

KEŞFEDİCİ VE DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ: KAVRAMSAL BİR ÇALIŞMA

Mesut KARAMAN*

ÖZ: Ölçek geliştirme, geçerlilik ve güvenirlik çalışmalarında faktör analizleri en önemli kriterlerin başında gelmektedir. Bu doğrultuda öncelikle faktör analizi hakkında bilgi verilmiş akabinde keşfedici ve doğrulayıcı faktör analizlerine yönelik kritik noktalara değinilmiştir. Çalışmada faktör analizi hakkında bilgi verildikten sonra keşfedici ve doğrulayıcı faktör analizlerine yönelik detaylı bilgilere yer verilerek araştırmacıların hangi noktalara dikkat etmesi gerektiği vurgulanmıştır. Bu kapsamda literatürde araştırmacılara katkı sağlaması ve ilgili analizler noktasında pratik bilgiler sunulması, analiz sırasında dikkat edilmesi gereken hususlar üzerinde durulması ve diğer araştırmacılar için bir rehber olması hedeflenmiştir. Bu çalışma ulusal ve uluslararası düzeyde geniş bir literatür taraması yapılarak bir derleme halinde hazırlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Faktör analizi, keşfedici faktör analizi, doğrulayıcı faktör analizi,

Makale Türü: Derleme

Jel Sınıflandırması: C40, C49,

DOI: 10.29131/uiibd.1279602

Geliş tarihi: 08.04.2023/ **Kabul Tarihi:** 20.06.2023/ **Yayın Tarihi:** 20.06.2023

EXPLORATORY AND CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS: A CONCEPTUAL STUDY

ABSTRACT: Factor analyses are one of the most important criteria in scale development, validity and reliability studies. In this direction, firstly, information about factor analysis is given and then critical points about exploratory and confirmatory factor analyses are mentioned. In the study, after giving information about factor analysis, detailed information about exploratory and confirmatory factor analyses was given and the points that researchers should pay attention to were emphasised. In this context, it is aimed to contribute to the researchers in the literature, to provide practical information on the relevant analyses, to emphasise the points to be considered during the analysis and to be a guide for other researchers. This study has been prepared as a compilation by making a wide literature review at national and international level.

Key Words: Factor analysis, explanatory factor analysis, confirmatory factor analysis,

Article Type: Review

Jel Classification: C40, C49,

Received: 08.04.2023/ **Accepted:** 20.06.2023/ **Published:** 20.06.2023

* Dr. Öğrencisi, Yozgat Bozok Üniversitesi, Yozgat, mesut_karaman66@hotmail.com, **ORCID:** 0000-0002-7584-0800

Kaynak gösterimi için:

KARAMAN, M. (2023). Keşfedici ve Doğrulayıcı Faktör Analizi: Kavramsal Bir Çalışma. Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 9(1), 47-63. DOI: 10.29131/uiibd.1279602

1. GİRİŞ

Faktör analizi Karl Pearson tarafından ilk kez açık bir şekilde tanımlanmıştır. 1902'de Macdonnell, 3000 suçlu ile 1000 Cambridge lisans öğrencisi arasındaki fiziksel özelliklerin karşılaştırıldığı bir faktör analizi uygulamasını yayınlayan ilk kişidir (Suhr, 2006). Faktör analizi ölçek geliştirmede en sık uygulanan tekniklerden biridir ve tutulacak faktör sayısının belirlenmesinde en önemli analizlerden olduğu söylenebilir (Braeken & Van Assen, 2017). Faktör analizi, bir dizi madde üzerindeki yanıtların modelinin daha az sayıda altta yatan faktör tarafından açıklanıp açıklanamayacağını ortaya çıkarmak için tasarlanmış istatistiksel bir tekniktir. Faktör analizinde amaç ya salt veriyi azaltma ya da ya da anket tarafından ölçülen faktör yapısının (boyutlarının) değerlendirilmesinin veya anketin farklı gruplar arasında aynı boyutları gösterip göstermediğinin araştırılması (yapısal güvenilirlik) olabilmektedir (Henrica, Vet, Adèr, Terwee & Pouwer, 2005).

Faktör analizi, araştırmacının kümedeki hangi değişkenlerin birbirinden nispeten bağımsız mantıksal alt kümeler oluşturduğunu belirlemekle ilgilenirken tek bir değişken kümesine uygulanan çok değişkenli bir istatistiksel tekniktir (Tabachnick & Fidell, 2019). Başka bir deyişle, aynı faktörde ilgili değişkenler aracılığıyla değişkenlerin altında yatan faktörleri belirlemek için yararlı bir yöntemdir (Verma & Abdel-Salam, 2019). Faktör analizi, analizi yapılan bir dizi ölçülen değişkenin altında yatan korelasyon ve yapıları ortaya çıkarmak için kullanılmaktadır (Luo, Arizmendi & Gates, 2019). Faktör analizi türlerinden Keşfedici Faktör Analizi (KFA) ve Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) (Luo vd., 2019; Schreiber, Nora, Stage, Barlow, & King, 2016) literatürde üzerinde sıklıkla durulan analizlerin başında yer almaktadır. (Dragan & Topoşek, 2014).

Literatürde KFA ve DFA arasında bazı farklılıkların olduğu bildirilmektedir. İlk olarak KFA sonucunda önerilen modelin yapısını doğrulamak için ayrı bir örneklem üzerinde DFA analizi yapılmalıdır (Costello & Osborne, 2005; Haig, 2005; Kline, 2013; Preacher & MacCallum, 2003; Worthington & Whittaker, 2006; Carpenter, 2018). KFA ve DFA arasındaki başka bir fark ise DFA durumunda faktör yapılarının önceden varsayılması ve ampirik olarak doğrulanması, KFA durumunda ise bu yapıların verilerden türetilmesidir (Dragan & Topoşek, 2014). Bu bağlamda bu çalışmada öncelikle KFA'ya yer verilecek daha sonrasında DFA üzerinde durulacaktır.

2. KEŞFEDİCİ FAKTÖR ANALİZİ

Felsefi ve istatistiksel ilkelere dayanan (Mulaik, 1987) KFA, ilk olarak Spearman (1904) tarafından uygulanmış ve hızla teorilerin değerlendirilmesinde ve ölçüm araçlarının doğrulanmasında temel bir araç haline gelmiştir (Watkins, 2018). KFA, gözlemlenen değişkenler arasındaki korelasyon (veya kovaryans) modelini inceleyerek karmaşık veri kümelerini basitleştirmek için kullanılan istatistiksel bir tekniktir (Alavi vd., 2020a).

KFA, bir dizi değişken için faktör yapısını veya modelini tanımlamak üzere kullanılmaktadır. İsminden de anlaşılacağı üzere KFA teori üretmek için kullanılan keşfedici bir yöntemdir. KFA'dan çok sayıda bir değişken kümesinden daha az sayıda gizli faktör kümesini elde etmek için yararlanılmaktadır (Henson & Roberts, 2006). KFA yapmanın amacı faktör adı verilen bazı gözlenememiş değişkenleri ortaya koymaktır (Sarmiento & Costa, 2017).

KFA yoluyla bir başlangıç faktör yapısının belirlenmesi genellikle zorunludur (Howard, 2016). KFA, ölçülen değişkenler kümesi (gözlemlenen değişkenler olarak da adlandırılır) arasında gözlenen kovaryansı paralel olarak açıklayabilecek en az sayıda varsayımsal yapıyı (faktörler, boyutlar, gizli değişkenler, sentetik değişkenler veya iç nitelikler olarak da bilinir) tanımlamaya çalışan çok değişkenli istatistiksel yöntemler ailesinden biridir. Yani, ölçülen değişkenler arasındaki sırayı ve yapıyı açıklayan ortak faktörleri tanımlamaktadır (Tucker & MacCallum, 1997; Effendi, Matore, Khairani & Adnan, 2019).

KFA'da, boyutsallığı kontrol etmek, açık değişkenler arasındaki bağıntılı ilişkileri araştırmak ve bu ilişkileri bir veya daha fazla gizli değişkenle modellemek değişkenler, hakkında bilgi toplamak için kullanılmaktadır. Aynı zamanda bu modelde gizli değişken(ler) ile açık göstergeler arasında nedensel bir bağlantı varsayılmaktadır (Goretzko, Pham & Bühner, 2021; Pituch & Stevens, 2016). KFA'nın yapılabilmesi için bir maddenin beş katı veya on katı örneklem olmalıdır (Watkins, 2018).

KFA, faktör yapısını hiçbir şekilde kısıtlamaz ve maximum likelihood (ML) tahmini uygulanarak, genel uyum iyiliğinin ki-kare ölçüsü bir boyutluluk testi olarak kullanılabilir. Bununla birlikte, çalışmalarda ki-kare testinin her zaman doğru faktör sayısını doğru bir şekilde almadığını göstermiştir (Barendse, Oort & Timmerman, 2015). Faktör analizi için üç ana adım vardır: a) verilerin uygunluğunun değerlendirilmesi, b) faktör çıkarımı ve c) faktör döndürme ve yorumlamadır (Shrestha, 2021). Bölümün devamında belirtilen bu üç ana adım açıklanmış olup belirtilen diğer adımlar ise yine KFA'nın kriterleri arasında yer almaktadır.

2.1. Verilerin Uygunluğunun Değerlendirilmesi

Veri setinin faktör analizine uygunluğunu belirlemek için örneklem büyüklüğü ve maddeler arasındaki ilişkinin gücü dikkate alınmalıdır (Tabachnick & Fidell, 2019). Genel olarak, faktör analizi için daha büyük örneklem olarak her madde için on katı olması önerilmektedir. Maddeler arasındaki ilişkinin gücünü belirlemek için, korelasyon matrisinde $>0,30$ korelasyon katsayısı olmalıdır (Arafat, Chowdhury, Qusar, & Hafez, 2016). Bir diğer dikkat edilmesi gereken husus ise verilerde çoklu bağıntının varlığıdır. Çoklu bağıntı bağımsız değişkenler arasında büyük bir karşılıklı korelasyon durumudur. Çoklu bağıntının olması durumunda veriler hakkında yapılan istatistiksel çıkarımlar güvenilir olmayabilir. Korelasyon katsayısı $r >0.80$ olan değişkenleri belirlemek ve bunları analizden çıkarmak yönünde gidilebilir. Korelasyon katsayısı ($r <0.80$) daha düşük bir puan, üç veya daha fazla ifadeden oluşan grupların yüksek karşılıklı korelasyona sahip olduğunu gösterebilir, bu nedenle madde eleme eşiği, bu koşul sağlanana kadar düşürülmelidir (Shrestha, 2020).

İlgili ölçümlerde ilişkinin gücünü değerlendirmek ve daha karmaşık ölçümler elde etmek için Kaiser-Meyer Olkin Örnekleme Yeterliliği Testi (KMO) ve Bartlett'in Küresellik Testi yaygın olarak kullanılmaktadır (Beavers, Lounsbury, Richards, Huck & Skolits, 2013). Bu iki ölçüm KFA analizini gerçekleştirmek için ilgili verilerin içerisinde uygun ölçüde büyük ilişkilerin var olup olmadığını test etmektedir (Howard, 2016). Bir araştırmada verilerin faktör analizine göre uygunluğunu değerlendirebilmek için Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) örnekleme yeterliliği ölçüsü ve Bartlett'in Küresellik testi dikkate alınmaktadır (Shrestha, 2020).

Kaiser-Meyer Olkin Testi (KMO); değerleri 0.00 ile 1.00 arasında değişmektedir ve toplam korelasyon matrisinin yanı sıra her bir ölçülen değişken için hesaplanmaktadır. Genel olarak KMO değerlerinin ≥ 0.70 olması istenmektedir (Izquierdo, Olea & Abad, 2014; Lloret, Ferreres, Hernandez & Tomas, 2017; Watkins, 2018). Buna karşın KMO değerinin ,50'den düşük olması kabul edilmemektedir (Kaiser, 1974; Watkins, 2018), bu durumda korelasyon matrisinin faktör analizi için uygun olmadığını belirtmektedir. KMO değeri ile 0,00-0,49 arasındaki değerleri kabul edilemez, 0,50-0,70 arasında orta; 0,70-0,80 arasında iyi, 0,80-0,90 arasında harika ve 0,90'dan büyük değerlerde ise mükemmel düzeyde olduğu belirtilmektedir (Nikkhah, Heravi-Karimooi, Montazeri, Rejeh & Sharif Nia, 2018; Marofi, Bandari, Heravi-Karimooi, Rejeh & Montazeri, 2020).

KMO, verilerin faktör analizine uygunluğunu ölçmek için tasarlanmış bir ölçü testidir. Başka bir deyişle, örneklem büyüklüğünün yeterliliğini test etmektedir. Test, modeldeki her değişken ve modelin tamamı için örnekleme yeterliliğini ölçmektedir. Örnekleme yeterliliğinin KMO değerleri örneklem büyüklüğünün uygunluğunu belirlemek için 0,80 ile 1,0 arasında değer alırsa örneklemin yeterli olduğunu 0,70 ile 0,79 arasında değer alırsa orta, 0,60 ile 0,69 arasında değer alırsa vasat olarak bildirilmektedir. KMO değerleri 0,60'dan küçük olursa örneklemin yeterli olmadığını göstermektedir (Tabachnick & Fidell, 2019; Shrestha, 2021). Aynı zamanda faktör analizi için örneklem büyüklüğünün en az 50 ve sağlanabiliyorsa 100'den büyük olması gerektiği vurgulanmaktadır. Bununla birlikte analiz edilecek veri setinde örneklem büyüklüğünün değişken sayısına göre 5'e 1 katılımcı-değişken ya da 10 katı arasında olması gerektiğine işaret edilmektedir. Literatürde farklı görüşlerde bulunmaktadır örneğin bir görüşe göre de 20 katı olması gerektiği şeklinde belirtilmiştir (Hair, Black, Babin, Anderson & Tatham, 2013; Howard, 2016).

Belirtilen bu görüşleri eleştirenler ise gözlem sayısının büyüklüğüne nazaran değişken özellikleri ve araştırma tasarımına dikkat çekmişlerdir (Albayrak, 2006). Literatürde faktör analizinin uygulanabilirliği açısından örneklem büyüklüğü için "50 çok kötü, 100 kötü, 200 uygun, 300 iyi, 500 çok iyi ve 1000 mükemmel" şeklinde olduğu bildirilmiştir. Faktör analizinin genel olarak uygulanabilirliği için en az 300 örneklem büyüklüğünün iyi sonuçlar vereceği ifade edilmektedir (Tabachnick & Fidel, 2019; Kyriazos, 2018). Faktör analizi için bir diğer önemli kriterde maddeler arası korelasyona dikkat edilmelidir. Madde toplam korelasyon katsayısı her bir madde ile o maddeyi hariç tutan bir ölçek puanı arasındaki korelasyon değerlendirilerek hesaplanmaktadır. Maddeler arası korelasyon katsayısı 0,30 altında ise maddeler arası korelasyonun yetersiz olduğu ve madde çıkarımının yapılması gerektiği bildirilmektedir (Yaşlıoğlu, 2017; Büyüköztürk, 2013).

Korelasyon katsayısının 0,30'un altında olması düşük korelasyon; 0,30 ile 0,50 arasında olması zayıf korelasyon; 0,50 ile 0,70 arasında olması orta-iyi korelasyon; 0,70 ile 0,90 arasında olması yüksek korelasyon ve 0,90'ın üzerinde olması çok yüksek korelasyon olarak kabul edilmektedir (Mukaka, 2012). Eğer madde toplam korelasyon puanı 0,30 altında ise ölçekten çıkarılması ve bunun sonucunda ölçek Cronbach Alpha katsayısında önemli bir iyileşme olması beklenmektedir (Ramjit, 2022). Leech, Barret ve Morgan'a (2015) göre, madde-toplam korelasyon değeri negatif veya çok düşükse (0,30'un altında), ifade maddesi geçersizdir. Ancak, madde-toplam korelasyon değeri kritik veya kesme değerinden (0.30) büyükse, ifade geçerli kabul edilmektedir.

Bartlett'in Küresellik Testi, gözlemlenen korelasyon matrisinin, köşegen dışı tüm sıfır değerlerine sahip olma özelliğini taşıyan bir birim matris olup olmadığını test etmektedir (Effendi vd., 2019). Bartlett'in küresellik testi anlamlıysa, sonuçlar analize tabi tutulan verilerin birim matris olmadığını ve KFA için uygun olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte bu test ile sorunlu veri setleri tespit edilebilir ve KFA'dan önce yapılmalıdır (Howard, 2016). Bartlett'in küresellik testi birçok veri seti analizinde anlamlı olarak kabul edilse de literatürde bazı yazarlar Bartlett'in küresellik testinin sonucunu istatistiksel açıdan anlamsız olarak bulmuşlardır (Dziuban & Harris, 1973; Dziuban & Shirkey, 1974).

2.2. Faktör Çıkarımı

Faktör analizini kullanarak, çok sayıda ilgili değişkenden, bunları çoklu regresyon veya çok değişkenli varyans analizi gibi diğer analizlerde kullanmadan önce daha yönetilebilir bir sayıya kadar birkaç faktör çıkarılır (Pallant, 2010). Bu nedenle, tüm parametreleri incelemek yerine, grup özelliklerinin varyasyonlarını açıklayan birkaç çıkarılmış faktör incelenebilir (Shrestha, 2020). Faktör çıkarımı, değişkenler kümesi arasındaki karşılıklı ilişkileri en iyi şekilde temsil etmek için kullanılacak en az sayıda faktörün belirlenmesini kapsamaktadır (Shrestha, 2021). Faktör analizi uygulanması neticesinde maddelerin faktör yüklerinin minimum olarak 0,30 olması gerektiği belirtilmektedir. Bununla birlikte madde faktör yükleri 0,30-0,59 arasında ise orta 0,60 ve üzeri yüksek düzeyde olduğu bildirilmektedir (Akgül, 2005).

Madde faktör yüklerinin minimum düzeyde olması ile ilgili farklı görüşler bulunmaktadır. Madde faktör yükünün en az 0,40 olması gerektiği vurgulanırken (Kozak, 2017), bu yük değeri 0,45 ve üzeri olması durumunda (Büyüköztürk, 2013) daha iyi bir ölçü olduğu bildirilmektedir. Bununla birlikte Hair, Black, Babin ve Anderson (2014) madde faktör yük değerlerinin 0,30-0,40 arasında olması durumunda yorumlanması için minimum düzeyi karşıladığını, 0,50 ya da daha büyük bir değer olduğunda uygulamada anlamlı kabul edildiğini, 0,70'i aşan yapılarda ise iyi tanımlanmış bir yapının göstergesi olduğunu bildirmişlerdir. Faktör yük değerlerinin anlamlılığı tespit edilirken örneklem büyüklüğünün dikkate alınabileceği belirtilmektedir. Örneklem büyüklüğünün 120 olması durumunda faktör yükünün 0,50; 200 olması durumunda faktör yükünün 0,40; 350 olması durumunda 0,30 faktör yük değerinin anlamlı kabul edilebileceği belirtilmiştir (Hair vd., 2014; Akın & Aşçı, 2021).

Çıkarılacak Faktör Sayısının Belirlenmesi; madde çıkarımı yapılırken araştırmacı çalışmadaki kavramsal çerçeveyi göz önünde bulundurmalıdır. Diğer faktörlere göre zayıf olan ve başka çalışmalarda tekrar edilmeyecek olan faktörler değerlendirmeye alınmamalıdır. Bununla birlikte araştırmacı sadece kanıtlanabilirlik güvenilirlikte faktörler kullanmak istiyorsa mümkün olan en az sayıda faktör çıkarımı yapılmalıdır (Hancock & Mueller, 2010; Tabachnick & Fidell, 2019).

Bir araştırmada faktör sayısı belirlenirken tek bir teknik ve ölçüt yerine farklı ölçütlerin de birlikte kullanılmasının yararlı olacağı düşünülmektedir. Bunun nedeni belirli konularda tercih edilen her tekniğin her zaman uygun sonuçlar vermeyeceğidir. Bir araştırmada faktör sayısının belirlenmesinde en çok tercih edilen yöntemlerden biri Kaiser testidir. Kaiser

özdeğerinin 1’den büyük olma kuralı ve Chattel’in çizgi grafiğinin (Scree Testi) incelenmesi faktör sayısının belirlenmesinde kullanılan en çok tercih edilen tekniklerdir (Yirci, 2014).

Kaiser (Özdeğer) Kriteri; bir faktörün öz değeri, o faktör tarafından açıklanan toplam varyansın miktarıdır (Shrestha, 2021). Özdeğerler faktör yüklerinin karelerinin toplanması ile hesaplanmaktadır. Kaiser kriteri veya öz değeri birden büyük olan faktörler dikkate alınmaktadır (Howard, 2016; Braeken & Van Assen, 2017). İlgili kriterin uygulamada kolaylığı ve basitliği nedeniyle araştırmacılar arasında oldukça popülerdir (Braeken & Van Assen, 2017). Birden büyük bir özdeğer anlamlı kabul edilir ve tek varyanstan daha fazla ortak varyansın bu faktör tarafından açıklandığını göstermektedir (Shrestha, 2021). Açıklanan varyans değeri 0,40 ile 0,60 arasında ise faktör analizi açısından uygunluğunu göstermektedir (Çokluk, Şekercioğlu & Büyüköztürk, 2014).

Scree Testi; Cattell (1996), faktör sayısını belirlemek için grafiksel bir test önermiştir. Bu grafiksel test sonucu, yatay eksen oluşturulan özdeğer sayılarıyla birlikte, dikey eksendeki özdeğer büyüklüklerini göstermektedir. Özdeğerler, grafik içinde noktalar olarak çizilir ve bir çizgi, ardışık değerleri birleştirmektedir (akt; Shrestha, 2021). İlk noktadan itibaren çizgisel eğimde varyansa yapılan katkı derecesini belirtmektedir. Noktalar arası her aralık ise bir faktör olduğunu ifade etmektedir (Çokluk vd., 2014). Cattell (1966) son önemli düşüş ya da kırılmanın gerçekleştiği noktanın diğer bir deyişle çizginin düzleştiği noktanın aranmasını önermiştir. Eğri üzerindeki tutulacak olan bu nokta maksimum bileşen sayısını (faktör sayısını) göstermektedir (Shrestha, 2021; Ledesma, Valero-Mora & Macbeth, 2015).

Faktör Analizinde Kullanılacak Varyans Seçimi; bu aşamada faktör analizinde hangi yöntemle ve daha sonrasında analizin kaç faktör ile çalışılacağına karar verilmektedir. Analizin çalışması toplam varyansla olacaksa “Component Factor” ortak varyansla çalışacaksa “Principal Axis” analizi tercih edilmelidir. Hangi varyansla analize devam edileceği noktasında faktör analizinin amacı ve değişkenlere yönelik önceki bilgiler dikkate alınmalıdır (Yaşlıoğlu, 2017).

Madde faktör analizi (Component Factor) diğer adıyla “Principal Component Analysis (PCA)” toplam varyans üzerinden hesaplama yapmakta olup en popüler olan çok değişkenli istatistiksel tekniktir. PCA genel olarak birbiriyle ilişkili olan birkaç bağımlı değişken tarafından tanımlanan gözlemleri temsil eden bir veri tablosunu analiz etmektedir. PCA amacı veri tablosundan önemli bilgileri çıkarmak ve bu bilgileri temel bileşenler adı verilen yeni ortogonal değişkenler kümesi olarak ifade etmektir (Abdi & Williams, 2010).

İkinci olarak kullanılacak yöntem seçiminde sıklıkla karşımıza çıkan “Principal Axis Factoring (PAF)” bu yöntem bir gösterge setinin varyanslarını ve kovaryanslarını, bu göstergelerdeki ortak varyansın maksimumunu açıklayacak şekilde önceden belirlenmiş sayıda faktörü çıkararak boyutsallığı azaltmak için kullanır (genellikle bu amaçla bir korelasyon matrisi kullanılır) (Grieder & Steiner, 2022). PAF sıklıkla kullanılan ve tavsiye edilen başka bir yöntem olan “maximum likelihood (ML)” ile karşılaştırıldığında, PAF’ın çeşitli avantajları bulunmaktadır. Bunlar; dağılım varsayansı yoktur, halbuki ML verilerinin çok değişkenli bir normal dağılım sergilemesi gerekmektedir (Fabrigar, Wegener, MacCallum & Strahan 1999). İkinci olarak; eşit olmayan faktör yükleri, faktör başına birkaç gösterge ve

küçük örneklem boyutları durumunda daha sağlamdır. Üçüncü olarak zayıf faktörleri daha iyi toparlayabilir (Grieder & Steiner, 2022).

PAF'ın PCA'dan farklı olduğu bazı noktalarda bulunmaktadır. Bunlar; PAF'ın benzersiz ve hata varyansını ele almasıdır. PCA tüm varyansı ortak olarak ele alırken, PAF ortak varyans ile benzersiz ve hata varyansı arasında ayırım yapar. PCA köşegen boyunca 1.00'leri yerleştirirken, PAF köşegen boyunca ortaklık tahminlerini yerleştirir. İlişki tahminleri çeşitli şekillerde yapılabilir. Çoğu zaman tahminler, diğer tüm değişkenlerden tahmin edilen her bir değişkenin kareli çoklu korelasyonudur. Elde tutulacak faktör sayısını belirlemek için PAF'a özgü yöntemler vardır. Ancak model ister PCA ister PAF kullansın, elde tutulacak gizli değişkenlerin sayısını belirlemek için çoğunlukla PCA yöntemleri kullanılır (Draper, 2019). Bu istatistiksel modeller, bir veri setinde meydana gelen varyansı matematiksel olarak türetilmiş gizli değişkenler açısından açıklamaya çalışır. PCA ve PAF gibi gizil değişken modelleri, çok sayıda gözlenen değişkenin, verilerdeki varyasyonu etkileyen gizil özellikleri temsil eden az sayıda gizil değişkene indirgenmesini sağlayabilir (Tabachnick & Fidell, 2019).

2.3. Faktör Döndürme ve Yorumlama

Faktör sayısı belirlendikten sonra faktör yüklerinin yorumlanması gerekmektedir. Fakat elde edilen ilk sonuçların analiz edilmesi daha zordur. Bunun içinde KFA hesaplanması basit olan geçerli bir faktör matrisi üretmektedir (Howard, 2016). Bu sebeple KFA sonuçlarında döndürme işlemi yapılmalıdır. Faktör döndürme için iki ana yaklaşım bulunmaktadır. Bunlar; ortogonal (ilişkisiz) ve eğik (ilişkili) faktör döndürme yaklaşımlarıdır (Shrestha, 2021). Bu çalışmada yorumlama ve raporlama açısından daha kolay çözümler sağladığı için ortogonal faktör döndürme yaklaşımlarına yer verilmiştir. Bunlar; Varimax, quartimax ve direct oblimin ortogonal döndürme ile ilgili yöntemlerdir (Sarmiento & Costa, 2019).

İlk olarak oluşturulan rotasyon yöntemi quartimax'tır. Fakat araştırmacılar bu yöntemin kısa süre içerisinde dezavantajlarını tespit etmişlerdir. Bu nedenle Kaiser (1958) varimax rotasyonunu ortaya çıkarmıştır (Howard, 2016). Kaiser (1958) tarafından geliştirilen bu yöntem her bir faktördeki yüksek yükleri olan değişkenlerin sayısını en aza indirmek için kullanılmıştır. Varimax, bir faktör üzerindeki kare desen yapısı katsayıları arasındaki farkları maksimize etmeye odaklıdır (yani, bir sütun perspektifine odaklanmaktadır). Yüklemelerdeki yayılma maksimize edilir. Ekstraksiyon sonrası yüksek olan yüklemeler rotasyondan sonra yükselir ve düşük olan yüklemeler azalır (Shrestha, 2021).

Varimax rotasyonu, faktör yüklerinin varyanslarını artırmaya çalışarak hem büyük hem de küçük faktör yükleri elde edilmesini sağlar. Varimax, başlangıcından bu yana popüler ve kullanışlı bir rotasyon yöntemi olmaya devam etmektedir (Howard, 2016). Varimax, istatistiksel analizlerde kullanılan en yaygın döndürme yöntemidir. Her bir faktör için pozitif veya negatif, yüksek yüklerle sahip değişken sayısını en aza indiren ortogonal bir döndürme tekniğidir. Başka bir deyişle, faktör yorumunu basitleştirmek için yüksek yükleri daha yüksek ve düşük yükleri daha düşük yaparak her bir faktör yükünün varyansını maksimize etmektedir (Danesh, 2017). Bir diğer döndürme yöntemi ise Promax rotasyonudur. Bir varimax rotasyonu gerçekleştirerek başlar ve ardından faktör yüklerini belirli bir güce yükselterek faktörlerin korelasyon göstermesini sağlamaktadır. Promax yöntemi diğer bazı

eğik rotasyonlarla birlikte, diğer rotasyon yöntemlerinin sonuçlarını değiştirdikleri için dolaylı rotasyon yöntemi olarak kabul edilmektedir. Son olarak, direct oblimin yöntemi faktör döndürmelerini nihai çözümlere doğrudan dönüştürmektedir (Fabrigar & Wegener, 2012).

Direct oblimin yöntemi bazı araştırmacılar tarafından bir rotasyon yöntemi olduğu belirtilse de aslında bir rotasyon ailesini ifade etmektedir. Her bir direct oblimin rotasyonu faktörlerin ne ölçüde ilişki olabileceğini belirten delta değeri ile tanımlanmaktadır. Delta değeri sıfır olarak hesaplanırsa ilişkili ve ilişkisiz faktörlere eşit ağırlık verilir ve buna da quartimin rotasyonu denilmektedir (Howard, 2016). Döndürülmüş bileşen matrisinde bir faktörün yüklenmesi farklı boyutlar altında çapraz yüklenme gösteriyorsa, tüm çapraz yüklü faktörler silinip bir faktörün yalnızca bir boyut altında yüklenmesini sağlamak için faktör analizinin yeniden çalıştırılması önerilmektedir (Shrestha, 2021).

3. DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ

KFA daha öncesinde de belirttiği üzere teori üretmek için kullanılan keşfedici bir yöntem olmakla birlikte Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA), geliştirilen teoriyi test etmek için kullanılmaktadır. KFA ile DFA arasındaki temel ve kritik öneme sahip bir fark KFA sonuçlarının yalnızca "yöntemin mekaniği ve matematiğinin" bir fonksiyonu olmasıdır. KFA basitçe maksimum olabilirlik koşulları altında değişkenleri en iyi şekilde yeniden üreten faktörleri bulurken, DFA faktörlerin doğasına ilişkin belirli hipotezleri test etmektedir (Henson & Roberts, 2006). Bir anketin faktör yapısı en iyi keşfedici faktör analizi yoluyla araştırılabilir (Henrica vd., 2005). Buna karşılık amaç bir dizi gözlenen değişkenin yanıtları mevcut bir kavramsal temele göre etkileyip etkilemediğini test etmek olduğunda, DFA yapılmaktadır (Alavi vd., 2020a).

DFA varsayılan teorik yapının verilere ne kadar iyi uyduğunu tespit etmek (Effendi, vd., 2019) ya da verilerin önceden tasarlanmış bir faktör yapısına uyup uymadığını belirlemek için kullanılmaktadır (Henrica vd., 2005). DFA ölçüm araçlarının geliştirilmesi ve psikometrik özelliklerinin değerlendirilmesi de dahil olmak üzere aynı zamanda klinik araştırmalar kapsamında da yaygın olarak tercih edilmektedir (Kääriäinen vd., 2011). Yapı geçerliliği değerlendirilmesinde en yaygın kullanılan yöntemlerden birisidir (Alavi vd., 2020b).

DFA'da ilk adım kurulan modeli değerlendirmektir. DFA'da amaç varsayımsal olarak tanımlanmış yapıya ne kadar iyi yüklendiğini belirlemek (Ab Hamid, Sami & Sidek, 2017) ve teorik bir modeli doğrulamaktır (Alavi vd., 2020b). Oluşturulan modelin analizi gözlemlenen göstergeyle bağlantılı gizli yapıların her biri arasındaki tek yönlü tahmine dayalı ilişkilerden oluşmaktadır. Kurulan modelin değerlendirilmesinde ilgili maddelerin güvenilirliğinin, her gizil değişkenin güvenilirliğinin, iç tutarlılığının, yapı geçerliliğinin ve yakınsak geçerliliğinin incelenmesini içermektedir (Ab Hamid vd., 2017).

Ampirik verilerde DFA yapılan uygulamanın ayrılmaz bir parçasıdır. Kurulan modelin iyi uyum veya kötü uyum gösterdiğini ortaya koymak açısından oldukça önem arz etmekte olup birtakım indeks kriterleri dikkate alınmaktadır. Bu indeks kriterlerde tek bir indeks değeri değil birden fazla indeks değerleri göz önünde bulundurulmaktadır (Maydeu-Olivares, 2017; McNeish & Wolf, 2023). Bu indeks değerlerini ortaya koymak için yapısal eşitlik modellemesi aracılığıyla analizler yürütülmektedir. Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM), oluşturulan modelin gözlemlenen kovaryans matrisinin modelini ne kadar iyi açıkladığına

bağlı olarak model spesifikasyonunu, parametre tahminini ve model değerlendirmesini içermektedir (Wang, Xu, Wang, Tan & Chen, 2019). Yapısal eşitlik modeli Lisrel ve AMOS EQS ve Mplus gibi programların aracılığıyla uygulanmaktadır (Prudon, 2015). YEM'in genel uyumunu değerlendirmek için Yaklaşık Ortalama Karekök Hatası (RMSEA), Standardize Edilmiş Ortalama Karekök (SRMR), Uyum İyiliği İndeksi (GFI) kullanılmaktadır (Wang vd., 2019). Bu indeks kriterlerinin devamında yine verilen indeks ifadeleri YEM'in değerlendirilmesindeki diğer unsurlardır.

3.1. Model Fit Uyum İndeksi

Uyum iyiliği gözlemlenen veriler ile modelden beklenebilecek teorik veriler arasındaki ilişkiyi değerlendiren bir dizi model uyum indeksi kullanılarak değerlendirilmektedir. Model uyum indeksi önerilen modeli kabul ya da reddetmek için belirlenen indeks testleri ya da hipotezlerle kullanılmaktadır (Sarmiento & Costa, 2019). Hipotez ile kullanılması DFA'nın temel bir özelliği olması ve hipotez odaklı bir yaklaşım olmasıdır. Analize tabi belirli faktörler olarak ifade edilen model yapısı kurulur ve daha sonrasında maddeler arası kovaryansın ne kadarının varsayılan faktör yapısı tarafından açıklandığını belirlemek için analiz yapılmaktadır. Model tarafından elde edilen kovaryansın değerlendirilmesinde modelin gözlemlenen verilere ne kadar iyi uyum gösterdiğini yansıtan önerilen modelin uyum iyiliğinin değerlendirilmesi DFA'da kritik bir adımdır (Alavi vd., 2020b).

Ki-Kare Uyum İndeksi; varsayılan model ile gözlenen değişkenlerden gelen veriler arasındaki uyumunu değerlendirmektedir. Model ki-kare, maksimum olabilirlik yöntemi kullanarak elde edilen ki-kare istatistiğidir. Ki-Kare istatistiği DFA'da en sık kullanılan indekstir ve diğer uyum indekslerini de oluşturmak için kullanılmaktadır. Düşük bir ki-kare istatistiği daha iyi model uyumunu göstermektedir (Alavi vd., 2020b). Ki-kare istatistiğinin model uyum indeksi olarak kullanılmasında bazı sınırlamalar vardır. Bu değer örneklem büyüklüğüne duyarlıdır (Myers, Ahn & Jin, 2011). Ki-kare istatistiğinin örneklem büyüklüğünde etkilendiği dikkate alındığında ki-kare istatistiğinin ilgili serbestlik derecelerine oranı (χ^2/df) tercih edilmektedir (Wheaton, Muthen, Alwin & Summer, 1977). χ^2/df değeri ≤ 2 değerini aldığı anda iyi uyum düzeyinde olduğunu göstermektedir (Cole, 1987). Bu katsayı 2 ile 5 arasında bir değer alırsa kabul edilebilir düzeyde olduğunu belirtmektedir (Hu & Bentler, 1999; Kline, 2011; Kwon & Marzec, 2016)

Uyum İyiliği İndeksi (GFI); Jöreskog ve Sorbom tarafından Ki-Kare testine alternatif olarak oluşturulmuştur (Hooper, Coughlan & Mullen, 2008). GFI değeri örnekleme duyarlı olup örneklem arttıkça değer olarak artmaktadır (Wang vd., 2019). Bir istatistiksel modelin GFI değeri onun bir dizi gözleme ne kadar iyi uyum gösterdiğini açıklamaktadır. GFI indeks değeri gözlemlenen değerler ile istatistiksel bir model altında beklenen değerler arasındaki tutarsızlığı özetlemektedir (Olivers & Forero, 2010). GFI değeri 0 ile 1 arasında değer almakta olup genel uyum derecesini ölçen bir indekstir. GFI'nın $\geq 0,90$ değerinde olması kabul edilebilir düzey aralığını belirtmesine rağmen minimum kabul edilebilirlik düzeyi bulunmamaktadır (Davcik, 2014). Bununla birlikte GFI değeri 0,85 üzerindeki değerlerin kabul edilebilir olduğu belirtilmektedir (Sürücü, Şeşen & Maşlakçı, 2021). Aynı zamanda GFI'nın 0,80 üzeri değerlerde alması kabul edilebilir değer olduğu belirtilmesine rağmen literatürde sıklıkla 0,90 üzeri değerlerin kabul edilebilir değerler noktasında tercih edildiği görülmektedir (Chow, Snowden & McConnerll, 2001).

GFI ile ilişkili olan Düzeltmiş Uyum İyiliği İndeksi (AGFI) GFI'yi serbestlik derecesine göre ayarlamaktadır. Bu değer daha kapsamlı modellerde uyum derecesi azalmaktadır. Bununla birlikte karmaşık modellerde genellikle tercih edilmezken daha basit modeller için tercih edilmektedir. AGFI değeri de GFI değeri gibi 0 ile 1 arasında değer almakta olup 0,90 veya daha yüksek değerlerin iyi uyum gösteren modellere işaret ettiği kabul edilmektedir. Örneklem büyüklüğünün bu iki indeks üzerindeki olumsuz etkisi göz önüne alındığında tek başına güvenilir değildirler. Buna karşılık tarihsel önemleri dikkate alındığında kovaryans yapısı analizlerinde sıklıkla rapor edilmektedirler. (Hooper vd., 2008). Bununla birlikte GFI ile AGFI arasındaki farkı modeldeki serbestlik derecesi ile sayısına göre ayarlanması açısından farklılık göstermektedir (Davcik, 2014). Hair vd. (2013) daha yüksek değerlerin daha iyi uyuma işaret ettiğini bildirmişlerdir.

Ortalamaların Ortalama Karekökü [The root mean square residual (RMSR)]; bu değer için gözlemlenen ve tahmin edilen girdi matrisleri arasındaki uyumunun ortalamasını temsil etmektedir. Bu indeks için resmi olarak kabul edilmiş bir eşik değeri yoktur (Hair vd., 2013). Bu değerde modelin örneklemle uyumlu olup olmadığını göstermektedir. Literatürde standart $RMSR \leq 0,08$ olması gerektiği belirtilmiştir. RMSR'nin değeri 0,05'e eşit olması veya küçük olması durumunda mükemmel uyumu göstermektedir (Meydan & Şeşen, 2015). Bir YEM'inde Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü [(RMSEA)]'nün amacı modelin karmaşıklığını ve örneklem büyüklüğünü ayarlamaktır. Teori genel olarak kabul edilebilir bir eşik değeri önermemektedir. Ancak pratikte $RMSEA \leq 0,08$ olarak belirlenmiştir (Davcik, 2014). RMSEA, ki-kare istatistiklerinin büyük örneklemli modelleri reddetme eğilimini düzeltmeye çalışan bir ölçüttür. Optimal olarak seçilen parametre tahminleriyle önerilen model ile popülasyon kovaryans matrisi arasındaki tutarsızlığı analiz ederek örneklem büyüklüğü sorunlarını önlemektedir. RMSEA, 0,05'e eşit veya daha düşükse çok iyi, 0,05 ile 0,08 arasında iyi, 0,08 ile 0,10 arasında vasat ve 0,10'dan yüksekse kabul edilemez olarak değerlendirilir (Costa & Sarmiento, 2019).

Karşılaştırmalı Uyum İndeksi [(CFI)]; artırımlı bir uyum indeksi olup test edilen modelin açık kovaryans matrisi ile kurulan alternatif modele ne derece üstün olduğunu değerlendirmektedir (Cangur & Ercan, 2015). CFI bir kovaryans matrisinde açıklanan varyans düzeyini temsil etmektedir. CFI değeri 0 ile 1 arasında değişmektedir. CFI değeri ne kadar yüksek olursa kurulan modelin daha iyi bir model uyumunu sağladığını göstermektedir. CFI 0,95' yakın ya da daha yüksek olmalıdır (Hu & Bentler, 1999). CFI ki-kare testine göre örneklemde daha az etkilenmektedir (Fan vd., 2016). CFI değeri 0,90 ile 0,95 arası olursa kabul edilebilir 0,95 üzeri olursa iyi uyum düzeyi göstermektedir (Hu & Bentler, 1999; Marsh, Hau & Wen, 2004). Belirtilen bu kabul edilebilir aralıklarının yanında CFI değeri için 0,80 üzeri olmasının da kabul edilebilir uyumu gösterdiği bildirilmektedir (Chow, Snowden & McConnerll, 2001).

Tucker-Lewis İndeksi (TLI) artan bir uyum indeksidir. TLI olarak da bilinen Non-Normed Uyum İndeksi (NNFI), Normed Uyum İndeksi'nin örneklem büyüklüğünden etkilenme dezavantajına karşı geliştirilmiştir (Cangur & Ercan, 2015). TLI değerinin >0,90 olması kabul edilebilir olarak belirtilmektedir (Hu ve Bentler, 1999; Fan vd., 2016). TLI değerinin >0,95 üzeri olması ise iyi uyum düzeyinde olduğunu göstermektedir.

Normlaştırılmış Uyum İndeksi [Normed Fit Index, (NFI)]: Bu değer analizi yapılan modelde ki-kare değeri ile bağımsız modelin ki-kare değerine bölünmesiyle belirlenmektedir. NFI indeksi 0 ile 1 arasında değer almaktadır. NFI örneklemin küçük olması halinde güvenilir sonuçlar ortaya koyabilmektedir (Sürücü, Şeşen & Maşlakçı, 2021). 0,95 üzerinde olmasında iyi uyum gösterdiğini 0,90 üzerinde kabul edilebilir uyum düzeyinde olduğunu göstermektedir (Hu & Bentler, 1999; Marsh vd., 2004).

3.2. Yakınsak ve İraksak Geçerlilik İstatistikleri

Yakınsak geçerlilik, aynı yapıya ait uyum içinde olan birden çok göstergenin korelasyon düzeyini ölçmek için yapılan değerlendirmedir. Yakınsak geçerliliği oluşturmak için göstergenin faktör yükü, bileşik güvenilirlik (CR) ve çıkarılan ortalama varyans (AVE) dikkate alınmalıdır. Değer 0 ile 1 arasında değişmektedir. Yakınsak geçerliliğin yeterli olması için AVE değeri 0.50'den büyük olmalıdır (Ab Hamid vd., 2017; Shrestha, 2021). Aynı zamanda bileşik güvenilirlik çıkarılan ortalama varyanstan ($CR > AVE$) büyük olmalıdır (Hair vd., 2014; Fornell & Larcker, 1981; Sharif vd., 2020; Ernest, King, Esther, Kwadwo & Ay, 2019; Hair, Ringle & Sarstedt, 2011; Singh & Kaur, 2016; Hair, Sarstedt, Pieper & Ringle, 2012). Bununla birlikte AVE değeri 0,50'den küçük ve CR değeri 0,60'dan büyük olursa yakınsak geçerliliğinin sağlandığı belirtilmektedir (Fornell & Larcker, 1981; Shrestha, 2021). Ayrıca literatürde CR katsayısı için 0,70'den ($CR > 70$) yüksek olması gerektiği vurgulanmaktadır (Hair vd., 2014; ; Hair vd., 2011).

İraksak geçerlilik olarak da ifade edilen ayırt edici geçerlilik, "bir ölçütün, ayrıştığı varsayılan diğer ölçütlerle korelasyon göstermeme derecesinden" oluşmaktadır (Sarmiento & Costa, 2019). İraksak geçerlilik için literatürde ASV ve MSV değerlerinin AVE değerlerinden küçük ($MSV < AVE$; $ASV < AVE$) olması gerektiği belirtilmektedir (Hair vd., 2014; Ernest vd., 2019; Nikkhah vd., 2018; Chabo Byaene vd., 2021).

Çıkarılan Ortalama Varyans Average Variance Extracted (AVE); Yakınsak geçerliliğinin değerlendirilmesinde bir ölçüt olarak önerilen AVE değeri aynı zamanda ölçek geliştirme çalışmalarında kapsam geçerliliğinin de bir ölçütüdür (Ghozali, 2014; Yamin & Kurniawan, 2011; Fornell ve Larcker, 1981). AVE değeri, gizli yapının sahip olabileceği açık değişkenlerin varyansını veya çeşitliliğini tanımlamaktadır. Dolayısıyla, örtük yapı tarafından içerilebilen açık değişkenlerin varyansı veya çeşitliliği ne kadar büyükse, açık değişkenin örtük yapı üzerindeki temsili de o kadar büyük olmaktadır (Purwanto & Sudargini, 2021).

Bileşik Güvenilirlik [Composite Reliability (CR)]; ölçek maddelerindeki iç tutarlılığın bir ölçüsüdür. Fornell ve Larcker'a (1981) göre bileşik güvenilirlik, gizli bir yapının göstergesi olarak kullanılan gözlenen değişkenler arasındaki paylaşılan varyansın bir göstergesidir. (Shrestha, 2021). CR "gizli bir yapıyı temsil eden ölçülmüş değişkenlerin güvenilirlik ve iç tutarlılık ölçüsü" olarak tanımlanmaktadır. CR, yapının geçerliliği değerlendirilmeden önce ölçülmelidir. Geçerlilikle ilgili olarak, ölçeğin araştırmacının değerlendirmek istediği yapıyı gerçekte ölçüp ölçmediğini veya operasyonel hale getirip getirmediğini tahmin etmek amaçlanmaktadır (Sarmiento & Costa, 2019). Aynı zamanda Maksimum Güvenilirlik $MaxR(H)$ değeri CR katsayısından daha büyük olması gerektiği bildirilmektedir (Raykov, Gabler & Dimitrov, 2016).

Güvenirlilik; Cronbach Alpha güvenilirliği (Cronbach, 1951) sosyal ve örgütsel bilimlerde en yaygın kullanılan güvenilirlik ölçütlerinden biridir (Bonett, & Wright, 2015). Cronbach's Alpha, çeşitli maddeler, ölçümler veya derecelendirmeler arasındaki iç tutarlılığın veya güvenilirliğin bir ölçüsüdür. Cronbach Alpha değeri 0 ile 1 arasında değişmektedir ve daha yüksek değerler maddelerin aynı boyutu ölçtüğünü gösterir. Tam tersi olarak ise Cronbach Alpha değeri 0'a yaklaşırsa maddelerin bir kısmı ya da tamamı aynı boyutu ölçmediğini göstermektedir (Bujang, Omar & Baharum, 2018). Cronbach's Alpha, iç tutarlılığı belirlemek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir veri seti analizinde Cronbach Alpha değer aralığı; 0,0-0,49 kabul edilemez; 0,50-0,59 zayıf; 0,60-0,69 şüpheli; 0,70-0,79 kabul edilebilir; 0,80-0,89 iyi; 0,90-1,00 mükemmel düzeyde değer aldığını göstermektedir (Sarmiento & Costa, 2017).

4. SONUÇ

Faktör analizleri, sosyal ve sağlık bilimleri gibi birçok alanda sıklıkla kullanılan analizlerin başında gelmektedir. Bu nedenle analizlerin doğru bir şekilde yapılması ve ilgili kurallara uygun bir biçimde rapor edilmesi son derece önemlidir. Araştırmacıların analiz uygulamaları sırasında hangi adımların izlenmesi gerektiği ve seçilen bir analizin uygulama aşamasında hangi kriterleri içerdiği gibi konular, yapılan incelemelerde en sık karşılaşılan sorunlar arasında yer almaktadır. Bu çalışmada, KFA ve DFA analizlerinin uygulanması, aşamaları, analiz kriterleri, analizlerin nasıl yapılması gerektiği ve analiz adımları sırasında nelere dikkat edilmesi gerektiği gibi konular literatürdeki eksiklikleri gidermek amacıyla ele alınmıştır. Bu çalışmanın, uygulayıcılar ve literatür açısından alana önemli katkılar sağlayacağı düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

- Ab Hamid, M. R., Sami, W., & Sidek, M. M. (2017). Discriminant validity assessment: Use of Fornell & Larcker criterion versus HTMT criterion. In *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing.
- Abdi, H., & Williams, L.J. (2010). Principal component analysis. John Wiley & Son s, In c. 433-459.
- Akgül, A. (2005). Statistical analysis techniques in medical researches SPSS applications. Ankara: Emek Ofset Ltd Sti.
- Akhtar-Danesh, N. (2017). A comparison between major factor extraction and factor rotation techniques in Q-methodology. *Open Journal of Applied Sciences*, 7(04), 147-156.
- Akın, N.K., & Aşçı, F.H. (2021). Beden eğitimi dersinde üçlü yeterlik algılarının değerlendirilmesi: Ölçek uyarlama çalışması. *Türkiye Klinikleri Journal of Sports Sciences*, 13(2), 302-311.
- Alavi, M., Visentin, D. C., Thapa, D. K., Hunt, G. E., Watson, R., & Cleary, M. (2020a). Exploratory factor analysis and principal component analysis in clinical studies: Which one should you use. *Journal of advanced nursing*, 76(8), 1886-1889.
- Alavi, M., Visentin, D. C., Thapa, D. K., Hunt, G. E., Watson, R., & Cleary, M. L. (2020b). Chi-square for model fit in confirmatory factor analysis. *J Adv Nurs.*, 76, 2209-2211.
- Albayrak, A.S. (2006). Uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri. Ankara: Asil Yayın Dağıtım.

- Arafat, S. Y., Chowdhury, H. R., Qusar, M. M. A. S., & Hafez, M. A. (2016). Cross-cultural adaptation and psychometric validation of research instruments: A methodological review. *J Behav Health*, 5(3), 129-36.
- Barendse, M. T., Oort, F. J., & Timmerman, M. E. (2015). Using exploratory factor analysis to determine the dimensionality of discrete responses. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(1), 87-101.
- Beavers, A. S., Lounsbury, J. W., Richards, J. K., Huck, S. W., & Skolits, G. J. (2013). Practical Considerations for Using Exploratory Factor Analysis in Educational Research. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 18(18), 1-13.
- Bonett, D. G., & Wright, T. A. (2015). Cronbach's alpha reliability: Interval estimation, hypothesis testing, and sample size planning. *Journal of organizational behavior*, 36(1), 3-15.
- Braeken, J., & Van Assen, M. A. (2017). An empirical Kaiser criterion. *Psychological methods*, 22(3), 450-466.
- Bujang, M. A., Omar, E. D., & Baharum, N. A. (2018). A review on sample size determination for Cronbach's alpha test: a simple guide for researchers. *The Malaysian journal of medical sciences: MJMS*, 25(6), 85-99.
- Büyüköztürk Ş. (2013). Çok değişkenli istatistikler sosyal bilimler için veri analizi el kitabı. Ankara: Pegem Akademi.
- Cangur, S., & Ercan, I. (2015). Comparison of model fit indices used in structural equation modeling under multivariate normality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 14(1), 152-167.
- Carpenter, S. (2018). Ten steps in scale development and reporting: A guide for researchers. *Communication methods and measures*, 12(1), 25-44.
- Chabo Byaene, A., Mabela, M. M. R., Konde, N. N. J., Muhindo Mavoko, H., & Kayembe, N.N. (2021). Clinical laboratory customers' loyalty: development and validation of a measuring instrument. *J Comm Med and Pub Health Rep*, 2(3), 1-11.
- Chow, J. C. C., Snowden, L. R. ve McConnell, W. (2001). A confirmatory factor analysis of the BASIS-32 in racial and ethnic samples. *The Journal of Behavioral Health Services and Research*. 28(4), 400-411.
- Cole, D. A. (1987). Utility of confirmatory factor analysis in test validation research. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 55(4), 584-594.
- 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. (1951). Coefficient alpha and the interval structure of tests. *Psychometrika*, 16, 297-334.
- Çokluk, Ö., Şekerciöğlü, G., & Büyüköztürk, Ş. (2014). Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik: Spss ve lisrel uygulamaları, Ankara: Pegem Akademi Yayıncılık; 211-275.
- Davcik, N. (2014). The use and misuse of structural equation modeling in management research: A review and critique. *Journal of Advances in Management Research*, 11(1), 47-81.
- Dragan, D., & Topolšek, D. (2014). Introduction to structural equation modeling: review, methodology and practical applications. In *The International Conference on Logistics & Sustainable Transport*.

- Draper, Z. A. (2019). Applying modern machine learning to the number of latent variables problem in principal components analysis and principal axis factoring. Doctoral dissertation. University of British Columbia.
- Dziuban, C. D., & Harris, C. W. (1973). On the extraction of components and the applicability of the factor model. *American Educational Research Journal*, 10, 93-99.
- Dziuban, C. D., & Shirkey, E. C. (1974). When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules. *Psychological Bulletin*, 81, 358-361.
- Effendi, M., Matore, E. M., Khairani, A. Z., & Adnan, R. (2019). Exploratory factor analysis (EFA) for adversity quotient (AQ) instrument among youth. *Journal of Critical Reviews*, 6(6), 234-242.
- Ernest, O. N., King, B. D., Esther, A., Kwadwo, A. N., & AY, A. R. (2019). The effect of lean operations in manufacturing on firm performance: the case of manufacturing firms in ACCRA. *International Journal of Engineering Research and Reviews*, 7(2), 1-7.
- Fabrigar, L. R., & Wegener, D. T. (2012). *Understanding statistics: Exploratory factor analysis*. New York, NY: Oxford University.
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4, 272-299.
- Fan, Y., Chen, J., Shirkey, G., John, R., Wu, S. R., Park, H., & Shao, C. (2016). Applications of structural equation modeling (SEM) in ecological studies: an updated review. *Ecological Processes*, 5, 1-12.
- Ford, J. K., MacCullum, R. C., & Tait, M. (1986). The application of exploratory factor analysis in applied psychology: A critical review and analysis. *Personnel Psychology*, 39, 291-314.
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- Ghozali, I. (2014). *Structural equation modeling, metode alternatif dengan partial least square (PLS)*. Semarang : Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Goretzko, D., Pham, T. T. H., & Bühner, M. (2021). Exploratory factor analysis: Current use, methodological developments and recommendations for good practice. *Current Psychology*, 40, 3510-3521.
- Grieder, S., & Steiner, M. D. (2022). Algorithmic jingle jungle: A comparison of implementations of principal axis factoring and promax rotation in R and SPSS. *Behavior Research Methods*, 54(1), 54-74.
- Haig, B. D. (2005). Exploratory factor analysis, theory generation, and scientific method. *Multivariate Behavioral Research*, 40(3), 303-329.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2013). *Multivariate data analysis*. Pearson Education Limited.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Pieper, T. M., & Ringle, C. M. (2012). Applications of partial least squares path modeling in management journals: A review of past practices and recommendations for future applications. *Long Range Planning*, 45(5-6), 320-340.
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., & Anderson, R.E. (2014). *Exploratory factor analysis. Multivariate data analysis*. Prentice Hall.
- Hair, JR, J.F., Ringle, C.M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-151.
- Henrica C.W. de Vet, H. C. D., Adèr, H. J., Terwee, C. B., & Pouwer, F. (2005). Are factor analytical techniques used appropriately in the validation of health status

- questionnaires? A systematic review on the quality of factor analysis of the SF-36. *Quality of Life Research*, 14, 1203-1218.
- Henson, R. K., & 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(3), 393-416.
- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, R. M. (2008). Structural Equation Modelling: Guidelines for Determining Model Fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60.
- Howard, M. C. (2016). A review of exploratory factor analysis decisions and overview of current practices: What we are doing and how can we improve?. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 32(1), 51-62.
- Hu LT, Bentler PM (1999) Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. *Struct Equ Modeling* 6(1), 1-55.
- Izquierdo, I., Olea, J., & Abad, F. J. (2014). Exploratory factor analysis in validation studies: Uses and recommendations. *Psicothema*, 26, 395-400.
- Jin, S., Moustaki, I., & Yang-Wallentin, F. (2018). Approximated penalized maximum likelihood for exploratory factor analysis: An orthogonal case. *Psychometrika*, 83, 628-649.
- Kääriäinen, M., Kanste, O., Elo, S., Pölkki, T., Miettunen, J., & Kyngäs, H. (2011). Testing and verifying nursing theory by confirmatory factor analysis. *Journal of Advanced Nursing*, 67(5), 1163–1172.
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39, 31-36.
- Kaiser, H.F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23, 187-200.
- Kline, R. B. (2011). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. New York: The Guilford Press
- Kline, R. B. (2013). Exploratory and confirmatory factor analysis. In Y. Petscher, C. Schatschneider, & D. L. Compton (Eds.), *Applied quantitative analysis education and the social sciences*. USA: Routledge.
- Kozak M. (2017). Veri analizi. [Scientific research: design, writing and publishing techniques]. *Bilimsel araştırma: tasarım, yazım ve yayım teknikleri*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Kwon, Y. ve Marzec, M. L. (2016). Does worksite culture of health (CoH) matter to employees? Empirical evidence using job-related metrics. *Journal of Occupational and Environmental Medicine*, 58(5), 448-454.
- Kyriazos, T. A. (2018). Applied psychometrics: sample size and sample power considerations in factor analysis (EFA, CFA) and SEM in general. *Psychology*, 9(08), 2207-2230.
- Ledesma, R. D., Valero-Mora, P., & Macbeth, G. (2015). The scree test and the number of factors: a dynamic graphics approach. *The Spanish Journal of Psychology*, 18, 1-10.
- Leech, N.L., Barret, K.C., & Morgan, G.A. (2015). *IBMSPSS for Intermediate Statistics: Use and Interpretation*. Fifth Edition. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Lloret, S., Ferreres, A., Hernandez, A., & Tomas, I. (2017). The exploratory factor analysis of items: Guided analysis based on empirical data and software. *Anales de Psicología*, 33, 417-432.
- Luo, L., Arizmendi, C., & Gates, K. M. (2019). Exploratory factor analysis (EFA) programs in R. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 26(5), 819-826.

- Marofi, Z., Bandari, R., Heravi-Karimooi, M., Rejeh, N., & Montazeri, A. (2020). Cultural adoption, and validation of the Persian version of the coronary artery disease education questionnaire (CADE-Q): a second-order confirmatory factor analysis. *BMC Cardiovascular Disorders*, 20, 1-9.
- Marsh, H. W., Hau, K. T., & Wen, Z. (2004). In search of golden rules: Comment on hypothesis testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralising Hu & Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modelling*, 11, 320-341.
- Maydeu-Olivares, A. (2017). Assessing the size of model misfit in structural equation models. *Psychometrika*, 82(3), 533-558.
- McNeish, D., & Wolf, M. G. (2023). Dynamic fit index cutoffs for confirmatory factor analysis models. *Psychological Methods*, 28(1), 61-88.
- Meydan, C. H., & Şeşen, H. (2015). *Yapısal eşitlik modellemesi AMOS uygulamaları*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Mukaka, M.M. (2012). Statistics Corner: A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research. *Malawi Medical Journal*, 24(3), 69-71.
- Mulaik, S. A. (1987). A brief history of the philosophical foundations of exploratory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 22, 267-305.
- Myers, N. D., Ahn, S., & Jin, Y. (2011). Sample size and power estimates for a confirmatory factor analytic model in exercise and sport: A Monte Carlo approach. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 82(3), 412-423.
- Nikkhah, M., Heravi-Karimooi, M., Montazeri, A., Rejeh, N., & Sharif Nia, H. (2018). Psychometric properties the Iranian version of older People's quality of life questionnaire (OPQOL). *Health and Quality of Life Outcomes*, 16, 1-10.
- Olivares, M.A., & Forero, G.C. (2010). Goodness-of-fit testing. *International Encyclopedia of Education*, 7, 190-196.
- Pallant, J. (2010). *SPSS survival manual: a step by step guide to data analysis using SPSS*. Open University Press/Mc Graw-Hill, Maidenhead.
- Pituch, K. A. and Stevens, J., *Applied multivariate statistics for the social sciences: Analyses with SAS and IBM's SPSS*. Taylor & Francis. New York.
- Preacher, K. J., & MacCallum, R. C. (2003). Repairing Tom Swift's electric factor analysis machine. *Understanding Statistics*, 2(1), 13-43.
- Prudon, P. (2015). Confirmatory factor analysis as a tool in research using questionnaires: a critique. *Comprehensive Psychology*, 4, 1-19.
- Purwanto, A., & Sudargini, Y. (2021). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) analysis for social and management research: a literature review. *Journal of Industrial Engineering & Management Research*, 2(4), 114-123.
- Ramjit, S. (2022). *Primary Care Assessment Tool-adult edition (PCAT-AE) and the assessment of the primary care in South-West Trinidad*. Doctoral dissertation. The University of the West Indies.
- Raykov, T., Gabler, S., & Dimitrov, D. M. (2016). Maximal reliability and composite reliability: Examining their difference for multicomponent measuring instruments using latent variable modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 23(3), 384-391.
- Sarmiento, R. P., & Costa, V. (2019). Confirmatory factor analysis--a case study. arXiv preprint arXiv:1905.05598.

- Sarmento, R., & Costa, V. (2017). Factor Analysis. In *Comparative Approaches to Using R and Python for Statistical Data Analysis*; 148–178.
- Schreiber, J. B., Nora, A., Stage, F. K., Barlow, E. A., & King, J. (2006). Reporting structural equation modeling and confirmatory factor analysis results: A review. *The Journal of Educational Research*, 99(6), 323-338.
- Sharif Nia, H., Pahlevan Sharif, S., Koocher, G. P., Yaghoobzadeh, A., Haghdoost, A. A., Mar Win, M. T., & Soleimani, M. A. (2020). Psychometric properties of the death anxiety scale-extended among patients with end-stage renal disease. *OMEGA-Journal of Death and Dying*, 80(3), 380-396.
- Shrestha, N. (2020). Detecting multicollinearity in regression analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2), 39-42.
- Shrestha, N. (2021). Factor analysis as a tool for survey analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 9(1), 4-11.
- Singh, F., & Kaur, M. (2016). Why exporting SMEs switch banks?. *Global Business Review*, 16(4), 652-664.
- Streiner, D.L., Norman, G.R., & Cairney, J. (2015). *Health measurement scales: a practical guide to their development and use*. Ingleterra: Oxford University Press.
- Suhr, D. (2006). Exploratory or Confirmatory Factor Analysis? *Statistics and Data Analysis*, 1-17.
- Sürücü, L., Şeşen, H., & Maşlakçı, A. (2021). SPSS, AMOS ve PROCESS Macro ile ilişkisel, aracı/düzenleyici ve yapısal eşitlik modellemesi (uygulamalı analizler). Ankara: Detay Yayıncılık.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2019). *Using multivariate statistics (7th ed.)*. Allyn ve Bacon/Pearson Education.
- Tucker, L. R. & MacCallum, R. C. (1997). Exploratory factor analysis. Unpublished manuscript, Ohio State University, Columbus.
- Verma, J. P., & Abdel-Salam, A. S. G. (2019). *Testing statistical assumptions in research*. John Wiley & Sons.
- Wang, K., Xu, Y., Wang, C., Tan, M., & Chen, P. (2020). A Corrected Goodness-of-Fit Index (CGFI) for model evaluation in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 27(5), 735-749.
- Watkins, M. W. (2018). Exploratory factor analysis: A guide to best practice. *Journal of Black Psychology*, 44(3), 219-246.
- Wheaton, B., Muthen, B., Alwin, D. F., & Summers, G. F. (1977). Assessing reliability and stability in panel models. *Sociological Methodology*, 8, 84-136.
- Worthington, R. L., & Whittaker, T. A. (2006). Scale development research. A content analysis for recommendations for best practices. *The Counseling Psychologist*, 34(6), 806-838.
- Yamin, S., & Kurniawan, H. (2011). *Generasi baru mengolah data penelitian dengan partial least square path modeling: Aplikasi dengan Software XLSTAT, SmartPLS dan Visual PLS*. Jakarta: Salemba Infotek.
- Yaşlıoğlu, M. M. (2017). Sosyal bilimlerde faktör analizi ve geçerlilik: Keşfedici ve doğrulayıcı faktör analizlerinin kullanılması. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 46, 74-85.
- Yirci, R. (2014). Devlet ve vakıf üniversitelerindeki öğretim elemanlarının algılanan örgütsel destek, örgütsel bağlılık düzeyleri ile yükseköğretimde özelleştirmeye ilişkin

görüşlerinin karşılaştırılması. Doktora Tezi. Fırat Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü. Elazığ.