küresellik Testi” örneklem büyüklüğüne oldukça duyarlı bir testtir (Henson ve Roberts, 2006; Zwick ve Velicer, 1986). Bu bakımdan, geniş örneklemelerde anlamlı sonuçlar vermeye eğilimlidir. Bu bakımdan faktör analizi çalışmalarının geniş örneklemeler ile yapıldığı düşünüldüğünde, bu teste yönelik sunulan bulguların çokta tutarlı olmadığı görülmektedir.

Sonuç olarak KMO ölçütü ve Bartlett Küresellik Testi, analiz öncesinde değişkenlerin oluşturduğu R-matrisin faktör analizine uygunluğunu kontrol etmekte kullanılan varsayımlar olarak ifade edilebilir. Bu varsayımlara ek olarak bakılabilecek alternatif varsayımlar da mevcuttur. Bunlardan ilki R-matrisin determinant değerine yöneliktir. Field (2005), bu değer “0,00001” değerinin üzerinde olması gerektiğini, eğer bu değer altındaysa R-matris içerisinde yüksek derecede korelasyon ($>0,8$) gösteren değişken veya değişkenlerin var olabileceğini ifade etmektedir. Ayrıca bu gibi durumlarda yüksek derecede korelasyon gösteren değişkenlerin analizden çıkarılması tavsiye edilmektedir (Field, 2005).

		EASY	FLEXIBLE	POWERFUL	RELIABLE	SUITABLE	TECHSUPP
Anti-image Covariance	EASY	.758	-.124	-.026	-.083	-.055	-.237
	FLEXIBLE	-.124	.538	-.194	-.163	-.137	.101
	POWERFUL	-.026	-.194	.489	.064	-.230	-.065
	RELIABLE	-.083	-.163	.064	.816	.101	-.227
	SUITABLE	-.055	-.137	-.230	.101	.530	.024
	TECHSUPP	-.237	.101	-.065	-.227	.024	.801
Anti-image Correlation	EASY	.736 ^a	-.125	-.044	-.106	-.087	-.304
	FLEXIBLE	-.125	.705 ^a	-.373	-.246	-.257	.154
	POWERFUL	-.044	-.373	.697 ^a	.107	-.453	-.103
	RELIABLE	-.106	-.246	.107	.503 ^a	.154	-.280
	SUITABLE	-.087	-.257	-.453	.154	.719 ^a	.027
	TECHSUPP	-.304	.154	-.103	-.280	.027	.514 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Şekil1. Anti-ımağ Matrisinin Gösterimi

Not: Anti-ımağ matrisindeki diyagonal elemanların görünümü SPSS 13,0 istatistik paket programından alınmıştır

Diğer bir parametre ise anti-ımağ korelasyon/kovaryans matrisinin hesaplanarak değerlendirilmesine yöneliktir. Şekil1' de görüldüğü gibi bu matrisin diyagonal elemanları her değişken için örneklem uygunluğu ölçüsünü, dışında kalan elemanlar ise parçalı korelasyon/kovaryans değerlerinin negatif değerini ifade etmektedir. Field (2005) anti-ımağ matrisindeki her bir değişken için diyagonal elemanların örneklem uygunluk ölçüsünün (Measures of Sampling Adequacy) 0,5 değerinin üzerinde olması gerektiğini, eğer bu değer altında değişkenler varsa analizden çıkarılması gerektiğini ifade etmektedir.

Sonuç olarak, bu parametreler R matrisin faktör analizine uygunluğunu belirlemek amacıyla kullanılsa da, analiz süresince ve sonunda aldığı değerler araştırmacı tarafından tekrar kontrol edilmelidir.

1.1.4. Faktör Çıkarım Yönteminin Belirlenmesi

Değişkenlerin arasındaki korelasyon düzeyine bağlı oluşan R-matrisinin faktör analizine uygunluğu belirlendikten sonra, araştırmacı hangi faktör çıkarım yöntemini kullanması gerektiğine karar vermelidir. Bu aşamada istatistik paket programında çok sayıda çıkarım yöntemi (Temel Bileşenler Analizi, Maksimum Olabilirlik, Temel Eksen Faktörü, vb...) bulunmaktadır. Analiz sonucunda hatalı bir çözümlenmeye ulaşmamak için araştırmacının bu yöntemlerin ne zaman kullanılması gerektiğinin farkında olması gerekmektedir.

İstatistik paket programında seçili olarak gelen ve en çok kullanılan yöntem "Temel Bileşenler Analizidir". Ne var ki, temel bileşenler analizi teknik olarak faktör analizi (ortak faktör modeli) olarak değerlendirilmemektedir (Ford vd., 1986; Henson vd., 2004; Henson ve Roberts, 2006; Snook ve Gorsuch, 1989; Tinsley ve Tinsley, 1987; Velicer ve Jackson, 1990; Widaman, 1993; Zöllner, 2012).

Temel Bileşenler Analizi (TBA) ve faktör analizi (FA) yapıma amacı aynı olsa da, içerisinde kullanılan matematiksel işlemler açısından birbirinden ayrılmaktadır (Zoller, 2012). TBA ile FA arasındaki en önemli farklılık, değişkenlerin oluşturduğu varyansın doğasından kaynaklanmaktadır. Ortak faktör modeline göre ölçülen değişkenlerin varyansı, ortak (common) ve özgün (unique) olmak üzere iki bölüme ayrılır (Ford vd., 1986). Öte yandan özgün kısım ölçülen değişkenlere yönelik hata varyansı ve sistematik varyansı içinde barındırmaktadır. TBA bu varyansları ayırt etmeden değişkenleri toplam varyans üzerinden açıklamaya çalışarak, ölçümün hatasız olduğunu varsaymaktadır. FA'da ise hata varyansına bağlı olacak şekilde ölçüm hatası ortadan kaldırılmak istenir (Henson vd., 2004; Park vd., 2002).

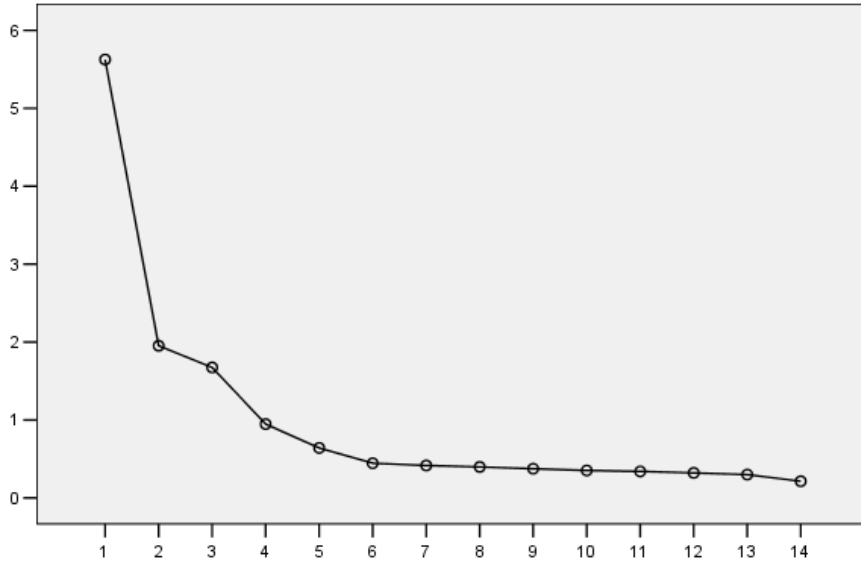
TBA' da değişkenlerin ortak varyans değerleri analize girmeden önce 1.00 kabul edilir. FA' da ise R-matris üzerindeki diyagonal elemanlarının her birinin güvenilirliğe yönelik olası değerleri (estimates of reliability of the variables) hesaba katılmaktadır ve ortak varyans değerleri 0,00 ile 1,00 arasında bir değer almaktadır. Bu sonuca bağlı olarak, TBA'nde elde edilen faktör yük değerlerinin FA ile elde edilen yük değerlerine göre daha yüksek çıktığı ifade edilmektedir (Snook ve Gorsuch, 1989). Alan yazında bu iki yönteme bağlı olarak yapılan faktör analizi çözümlenmelerinin benzer sonuçlar türettiği vurgulanmaktadır (Costello ve Osborne, 2005; Field, 2005; Velicer ve Jackson, 1990). Ancak, bu iki teknik arasındaki farklılığı ortaya çıkarmak için yapılan Monte Carlo çalışmasında, değişken sayısı 30' un altında elde edilen sonuçların farklılık gösterdiği ifade edilmektedir (Snook ve Gorsuch, 1989).

Özetle, eğer araştırmacı değişkenlerin oluşturduğu varyansı maksimum düzeyde açıklamaya çalışıyorsa TBA, gizli değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarmak istiyorsa FA yöntemlerini (Maximum Likelihood, Principal Axis Factoring, vb...) kullanması gerekmektedir (Ford vd., 1986; Widaman, 1993). Başka bir perspektiften bu durum incelendiğinde eğer araştırmacı teori üretme amacı ile faktör analizini kullanıyorsa kesinlikle FA yöntemlerini, var olan bir teorisin uyarlanması söz konusu ise temel bileşenler analizi kullanılabilir. Ayrıca bu bilgilere ek olarak, FA yöntem seçimi için Fabrigar vd. (1999) eğer analize tabi tutulacak değişkenler normallik varsayımını sağlıyorsa Maksimum Olabilirlik (Maximum Likelihood), sağlamıyorsa Temel Eksen Faktör (Principal Axis Factoring) yönteminin kullanılmasını önermektedir.

1.1.5. Faktör Sayısının Belirlenmesi

Araştırmacı faktör analiz yöntemini belirledikten sonra elde ettiği sonuçlar üzerinden değişkenlerin kaç bileşen ya da faktör altında toplandığını belirlemelidir. Faktör ya da bileşen sayısının belirlenmesine yönelik farklı yöntemler bulunmaktadır. Bunlardan en yaygın kullanılanı öz değer (eigen value) katsayısı dikkate alınarak hesaplanan "K1" kuralıdır. Bu kurala göre öz değeri 1' in üzerinde olan faktörler anlamlı olarak nitelendirilmektedir (Zwick ve Velicer, 1986).

Diğer bir yöntem ise faktörlerin öz değerlerine dayalı olarak çizilen Çizgi Grafiği (Scree Plot)' dir. Şekil2'deki örnek incelendiğinde dikey eksen öz değer miktarlarını, yatay eksen ise faktörleri göstermektedir. Grafikte ivmeye bağlı hızlı düşüşün yaşandığı faktör, önemli faktör sayısını ifade etmektedir (Büyüköztürk, 2002; Thompson, 2004; Zwick ve Velicer, 1986).



Şekil2. Çizgi Grafiği Örneği (Scree Plot)

Not: Çizgi Grafiği örneği SPSS 13,0 istatistik paket programından alınmıştır.

Faktör sayısının belirlenmesinde kullanılan diğer alternatif yöntemler ise Horn' un Paralel Analiz ve Velicer'in Kısmi Minimum Ortalama (Minimum Average Partial) tekniğidir. Yapılan Monte Carlo çalışmasında faktör sayılarını en doğru şekilde ortaya çıkaran yöntemlerin Paralel Analiz ve Kısmi Minimum Ortalama yöntemleri olduğu ifade edilmektedir. (Fabrigar vd., 1999; Zwick ve Velicer, 1986).

İstatistik paket programlarında varsayılan olarak seçili yöntem "K1" kuralı olmasına rağmen, bu yöntemin faktör ya da bileşen sayısını belirlemede en zayıf yöntem olduğu bilinmektedir (Costello ve Osborne, 2005; Velicer ve Jackson, 1990; Zwick ve Velicer, 1986). Dolayısıyla faktör sayısının belirlenmesinde tek bir kurala bağlı kalarak karar verilmemelidir. Bunun yerine var olan yöntemlerin, birbirini doğrulayacak şekilde uygulanarak tek bir sonuç üzerinde karar verilmesinin daha doğru bir yaklaşım olduğu ifade edilmektedir (Henson ve Roberts, 2006).

1.1.6. Faktörlerin Rotasyonu

Araştırmacı analiz sonucunda elde ettiği faktör yüklenmelerine bağlı olarak değişkenlerin oluşturduğu bileşen ya da faktör sayıları ile ilgili bir karar vermelidir. Bu aşamada eğer araştırmacı değişkenlerin faktör yüklenmelerine ilişkin matrisi yorumlamada güçlük çekiyorsa, değişkenlerin faktörler altında oluşturduğu yüklenmeleri daha anlaşılır hale getirmek için döndürme işlemi olarak tanımlanan rotasyon işlemini uygulamalıdır (Henson vd., 2004; Henson ve Roberts, 2006; Fabrigar vd., 1999; Tinsley ve Tinsley, 1987).

Eksenlerin döndürülme esasına dayanan rotasyon işleminin genel amacı faktör yüklenmelerini Thurstone (1947)'in önerdiği dört önemli kurala uygun hale getirmektir (Akt: Tinsley ve Tinsley, 1987; s:421).

1. Her değişken en az bir tane sıfır olmayan yüklenmeye sahip olmalıdır.
2. Her faktör birkaç değişken tarafından yüksek düzeyde yüklenmeye sahip olmalıdır.
3. Geri kalan değişkenlerin ise diğer faktörlerde yüklenmeleri sıfıra yaklaşmalıdır.
4. Her değişken sadece tek bir faktöre yüklenmelidir.

Dik (orthogonal) ve eğik (oblique) olmak üzere iki farklı rotasyon stratejisi kullanılmaktadır. Faktörler arasında herhangi bir bağımlılığın bulunmadığı durumlarda dik döndürme, faktörler arasında bir bağımlılığın varsayıldığı durumlarda eğik döndürme stratejileri kullanılmalıdır. "Varimax, quartimax, ve equamax" dik döndürme teknikleri iken, "direct oblimin, ve promax" eğik döndürme teknikleri olarak ifade edilmektedir (Costello ve Osborne, 2005). Dik döndürme tekniklerinden "varimax" ise istatistik paket programları tarafından varsayılan yöntem olarak sunulmasından dolayı en çok kullanılan rotasyon seçeneği olarak dikkat çekmektedir.

Sonuç olarak döndürme işleminin genel amacı faktör yüklenmelerini daha basit ve net şekilde ortaya çıkarmaktadır. Eğer araştırmacı analiz sonucunda döndürme işlemini uygulamadan elde ettiği faktör

yüklenmelerini basit ve net şekilde yorumlayabiliyorsa elde ettiği sonucu çözüm olarak kabul edebilir (Gorsuch, 1974).

1.2. Faktör Analizi Sürecinin Raporlandırılması

Eğitim araştırmalarında en sık kullanılan veri toplama şekli ölçeklerdir. Araştırmacılar kullandıkları ölçeklerin geçerli ve doğru sonuçlar verdiğini bilimsel bir bakış açısıyla göstermeye çalışmaktadır. Bu bakımdan kullanılan ölçeklerin geçerli ve güvenilir olduğu bilimsel bulgularla ortaya konulmalıdır. Eğitim araştırmalarında oldukça sık kullanılan faktör analizi sadece ölçme aracının yapı geçerliliğini belirlemeye yardımcı olan çok değişkenli bir istatistiktir.

Faktör analizi, maddelerin oluşturduğu ölçeğin bilişsel ya da psikolojik bir yapıyı gerçekte ölçüp ölçmediğini ortaya çıkaran bir süreçtir. Bu sürecin karmaşık alt süreçlerden oluşması ve kullanılan yazılımlarda analize yönelik çok fazla seçeneğin bulunması gibi nedenlerden dolayı faktör analizi istatistiğinin farklı şekillerde uygulanmasına neden olmaktadır. Bu bağlamda, Henson vd. (2004) faktör analizi istatistiğinin araştırmalarda yanlış kullanıldığı ve sürece dönük yeterli bilginin verilmediğini ifade ederek, faktör analiz çalışmalarının araştırmalarda nasıl raporlandırılması gerektiğine yönelik öneriler sunmuştur. Bu öneriler şu şekilde özetlenebilir.

1. Faktör analizinin uygulandığı araştırmada başka araştırmacıların değerlendirebilmesine yetecek kadar bilgi bulunmalıdır.
2. Çalışmadaki değişkenlerin arasındaki ilişkileri göstermek için kullanılan R-matrisi araştırmacı tarafından sunulmalıdır. Eğer bu matris, yeterli yer olmadığı için sunulamıyorsa; en azından okuyucunun istediği zaman bu matrise nasıl ulaşabileceğine yönelik bilgiler araştırmacı tarafından sunulmalıdır.
3. Her zaman hangi faktör analiz yönteminin kullanıldığı belirtilmelidir.
4. Faktör sayılarının belirlenmesinde birden çok yöntem kullanılmalı ve rapor edilmelidir.
5. Araştırmacı döndürme işlemi öncesi ve sonrası analiz sonuçlarındaki (özdeğer, toplam varyans, vb...) değişiklikleri rapor etmelidir.
6. Araştırmacı hangi döndürme yöntemini, ne amaçla uyguladığını rapor etmelidir.
7. Her zaman ortak varyans (komünalite) değerleri rapor edilmelidir.
8. Değişkenlerin ilgili olduğu faktörlerle oluşturduğu faktör yüklenmeleri rapor edilmelidir.

2. Sonuç ve Öneriler

Faktör analizi bir süreç olarak düşünüldüğünde işlem öncesi, işlem süreci ve raporlama olmak üzere 3 ana başlık altında incelenebilir. Örneklem genişliği ve değişkenlere bağlı oluşan matrisin analize uygunluğu işlem öncesi, analiz yöntemi, faktör sayısı ve rotasyon işlem süreci ve son olarak analiz sonuçlarının raporlandırılması şeklinde ifade edilebilir.

Tüm bu bilgiler ışığında, faktör analizini bir süreç olarak değerlendirdiğimizde, bu sürecin sağlıklı olarak işlemesi araştırmacının özellikle hem uyguladığı alana yönelik bilgisine, hem de faktör analizi işlem basamakları hakkında yeterli deneyim ve birikime sahip olmasına bağlıdır. Araştırmacının faktör analizi işlem basamaklarını oluşturan bu süreçleri analitik bütünlük çerçevesinde değerlendirmesi gerekmektedir. Genellikle, bu tarz çalışmaların yayınlandığı dergilerde araştırmacıya elde ettiği bulguları sunabilmesi için yeterli yer verilmemektedir (Fabrigar vd., 1999). Bu bakımdan, faktör analizi sürecine yönelik elde ettiği bulguları sunabileceği bir iletişim bilgisi araştırmacı tarafından araştırmada verilmeli ve istendiğinde bu bilgiler okuyucular ile paylaşılmalıdır.

Diğer önemli bir nokta ise araştırmacının elde ettiği sonuçların tutarlılığını doğrulayıcı yöntemler kullanarak ifade etmesidir. Bu bakımdan, elde ettiği ölçüme bağlı yapısal modelin farklı örneklem grupları ile uyumu yapısal eşitlik modelleme kullanılarak test edilmelidir. Eğer örneklem ile model arasındaki uyum yetersiz bulduysa, istatistik paket programı tarafından sunulan öneriler (modifikasyonlar) dikkate alınarak, modelin örneklem ile uyumunu sağlayacak değişiklikler ilgili kavrama bağlı teorik bir filtreden geçerek sağlanmalıdır.

Kaynaklar

- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör Analizi: Temel Kavramlar ve Ölçek Geliştirmede Kullanımı. *Eğitim Yönetimi Dergisi*, 32, 470- 483.
- Cattell, R. B. (1978). *The Scientific Use of Factor Analysis*. New York: Plenum.
- Costello, A. B., ve Osborne, J. W. (2005). Exploratory Factor Analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 10(7), 1-9.
- Cudeck (2007). Factor Analysis in the Year 2004: Still Spry at 100. (Eds.) Cudeck, R., ve MacCallum, R. C. *Factor Analysis at 100: Historical Developments and Future Directions*. Mahwah, NJ: Erlbaum. 1-7.
- 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.
- Field, A. (2005). *Discovering statistics using SPSS (2nd ed.)*. London: Sage Publication.
- Ford, J. K., MacCallum, R. C., ve Tait, M. (1986). The Application of Exploratory Factor Analysis in Applied Psychology: A Critical Review and Analysis. *Personnel Psychology*, 39, 291-314.
- Guadagnoli E., ve Velicer W., F. (1988). Relation of Sample Size to The Stability of Component Patterns. *Psychological Bulletin*. 103(2), 265-75.
- Gorsuch, R. L. (1974). *Factor analysis*. Philadelphia: Saunders.
- Guilford, j. P. (1954). *Psychometrics methods (2nd ed.)*. New York: McGraw-Hill.
- Henson, R., Capraro, R. M., ve Capraro, M. M. (2004). Reporting Practice and Use of Exploratory Factor Analysis in Educational Research Journals. *Research in the Schools*, 11(2), 61-72.
- Henson, R. K., ve Roberts, J. K. (2006). Use of Exploratory Factor Analysis in Published Research: Common Errors and Some Comment on Improved Practice. *Educational and Psychological Measurement*, 66, 393-416.
- Kaiser, H.F. (1974). An Index of Factorial Simplicity. *Psychometrika*, 39, 31-36.
- Kline, P. (1979). *Psychometrics and Psychology*. London. Academic Press.
- MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S., ve Hong, S. (1999). Sample Size in Factor Analysis. *Psychological Methods*, 4, 84-99.
- Mulaik. S. A. (1987). A Brief History of the Philosophical Foundations of Exploratory Factor Analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 22, 267-305.
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric Theory (2nd ed.)*. New York: McGraw-Hill.
- Özgülven, E. (1994). *Psikolojik Testler*, Ankara: Yeni Doğuş Matbaası.
- Park, H. S., Dailey, R. ve Lemus, D. (2002). The Use of Exploratory Factor Analysis and Principal Components Analysis in Communication Research. *Human Communication Research*. 28(4), 562-567.
- Snook, S. C., & Gorsuch, R. L. (1989). Component Analysis versus Common Factor-Analysis – A Monte- Carlo Study. *Psychological Bulletin*, 106(1), 148-154.
- Stevens, J. (1996). *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences*. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, New Jersey.
- Tabachnick, B. G. ve Fidell L. S. (1989). *Using Multivariate Statistics*. California State University, Northridge, Harper Collins Publishers.
- Tabachnick, G. G., ve Fidell, L. S. (2007). *Experimental Designs Using ANOVA*. Belmont, CA: Duxbury.
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding Concepts and Applications*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Tinsley, H.E.A., ve Tinsley, D.J. (1987). Uses Of Factor Analysis in Counseling Psychology Research. *Journal of Counseling Psychology*, 34, 414-424.
- Velicer, W. F., ve Jackson, D. N. (1990). 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(3), 263-311.
- Zoller, M. (2012). A Comparison between Principal Component Analysis and Factor Analysis. *University of Applied Sciences Würzburg-Schweinfurt* 16.07.2012 1 A. 1-4.
- Zwick, W.R., ve Velicer, W. F. (1986). Factor Influencing Five Rules for Determining The Number of Components to Retain. *Psychological Bulletin*, 99, 432 442.