

Açımlayıcı ve Doğrulayıcı Faktör Analizi: İlk Hangisi Kullanılmalı?*

Fatih ORÇAN **

Öz

Ölçek uyarlama veya geliştirme çalışmalarında Açımlayıcı ve Doğrulayıcı Faktör Analizlerinin kullanımında farklılıklar oluşmaktadır. Faktör analizlerinin kullanım sırası sonuçların değişmesine sebep olabilir. Ayrıca, farklı doğrulayıcı faktör analizi modelleri aynı veriye uyum sağlayabilir. Bu çalışmada suni olarak oluşturulmuş veri setleri üç farklı modele göre test edilmiştir. Sonuçlar göre veri setlerinin %64'ü her üç modele göre de uyum göstermektedir. Bunun yanı sıra bir veri seti doğrulayıcı ve açımlayıcı faktör analizine tabi tutulmuştur. Sonuçlar göstermiştir ki, sadece doğrulayıcı faktör analizi kullanılması en iyi uyum gösteren modelin belirlenmesinde yetersiz kalmıştır.

Anahtar Kelimeler: Ölçek uyarlama, ölçek geliştirme, doğrulayıcı faktör analizi, açımlayıcı faktör analizi

GİRİŞ

Ölçek uyarlama veya geliştirme süreçlerinde Açımlayıcı Faktör Analizi (AFA) ve Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) teknikleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Ölçek maddeleri arasında tespit edilmiş bir ilişki bilinmiyorsa AFA, test edilmiş bir ilişki, belirlenmiş faktörler ve bunların altında toplanmış maddeler tespit edilmişse DFA yapılması önerilmektedir (Bandalos & Finney, 2010; Büyüköztürk, 2002; Kline, 2011). Yeni geliştirilen bir ölçekte bu mantıksal sıralamaya önem verilirken başka bir dilden uyarlanan bir ölçek için kullanılan teknikler ve bunların kullanım sıralaması uygulamadan uygulamaya farklılık göstermektedir. Güvendir ve Özkan (2015) Türkiye’de 2006 ile 2014 yılları arasında yapılan ölçek uyarlama ve geliştirme çalışmalarını birçok açıdan incelemiştir. Bunların arasında AFA ve DFA kullanımları da vardır. Bu araştırmanın sonuçlarına göre, toplam 26 ölçek geliştirme çalışmasından 25’inde AFA ve 16’sında DFA kullanılmıştır. Diğer yandan, uyarlama niteliğindeki 33 çalışmadan 22’si AFA ile analize başlamışken 11 tanesi DFA ile analize başlamıştır.

Bir ölçek için oluşturulan maddelerin nasıl şekilleneceği az ya da çok alan uzmanı tarafından tahmin edilse dahi var olan yapının tam olarak ne olduğu, kaç gizil değişken (faktör) olduğu ve hangi maddelerin hangi faktörlere yüklendiği istatistiksel bir teknikle belirlenir. Böylece, maddelerden hangilerinin işe yaradığı (varyasyon açıklayıp açıklamadığı) kolaylıkla belirlenebilmektedir. Dolayısıyla, bir ölçek geliştirme işleminde öncelikle var olan gizil yapıyı ortaya koymada kullanılan AFA yöntemi kullanılır (Brown, 2006; Schumacker & Lomax, 2010). Nitekim Türkiye’de yapılan çalışmalardan %96’sında AFA kullanılmıştır (Güvendir & Özkan, 2015). Ölçek geliştirme işleminde AFA yapılan veri setinden farklı bir veri seti kullanılarak DFA yapılmalıdır (Schumacker ve Lomax, 2010). Böylece, AFA sonucunda bulunan yapının geçerliliği farklı bir veri seti kullanılarak DFA yardımıyla gösterilmiş olur. Burada kullanılacak olan veri setinin oluşturulmasında iki farklı durumdan bahsedilebilir. İlk olarak, hem AFA hem de DFA yapmak için yeterli sayıda örneklem tek bir seferde toplandıktan sonra bunlardan bir miktarı (örneğin %50) rastgele seçilerek AFA için, kalan kısım ise DFA için kullanılabilir. Diğer bir yol olarak da birbirinden bağımsız iki farklı zamanda toplanan veri setlerinden birinin AFA diğerinin de DFA için kullanılmasıdır.

Uyarlama çalışmalarında ise AFA ve DFA kullanımı farklılık göstermektedir. Örneğin, ölçek uyarlama çalışmalarında maddelerin orijinal dilden yeni dile çevrilmesi işlemi önemli bir adımdır.

* A part of this paper was presented at VII. International Congress of Research in Education.

** Dr.Öğr. Üyesi, Trabzon Üniversitesi, Fatih Eğitim Fakültesi, Trabzon-Türkiye, e-posta: fatihorcan@ktu.edu.tr, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-17270456>

To cite this article:

Orçan, F., (2018). Exploratory and confirmatory factor analysis: which one to use first?. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 9(4), 413-421. DOI: 10.21031/epod.394323

Geliş Tarihi: 13.02.2018

Kabul Tarihi: 28.09.2018

Yapılan çeviride orijinal ölçekteki madde anlamlarının aynen aktarılmaması ölçek puanlarında hata olarak adlandırılan varyasyona sebep olabilir. Bu anlam kayması sonucunda da orijinal ölçek yapısından farklı bir yapının oluşması mümkündür. Bu yüzden, bir uyarlama çalışmasında analizlere başlamadan madde çeviri işleminin doğru yapıldığından emin olmak gerekir. Tutarlı yapılmış bir çeviri işlemi bundan kaynaklanacak yapı farklılıklarının giderilmesi için oldukça önemlidir. Sousa ve Rojjanasrirat (2011) bir ölçeğin başka bir dile çevrilmesi işlemlerini adım adım tanımlamıştır. Souse ve Rojjanasrirat'a (2011) göre ilk olarak en az iki kişi tarafından madde çevirileri yapılmalıdır (ileri çeviri). Daha sonra bu iki bağımsız çeviricinin çevirileri üçüncü bir uzman tarafından incelenmeli ve çeviriye son hali verilmelidir. Üçüncü adımda ise çeviri yapılmış maddeler en az iki farklı uzman tarafından orijinal diline çevrilmelidir (geri çeviri) ve bu çeviriler üçüncü bir uzman tarafından incelendikten sonra maddelerin son hali elde edilmelidir. Sonraki adımlarda ise pilot uygulama ve gerçek uygulama aşamaları maddeler halinde detaylı olarak ortaya konulmuştur (Sousa & Rojjanasrirat, 2011). Benzer bir sıralama Sperber (2004) tarafından da yapılmıştır. Bu sıralamanın yanı sıra Sperber (2004) ayrıca çeviri işlemlerinde kelimesi kelimesine yapılan çevirilerin yeterli olmayacağını ve kültürel adaptasyondan dolayı anlam kayması yapılmamasına dikkat edilmesi gerektiğini vurgulamıştır.

Çeviri işlemlerinde yapılan hataların uyarlaması yapılan ölçeğin geçerliliğini ve güvenilirliğini etkileyeceği aşikârdır. Bundan dolayı, bu çalışmada Sousa ve Rojjanasrirat'ın (2011) yedinci adımda belirttiği, geçerlilik ve güvenilirliğini test etmek için kullanılan psikometrik testlere (AFA ve DFA) değinilmiştir. Bu çalışmada bu testlerin kullanım amaçları ve kullanım sıralamasının değişmesi durumunda ne gibi farklılıklar oluşacağı simülasyon tekniği ile geliştirilmiş veriler üzerinde tartışılacaktır.

Sosyal bilimler alanında çokça kullanılan AFA gözlenen değişkenler altında yatan gizil değişkenlerin (faktör) tespitinde kullanılan bir istatistik tekniğidir. Diğer bir ifadeyle, AFA ölçek geliştirme işlemlerinde kullanılan bir teknik olarak ön plana çıkmaktadır. Ölçek maddeleri arasında hiçbir teorik bilginin olmadığı, yani maddeler arasında kaç faktör olduğu ve hangi maddelerin hangi faktörleri ölçtüğü kesin olarak bilinmediği durumda kullanılır. İsminden de anlaşıldığı gibi AFA var olan yapıyı *açıklamaya* yardımcı olur (Hayton, Allen, & Scarpello, 2004; Hurley, Scandura, Schriesheim, Brannick, Seers, ve ark., 1997). AFA sırasında hangi tahmin metodunun kullanılacağı, rotasyon yapılıp yapılmayacağı veya hangi kritere göre faktör sayısının belirleneceği gibi bazı kritik kararlar vermek gerekir. Bunlar hakkında literatürde çokça çalışma mevcuttur (Costello & Osborne, 2005; Hanson & Roberts, 2006; Schmitt, 2011). Bu yüzden bu faktörler çalışmada sabit olarak tutulmuştur. Açımlayıcı faktör analizindeki temel kavramlar hakkında (dönüşüm, örneklem büyüklüğü veya faktör sayısı) daha detaylı bilgi Büyüköztürk (2002), Costello ve Osborne'da (2005) bulunabilir.

AFA'dan farklı olarak, Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) ise güçlü bir model varsayımının olduğu durumlarda kullanılır. DFA ile varlığı daha önce kanıtlanmış olan yapının yeni bir veri setindeki uyumu araştırılır. Ölçek geliştirme çalışmalarında AFA'dan sonra elde edilen yapının geçerliliğini test etmek için DFA kullanılmalıdır (Worthington & Whittaker, 2006). Fakat ölçek uyarlama çalışmalarında DFA kullanımı uygulamalarda farklılık göstermektedir. Bazı uyarlama çalışmalarında hem AFA hem de DFA'nın kullanıldığı, bazılarında ise sadece DFA'nın kullanıldığı görülmektedir. Uyarlama çalışmalarında sadece DFA'nın kullanılması bazı sorunlara yol açabilir. Örneğin, bir uyarlama çalışmasında çeviriden kaynaklı bir hata oluşmuş ise ilk olarak DFA'nın kullanılması sonucunda gerçekte olması gerekenden farklı bir durum ortaya çıkabilir ve model yanlış uyum gösterebilir. Ayrıca bir veri seti birden fazla DFA modeli ile uyum sağlayabilir bu nedenle uyarlamada kültürel farklılıkların ortaya konması için ilk olarak AFA'nın yapılması uygun olacaktır. Böyle bir durumda AFA yapılmazsa araştırmacının test ettiği ilk model uyum gösterdiğinde ikinci bir model test edilmeyecektir. Bu durumda oluşabilecek muhtemel hatayı fark etmek için öncelikle bir AFA yapılması önemli hale gelmektedir.

Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın ana amacı bir veri setinin birden fazla DFA modeline uyum sağlayabileceğini ve ayrıca ilk olarak AFA veya DFA kullanılmasının sonuç modelinde ne gibi farklılıklar gösterebileceğini ortaya koymaktır. Bu çalışmada modeller iki bakımdan karşılaştırılmıştır. İlk olarak, şekil 1 gösterilen modele göre R-cran programında veri üretilmiş ve bu veriler üç farklı DFA modeline göre test edilmiştir. İkinci olarak, üretilen bir veri seti madde bazında değerlendirmeye alınarak ilk AFA veya DFA kullanılması sonucunda (ölçek uyarlama veya geliştirme prosedürlerine örnek olarak) oluşabilecek muhtemel farklılıkları ortaya konmuştur. Böylece ölçek uyarlama çalışmalarında kullanılan farklı prosedürlerin ne gibi sonuçlar ortaya çıkartabileceğini göstermek amaçlanmaktadır.

YÖNTEM

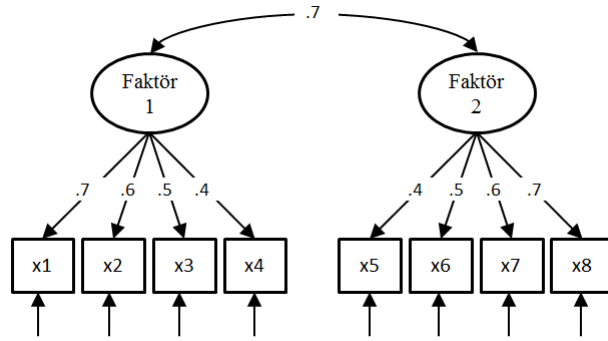
Çalışmanın simülasyon kısmı için şekil 1'de gösterilen modele göre örneklem büyüklüğü 300 olan 100 veri seti R-programı (sürüm 3.1.2) kullanılarak üretilmiştir. Örneklem büyüklüğünün etkisi bu çalışmada bir dizayn faktörü olmadığından dolayı Orçan ve Yang'da (2016) söylediği gibi 300 örneklem yeterli bu çalışma için yeterli olacaktır. Fakat modelin karmaşıklığı arttıkça örneklem gereksiniminin de artacağı unutulmamalıdır. Veri üretilen model iki faktörden ve sekiz gözlenen değişkenden oluşmaktadır. Her bir faktöre yüklenen dört madde için yükler çeşitliliği sağlamak için .40, .50, .60 ve .70 olarak belirlenmiştir. Ayrıca faktörler arasındaki korelasyon .70 olarak belirlenmiştir. Model karmaşıklığını arttırmamak adına bu model tercih edilmiştir. Bu çalışmada amaç DFA ve AFA modellerinin farklı durumlarda nasıl davranacağını incelemek değildir. Aynı veri setinin birden fazla modele uyum sağlayabileceğini göstermek amaçlanmaktadır. Bu yüzden, bir veri setinin birden fazla modele uyum sağladığını göstermek için tek bir durumun incelenmesi yeterli olacaktır.

Bu model göre veri üretmek için ilk olarak ortalaması 0 ve standart sapması 1 olan faktör puanları rastgele üretilmiştir. Daha sonra madde verilerinin belirtilen faktör yükleri doğrultusunda çok yönlü normal olmasını sağlamak için Cholesky yöntemi uygulanmıştır. Gözlenen değerlerler faktör puanlarının doğrusal birer kombinasyonu olarak elde edilmiştir (Orçan & Yang, 2016). Son olarak, madde bazında üretilen sürekli değişkenlerin değerleri beşli likert madde özelliklerini yansıtmaları açısından beş kategoriye dönüştürülmüştür. İkincil alt hedef için örneklem büyüklüğü 300 olan bir veri seti AFA ve DFA modelleri ile test edilmiştir.

Verilerin Analizi

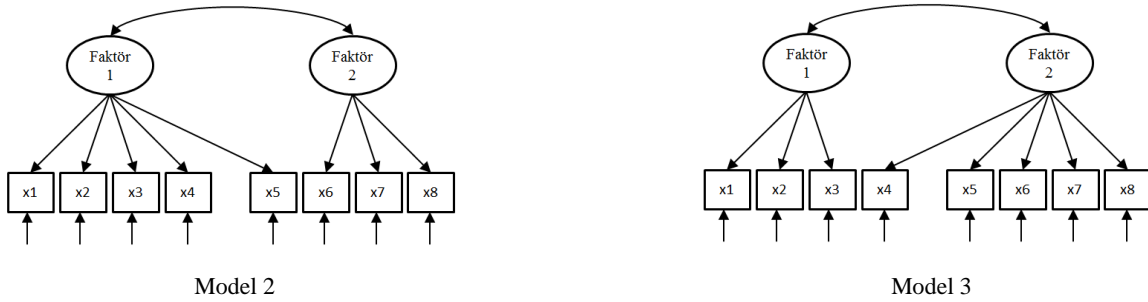
Verilerin analizi için Mplus 5.1 (Muthén ve Muthén, 1998-2010) programı kullanılmıştır. Kategorik olarak üretilen 100 veri seti şekil 1'deki gibi doğru olarak belirtilen bir model (Model 1), madde 5'in birinci faktöre yüklendiği yanlış-belirtilen (misspecified) bir model (Model 2) ve madde 4'ün ikinci faktöre yüklendiği yanlış-belirtilen ikinci bir modele (Model 3) göre test edilmiştir. Bu modeller şekil 2'de gösterilmiştir. Madde 4 ve 5'in faktör yükleri diğerlerine kıyasla daha düşüktür. Yüksek faktör yükleri olması durumunda madde faktör korelasyonu daha yüksek olacağından yanlış belirlenebilirlik daha da ön plana çıkacaktır. Fakat çalışmanın amacı için düşük faktör yükleri olacaktır. Başka bir çalışmada faktör yükleri de araştırma dizaynı olarak alınabilir.

Normal dağılıma göre üretilmiş olmasına rağmen kategorize işlemi sırasında verilerin normallikten uzaklaşması söz konusu olduğundan Sağlam Maksimum Olabilirlik (Robust Maximum Likelihood – MLR) tahmin metodu kullanılmıştır.



Şekil 1. Veri Üretim Modeli (Model 1)

Her bir model ki-kare testinin p-değeri, karşılaştırmalı uyum indeksi (CFI), kök ortalama kare yaklaşımı hatası (RMSEA) ve standardize kök ortalama kare artışı (SRMR) değerleri bakımından değerlendirilmiştir. CFI, RMSEA ve SRMR değerleri Hu ve Bentler'in (1999) kriterleriyle karşılaştırılmıştır. Ayrıca, Faktör 1 ve Faktör 2 arasındaki korelasyon katsayısı tahminleri, tanımlayıcı istatistikler ve RMSE değerleri bakımından incelenmiştir.



Şekil 2. Yanlış-Belirtilmiş Modeller

BULGULAR

İlk olarak modellerin Ki-kare, CFI, RMSEA ve SRMR değerlerine göre değerlendirmeleri yapılmıştır. Tablo 1 her bir modelin bu indekslere göre uyum durumunu göstermektedir. Tablo incelendiğinde model 1 için verilerden %87'si ki-kare değerine göre uyum gösterdiği görülmektedir. Bununla birlikte, aynı veri setlerinin %64'ü model 2 ve 3'e uyum göstermektedir. Benzer şekilde RMSEA değeri için model 1'in tamamı (100%) uyum gösterirken model 2 ve model 3 için bu değerler sırasıyla %91 ve %89'dır. Bu durumda, RMSEA değerlerine bakarak yanlış-belirtilen model 2 ve 3 sırasıyla %91 ve %89 oranında doğru kabul edilmektedir.

DFA modelleri genellikle yukarıda belirtilen dört uyum indeksinin birlikte yorumlanmasının ardından değerlendirilir. Yani, bir DFA modeli için ki-kare testinin p-değeri .05'den yüksek, CFI değeri .95'den yüksek, RMSEA ve SRMR değerleri sırasıyla .06 ve .08'den düşük ise bu modelin iyi bir model-veri uyumu gösterdiği söylenir (Hu & Bentler, 1999). Bu değerler Model 1, 2 ve 3 için tablo 2'de gösterilmektedir. Model 1 için verilerin %87'sinde ki-kare testinin p-değeri, CFI, RMSEA ve SRMR aynı anda iyi uyum gösterdiği tablo 2'den görülmektedir. Bu sayı model 2 ve 3 için %64'dür. Detaylı olarak, Model 2 için, Model 1'de tüm indeksler bakımından iyi uyum gösteren verilerden ikisi sadece bir uyum indeksi bakımından, sekizi iki indeks bakımında ve 14'ü üç uyum indeksi bakımından iyi uyum göstermiştir. Yani, yanlış-belirtilen modeller (model 2 ve 3) için dahi uyum indeksleri iyi uyum işaret etmektedir.

Tablo 1. Model-Veri Uyum Durumu

	Model-Veri Uyum VAR		
	Model 1	Model 2	Model 3
Ki-Kare	87	64	64
CFI	98	80	70
RMSEA	100	91	89
SRMR	100	100	100

Faktörler arasındaki korelasyon katsayısı bir çok çalışma için önemli bir araştırma sorusu teşkil etmektedir. Bu çalışmada gerçek korelasyon katsayısı için .70 kullanılarak modellerden elde edilen korelasyon katsayıları için kök ortalama kare hatası (RMSE) hesaplanmıştır. Tablo 3 her bir modelden elde edilen korelasyon katsayılarının tanımlayıcı değerlerini göstermektedir. Tablo 3'teki sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde Model 2 ve 3 için korelasyon katsayılarının olması gerektiğinden daha büyük tahmin edildiği görülmektedir. Tablo 3'te görüldüğü gibi bu modeller için ortalama korelasyon katsayısı sırasıyla .74 ve .75 olarak belirlenmiştir. Ayrıca, Model 2 ve 3'ün RMSE değerleri de Model 1'den daha yüksektir.

Tablo 2. Modeller Göre Uyum Gösteren İndeks Sayıları

	İndeks Sayısı	Model 1				Toplam
		1	2	3	4	
Model 2	1	0	1	6	2	9
	2	0	1	2	8	11
	3	0	0	1	14	16
	4	0	0	1	63	64
Model 3	1	0	2	5	4	11
	2	0	0	5	14	19
	3	0	0	0	6	6
	4	0	0	1	63	64
Toplam		0	2	10	87	100

Tablo 3. Tahmin Edilen Korelasyon Katsayıları İstatistikleri

	Min	Max	Ortalama	S.Sapma	RMSE
Model 1	.56	.89	.71	.07	.069
Model 2	.58	.97	.74	.07	.086
Model 3	.60	.94	.75	.08	.092

Model Uygulama Örneği

Bir ölçek uyarlama veya geliştirme çalışmasında ilk olarak AFA veya DFA kullanım durumuna göre sonuçların nasıl değişebileceği bu bölümde araştırılmıştır. Tablo 4 örneklem büyüklüğü 300 olan veri setindeki maddeler için ortalama ve standart sapma değerleriyle bu maddeler arasındaki korelasyon katsayılarını göstermektedir.

Tablo 4. Madde Korelasyonları ve Tanımlayıcı İstatistikleri

Maddeler	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
M2	.34							
M3	.38	.32						
M4	.21	.21	.22					
M5	.19	.22	.19	.02*				
M6	.26	.20	.18	.15	.17			
M7	.23	.23	.24	.18	.12	.37		
M8	.32	.24	.22	.13	.21	.34	.37	1.00
Ortalama	3.00	3.01	3.01	2.97	3.04	3.01	3.03	3.06
Standart Sapma	.93	.92	.89	.91	.84	.94	.94	.85

* p>.05

Bu veri seti her bir model için öncelikle bir DFA ile Mplus 5.1 programında test edilmiştir. Tahmin metodu olarak MLR kullanılmıştır. Model sonuçları tablo 5'de gösterilmiştir. Sonuçlara göre, her bir model bütün uyum indeksleri bakımından iyi model-veri uyumu göstermektedir. Mplus modifikasyon indeksleri de hiçbir uyarı vermemiştir. Bu sonuçlar ışığında, herhangi bir modelle araştırmaya başlayan bir araştırmacı iyi bir model-veri uyumu elde ettiği için haklı olarak ikinci bir modeli denemeye ihtiyaç duymayacaktır. DFA doğası gereği model *onaylama* işlemi olduğunda böyle bir arayışa ihtiyaç dahi yoktur. Böylece, hangi model varsayılan olarak belirlendiyse o model sonuç olarak sunulacaktır. Fakat görüldüğü üzere bir veri seti aynı anda üç modelde de iyi uyum göstermektedir.

Tablo 5. DFA Modelleri Sonuçları

	Ki-kare	<i>sd</i>	<i>p</i> -değeri	CFI	RMSEA	SRMR
Model 1	14.13	19	.78	1.00	.00	.03
Model 2	12.25	19	.87	1.00	.00	.03
Model 3	21.52	19	.31	.99	.02	.04

İkinci durumda ise bu veri setinde AFA yapılmış olsaydı nasıl bir durum oluşurdu sorusuna cevap vermek adına SPSS programında AFA'ya tabi tutulmuştur. Böylece bir araştırmacı sabit bir veri setine AFA veya DFA yaptığında sonuçların nasıl değişebileceğini işaret edebiliriz. TBA bir faktör analizi olmadığından dolayı (Brown, 2006; Schmitt, 2011) çıkarım metodu temel eksen faktörleştirme (PAF) kullanılmıştır. Ayrıca, muhtemel faktörler arasında korelasyon beklendiğinden dolayı *promax* dönüşümü kullanılmıştır. Bu faktör analizi (AFA1) sonucuna göre, verilerin faktör analizine uygunluğunun test edildiği KMO değeri .80'dir. Bu uygunluğu test eden Bartlett's testi ise anlamlıdır ($\chi^2 = 319.08$, $p < .01$). Sonuç olarak veri seti AFA yapmaya uygundur. Tablo 6 AFA1 sonuçlarını göstermektedir. Faktör analizi sonucuna göre, iki faktörlü bir yapı oluşmaktadır. Bir faktör analizinde faktör yüklerinin .30'dan yüksek olması beklenir (Martin & Newell, 2004; Seçer, Halmatov & Gençdoğan, 2013). Madde 5'in faktör yüklerinin her iki faktör içinde de bu değerden küçük olması bu maddenin yetersizliğini göstermektedir. Ayrıca, birinci faktöre yüklenen beş maddenin iç tutarlılık katsayısı (Cronbach alfa) madde 5'in çıkartılması durumunda az da olsa artmaktadır. Buna dayanarak, madde 5'in yapıdan çıkartılması kararlaştırılmıştır.

Yeni faktör analizi sonuçları (AFA2) tablo 6'da verilmiştir. KMO ve Bartlett testleri verilerin faktör analizine uygunluğunu işaret etmektedir. Bu sonuca göre birinci faktörde dört, ikinci faktörde üç madde vardır. Bu faktörlerin iç tutarlılık katsayıları sırasıyla .61 ve .63'dür. Sonuçlara göre her bir madde sadece bir faktöre yüklenmek ve bu yükler .30'dan yüksektir. Sonuç olarak, madde 5'in çıkartılmasıyla oluşan yeni model bu veri seti için daha iyi bir sonuç vermektedir.

Tablo 6. Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

	AFA 1		AFA 2	
	Faktör 1	Faktör 2	Faktör 1	Faktör 2
Madde 1	.58		.59	
Madde 2	.55		.53	
Madde 3	.63		.63	
Madde 4	.31		.34	
Madde 5	.23	.12	-	-
Madde 6		.61		.61
Madde 7		.61		.63
Madde 8		.54		.53
KMO	.80		.79	
Bartlett's test	319.08		289.70	
<i>p</i>	.00		.00	
Faktörler Arası Korelasyon	.64		.64	
Özdeğer	2.66	1.04	2.55	1.04
% varyans	24.91	4.71	27.01	5.36

SONUÇ ve TARTIŞMA

Ölçek uyarlama çalışmalarında ilk olarak AFA veya DFA kullanımına dair bir birliktelik yoktur. Bazı çalışmalar AFA ile başlarken bazıları uyarlama çalışmasına DFA ile başlamışlardır (Güvendir ve Özkan, 2015). AFA maddeler arasında yapının nasıl olduğu veya yapıda kaç faktör olduğu ve hangi maddelerin hangi faktörleri ölçtüğü kesin olarak bilinmediği durumda kullanılırken DFA bu yapı hakkında güçlü bir teori olması durumunda kullanılır. Bu çalışmada, bir veri setine birden fazla DFA modelin uyum sağlayabileceği bir simülasyon çalışmasıyla irdelenmiştir. Ayrıca uyarlama çalışmalarında AFA veya DFA kullanımının sonuçları nasıl etkileyebileceği bir veri seti üzerine araştırılmıştır. R programında belirtilen bir model göre üretilen suni veriler Mplus ve SPSS programı programlarında analiz edilmiştir.

Öncelikle aynı veri seti için üç farklı DFA modele göre değerlendirme yapılmıştır. Sonuçlar açıkça göstermiştir ki bir veri setine birden fazla DFA modeli uyum gösterebilmektedir. Örneğin, model 1'e uyum gösteren 87 veri setinden 63'ü model 2 için de uyum göstermektedir. Bu durum bir belirsizlik oluşturmaktadır. *Hangi model gerçek faktör yapısını göstermektedir? Gerçek faktör yapısını belirlemek için bütün muhtemel faktör kombinasyonları denenmeli mi? DFA'yı keşif amaçlı yapmak sınırlayıcı ve hatta yanıltıcı olabilir* (Schmitt, 2011). Bu nedenle, sonuçlarda da göstermiştir ki, bir veri setine yalnız başına uygulanan bir DFA modelinin uyum gösteriyor olması bu modelin gerçekte en iyi model olduğunu göstermez. Ölçek uyarlama çalışmalarında kültürel farklılıklardan kaynaklanan yapı değişiklikleri olabileceği gibi maddelerin çevirme işleminden de kaynaklanabilecek değişiklikler olabilir. Bir ölçeğin yeni bir dile çevirme sadece dil bakımından çevirmek değil, dil, kültür ve psikolojik bir bütün olarak değerlendirmeyi gerektirir (van de Vijver & Tanzer, 2004). Oluşabilecek muhtemel modeller AFA'da daha net bir şekilde ortaya konulabilir. DFA'da farkına varılamayacak yapılar AFA sayesinde keşfedilebilirdir (Bandalos & Finney, 2010). Yani, uyarlama çalışmalarında yapıda oluşabilecek muhtemel değişiklikler AFA yardımıyla kolaylıkla anlaşılabilir. Bir ölçeğin başka bir dile çevrilmesinde yapıda değişiklik olması son derece normal bir durumdur. Hatta bazı ölçeklerde bir maddenin ölçekten tamamen çıkartılması dahi söz konusu olabilir. Bu çalışmanın sonuçlarına dayanarak, tutarlı bir sonuca ulaşabilmek ve bir standart oluşturmak için ölçek uyarlama çalışmalarında öncelikle bir AFA, daha sonra farklı bir veri seti kullanarak DFA yapmak önerilmektedir.

Ölçek uyarlama çalışmalarında farklı yaklaşımların kullanılması sonuçların da oldukça farklı olmasına sebep olmaktadır. Bu çalışmada ölçek uyarlama veya geliştirme çalışmalarında dikkat edilmesi gereken noktalar işaret edilmiştir. Sonuçların nasıl değişebileceği bir simülasyon çalışmasıyla irdelenmiştir. Ayrıca, bir veri seti üzerinde de farklıklar vurgulanmıştır. Sonuç olarak ölçek geliştirme çalışmalarında olduğu gibi uyarlama çalışmalarında da öncelikle bir AFA yapılması ve daha sonra yeni bir veri seti kullanılarak oluşan yapının geçerliliğini göstermek için bir DFA yapılması önerilmektedir. Farz edelim ki, uyarlanan ölçeğin yapısı çeviri dilinde ve orijinal dilde aynı olsun. Bu durumda incelemeye AFA ile başlamak bir sorun olmayacak ve her şekilde aynı sonucu ulaşılabilecektir. Fakat aksi takdirde eğer yapıda bir değişiklik varsa, bu çalışmada da görüldüğü gibi, bunu sadece DFA ile tespit edemeyebiliriz. Dolayısıyla uyarlama çalışmalarında öncelikle AFA yapılması daha faydalı olacaktır.

Bu çalışmada amaç bir veri setinin farklı modellere uyum sağlayabileceğini göstermek olduğundan simülasyon tasarım faktörleri sınırlı tutulmuştur. Yani, örneklem büyüklüğünün 300 olduğu, faktörler arasındaki korelasyon değerinin .70'e sabitlendiği ve faktör yüklerinin tek bir değer aldığı durum incelenmiştir. Simülasyon tasarım faktörlerinin değiştirilmesi sonuçları değiştirebilir. Fakat bu veri setinin birden fazla modele uyum gösterebileceği sonucunu etkilemeyecektir. Bu yüzden sadece bir durum (sabit korelasyon ve örneklem büyüklüğü) için dahi bunun gösterilmesi yeterlidir. Buna rağmen, tasarım faktörleri değiştirilerek simülasyon çalışmaları tekrarlanarak modeller uyum indeksleri bakımından incelenebilir.

KAYNAKÇA

Bandalos, D. L., & Finney, S. J. (2010). Factor analysis: Exploratory and confirmatory. In G. R. Hancock & R. O. Mueller (Eds.), *The reviewer's guide to quantitative methods in the social sciences* (pp. 93-114). New York, NY: Routledge.

- Beavers, A. S., Lounsbury, J. W., Richards, J. K., Huck, W. S., Skolits, G. J., & Esquivel, S. L. (2013). Practical considerations for using exploratory factor analysis in educational research. *Practical Assessment, Research & Evaluation, 18*(6), 1-13.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York, NY: Guilford Press.
- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yöntemleri, 32*, 470-483.
- 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), 1-8.
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of explanatory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods, 4*(3), 272-299.
- Güvendir, M. A. & Özkan, Y. Ö. (2015). Türkiye'deki eğitim alanında yayımlanan bilimsel dergilerde ölçek geliştirme ve uyarlama konulu makalelerin incelenmesi. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, 14*(52), 23-33.
- Hayton, J. C., Allen, D. G., & Scarpello, V. (2004). Factor retention decisions in exploratory factor analysis: A tutorial on parallel analysis. *Organizational Research Methods, 7*(2), 191-205. doi: 10.1177/1094428104263675
- 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. doi: 10.1177/0013164405282485
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling, 6*, 1-55. doi:10.1080/10705519909540118.
- Hurley A. E., Scandura, T. A., Schriesheim, C. A., Brannick, M. T., Seers, A., Vanderberg, R. J., & Williams L. J. (1997). Exploratory and confirmatory factor analysis: Guidelines, issues, and alternatives. *Journal of Organizational Behavior, 18*, 667-683.
- Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3rd ed.). New York: Guilford Press.
- Martin, C. R., & Newell, R. J. (2004). Factor structure of the hospital anxiety and depression scale in individuals with facial disfigurement. *Psychology, Health & Medicine, 9*(3), 327-336. doi:10.1080/13548500410001721891.
- Muthén, B., & Muthén, L. (1998-2010). *Mplus user's guide* (6th ed.). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Orçan, F., & Yang, Y. (2016). A note on the use of item parceling in structural equation modeling with missing data. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology, 7*(1), 59-72. doi:10.21031/epod.88204.
- Schmitt, R. S. (2011). Current methodological considerations in exploratory and confirmatory factor analysis. *Journal of Psychoeducational Assessment, 29*(4), 304-321. doi:10.1177/0734282911406653.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equation modeling* (3rd ed.). New York, NY: Routledge.
- Seçer, İ., Halmatov, S. & Gençdoğan (2013). Duygusal tepkisellik ölçeğinin Türkçeye uyarlanması: Güvenirlilik ve geçerlilik çalışması. *Sakarya University Journal of Education, 3*(1), 77-89.
- Sousa, V. D., & Rojjanasrirat, W. (2011). Translation, adaptation and validation of instruments or scales for use in cross-cultural health care research: A clear and user-friendly guideline. *Journal of Evaluation in Clinical Practice, 17*, 268-274. doi:10.1111/j.1365-2753.2010.01434.x
- Sperber, A. D. (2004). Translation and validation of study instruments for cross-cultural research. *Gastroenterology, 126*, 124-128. doi:10.1053/j.gastro.2003.10.016.
- van de Vijver, F., & Tanzer, N. K. (2004). Bias and equivalence in cross-cultural assessment: An overview. *Revue Européenne de Psychologie Appliquée, 54*, 119-135. doi:10.1016/j.erap.2003.12.004