

Makalenin geliş tarihi: 21.09.2020

1.Hakem rapor tarihi: 24.11.2020

2. Hakem rapor tarihi: 27.11.2020

Kabul tarihi: 03.12.2020

DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİNDE KODEĞİŞKEN(LERİN) MODEL VERİ UYUMU ÜZERİNDEKİ ETKİSİ (*) (Araştırma Makalesi)

Mehmet ŞATA (**)

Öz

Bu çalışmada, ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında sıklıkla kullanılan doğrulayıcı faktör analizinde kodeğişkenlerin model veri uyumu üzerindeki etkisinin incelenmesi amaçlanmıştır. Doğrulayıcı faktör analizinde kodeğişkenin etkisinin araştırılması yönüyle bu araştırmanın türü temel araştırma niteliği taşımaktadır. Araştırma, PISA 2018 Türkiye uygulamasına katılan öğrencilerden oluşmaktadır. Veriler, PISA 2018 uygulamasının öğrenci anketindeki çeşitli ölçekler kullanılarak elde edilmiştir. Verilerin analizinde McDonald ω , Cronbach α , doğrulayıcı faktör analizi ve çoklu gösterge çoklu neden modelleme kullanılmıştır. Araştırma kapsamında elde edilen bulgulara göre, doğrulayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen model-veri uyumunun çoklu gösterge çoklu neden modelleme sonucunda elde edilen model-veri uyumundan daha kötü olduğu bulunmuştur. Buna göre ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında sadece ölçek maddelerine verilen yanıtlar değil aynı zamanda bireye ilişkin değişkenlerin de (kodeğişkenler) dikkate alınması gerektiği düşünülmektedir. Kodeğişkenlerin analizlere dâhil edilmesi sonucu yapının eksik temsil edilme ihtimaliyeti azalır ve böylelikle ölçümlerin geçerliğine katkı sağlanmış olacaktır.

Anahtar Kelimeler: MIMIC model, doğrulayıcı faktör analizi, kodeğişken, geçerlik, güvenilirlik.

*) Bu çalışmanın bir kısmı Dicle Üniversitesi'nde düzenlenen Uluslararası Pegem Eğitim Kongresi'nde (IPCEDU-2020) özet bildiri olarak sunulmuştur.

**) Dr. Öğr. Üyesi, Ağrı İbrahim Çeçen Üniversitesi Eğitim Fakültesi, Eğitimi Bilimleri Bölümü, Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Ana Bilim Dalı
(e-posta: mehmetwsata@gmail.com). ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-2683-4997>

Effect of Covariate(S) on Model Data Fit in Confirmatory Factor Analysis

Abstract

In this study, it was aimed to examine the effect of covariates on model data fit in confirmatory factor analysis, which is frequently used in scale development and adaptation studies. In terms of investigating the effect of covariate in confirmatory factor analysis, this type of research is a basic research. Research is composed of students who participated in PISA 2018-Turkey app. The data were obtained using various scales in the student questionnaire of the PISA 2018 application. In data analysis; McDonald ω , Cronbach α , confirmatory factor analysis and multiple indicator multiple questionnaire of the PISA 2018 application. In data analysis; McDonald ω , Cronbach α , confirmatory factor analysis and multiple indicator multiple cause modeling were used. According to the findings obtained within the scope of the research, it was found that the model-data fit obtained as a result of the confirmatory factor analysis was worse than the model-data fit obtained as a result of multiple indicator multiple cause modeling. Accordingly, it is thought that not only responses to scale items but also individual variables (covariates) should be taken into account in scale development and adaptation studies. As a result of the inclusion of the covariates in the analysis, the possibility of underrepresentation of the structure decreases and thus the validity of the measurements will be contributed.

Keywords: *MIMIC Model, Confirmatory Factor Analysis, Covariate, Validity, Reliability.*

1. Giriş

Uluslararası alanyazın incelendiğinde ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında hem doğrulayıcı faktör analizi hem de çoklu neden çoklu gösterge modeli kullanılmakta iken Türkiye’de ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında (özellikle uyarlama çalışmalarında) ilgili psikolojik yapının geçerliği için sadece doğrulayıcı faktör analizi kullanılmaktadır. Doğrulayıcı faktör analizinde gözlenen değişkenler olarak yalnızca ölçme aracına verilen yanıtlar (tepkiler) analize alınarak, ilgili psikolojik yapı için model-veri uyumu incelenmektedir. Buradaki temel varsayım analize dâhil edilen tüm bireylerin aynı evrenden geldiği ve ölçme aracının tüm yanıtlayıcılar için aynı yapıyı temsil ettiğiidir. Şayet bu varsayım karşılanmadığında elde edilen sonuçlar yanlış/tatarsız olabilmektedir. Bu nedenle ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında bu varsayımların test edilmesi önem arz etmektedir. Aksi halde yapının eksik temsil edilme durumu dolayısıyla da geçerliğin olumsuz yönde etkilenmesi durumu ortaya çıkabilmektedir. Messick (1995) yapının eksik temsil edilmesi ve yapıyla ilişkisiz varyansın geçerliği tehdit eden en önemli iki faktör olduğunu belirtmektedir. Bu bağlamda ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmaları yapılırken bu durumun dikkate alınması önem arz etmektedir. Ulusal alanyazın incelendiğinde bu durumun ihmal edildiği ve bundan dolayı geçerliğin olumsuz yönde etkilendiği görülmektedir.

Alanyazın incelendiğinde yapı geçerliği çalışmalarında genellikle katılımcıların tek bir evrenden geldiği varsayılarak analizler yapılmasına rağmen, genellikle katılımcıların aynı evrenden geldiği başka bir değişle aynı parametrelere (evren değerlere) sahip olma durumu düşük bir olasılık olduğu görülmektedir (Muthen, 1989). Davranış bilimlerinde ve ilgili araştırma alanlarında araştırılan evrenler genellikle heterojendir. Evren heterojenliği, ilgilenilen yapının doğasına bağlı bazen gözlemlenebilirken bazen de gözlemlenememektedir. Bir evrenin alt evrenleri ya da grupları gözlenen bir değişkene göre tanımlanabilirse, bu durumda heterojenlik gözlemlenebilmektedir. Örneğin cinsiyetin başarı testlerinde sıklıkla heterojenliğe neden olduğu bilinmekte ve burada cinsiyet gözlenen bir değişken olduğundan iki alt evreni/grubu (kadın ve erkek) tanımlanabilir. Evren heterojenliği gözlemlenebilir olduğu durumlarda genellikle çok gruplu analizler (çok gruplu DFA, MIMIC gibi) kullanılmaktadır. Evren heterojenliğinin gözlemlenemediği durumlarda ise gizil sınıf analizleri kullanılmaktadır (Lubke ve Muthén, 2005). Evren heterojenliği nedeniyle, sosyal bilimlerde gözlemsel verilerle nedensel sonuç çıkarımı, güçlü varsayımlar olmadan imkânsızdır (Xie, 2013). Bu bağlamda sosyal bilimler alanında evren heterojenliğinin dikkate alınması önem arz etmektedir.

Bu çalışmada yapısal eşitlik modellerinden biri olan “çoklu gösterge, çoklu neden modelleme” (Multiple-Indicators Multiple-Causes Modeling-MIMIC) kullanılarak evren heterojenliğinin model veri uyumu üzerindeki etkisi incelenmiştir. MIMIC model, geçerlik araştırmaları için evren heterojenliği ile baş etmede etkili bir yöntem olarak bilinmektedir (Muthen, 1989). Bu bağlamda ulusal alanyazında ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında MIMIC modelin kullanılmadığı ve yapılan geçerlik çalışmalarında evren heterojenliğinin ihmal edildiği ve bundan dolayı geçerliğin olumsuz etkilendiği sonucuna ulaşılabilir. MIMIC modeldeki, grup değişkenleri (kodeğişken) aynı zamanda kestiriciler olarak kullanılmakta ve hem sürekli hem de süreksiz veri türünde olabilmektedir (Kim, 2011). Burada her bir kodeğişken gizil faktör üzerinde bir kestirici olarak kullanılmakta ve böylece ölçmenin standart hatası azalmaktadır. Böylelikle belirlenen model için yapılan kestirimler daha kararlı sonuçlar üretmektedir. Ayrıca bu tür ölçme modellerinin daha gerçekçi bir yaklaşıma sahip olduğu söylenebilir. MIMIC model, aynı zamanda kodeğişkenli (ortak/eş değişkenli) DFA olarak da adlandırılmaktadır. Bu yöntemde ortak değişkenin gizil yapı üzerindeki en önemli etkisi evren heterojenliğini (örtük yapıdaki grup farklılıkları) ortaya çıkarması gösterge üzerindeki en önemli etkisi ise ölçme değişmezliğinin sağlanmaması durumunda bu durumun kanıtlarını göstermesidir (gösterge sabitleri üzerindeki grup farklılıkları, örneğin DIF gibi) (Brown, 2015).

MIMIC modelin ölçme araçlarından elde edilen ölçümlerin geçerliğine kanıt sağlamak amacıyla kullanıldığı çalışmalara rastlamak mümkündür. Örneğin, Guan (2017) tarafından, Çin’deki göçmenlerin ruh sağlığı üzerinde sosyoekonomik faktörlerin etkilerinin incelendiği araştırmada MIMIC model kullanılmış ve standart DFA modelden daha iyi model veri uyumu değerleri elde edildiği bulunmuştur. Başka bir çalışmada ise Woods (2009) değişen madde fonksiyonun (DMF) belirlenmesinde MIMIC ve iki gruplu MTK modelini karşılaştırmış ve MIMIC modelin daha yararlı olduğu ve daha doğru kestirimler yaptığı sonucuna ulaşmıştır. Başka bir çalışmada ise Brailean ve diğerleri (2015) tarafın-

dan, Latin Amerika ülkelerindeki insanların geç yaşam depresyona ilişkin kurulan modelin yapı geçerliği için MIMIC model kullanılmış ve geç yaşam depresyona ilişkin yapının doğrulanması yapılmıştır. Cantero ve diğerleri (2016) tarafından yapılan araştırmada ise anne duyarlılığının çocuğun yaratıcılığı ve çocuğun anne algısı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu araştırmada benlik saygısı ve utangaçlık düzeyi kodeğişken olarak ele alınmış ve MIMIC model ile test edilmiştir. Diğer bir araştırmada Jiao ve diğerleri (2016) tarafından, obez ergenlerin sosyal kaygıları ile obezite algısı ve benlik saygısı arasındaki yapıya ilişkin geçerlik kanıtı için MIMIC model kullanılmıştır. Cinsiyet ve kilo kodeğişken olarak modele dâhil edilmiş ve cinsiyetin önemli bir kodeğişken olduğu belirlenmiştir. Başka bir deyişle cinsiyet deyişkeni modele dâhil edilerek kurulan modelin daha tutarlı ölçümler sağladığı bulunmuştur.

Uluslararası alanyazında yapılan çalışmalar dikkate alındığında psikolojik yapıların ölçülmesi ve geçerlik çalışmalarında MIMIC modele sıklıkla başvurulduğu görülmektedir. Fakat ulusal alanyazında yapı geçerliği çalışmalarında sadece ölçek maddeleri (göstergeler) kullanılarak geçerliğe ilişkin kanıtların toplandığı ve yapının eksik temsil edilme durumunun dikkate alınmadığı görülmektedir. Bundan dolayı elde edilen ölçümlerin geçerliğinin olumsuz etkilenme durumu ortaya çıkmaktadır. Bu bağlamda mevcut çalışma ile ulusal alanyazındaki bu eksikliğin kapatılması açısından önemli görülmektedir. Ayrıca yapının eksik temsil edilme durumunun azaltılması ve buna bağlı olarak ölçümlerin geçerliğine katkı sağlamasından dolayı yapılan araştırmanın ulaştığı sonuçların önemli olduğu düşünülmektedir.

Bu araştırmada, doğrulayıcı faktör analizinde kodeğişkenlerin model veri uyumu üzerindeki etkisinin nasıl olduğunun belirlenmesi amaçlanmıştır. Araştırmanın amacına yönelik araştırmanın soruları şu şekilde tasarlanmıştır;

1. Doğrulayıcı faktör analizi sonucunda elde edilen model veri uyumu değerleri nedir?
2. MIMIC analizinde kodeğişken(lerin) model veri uyumu üzerindeki etkisi nedir?
3. DFA ile MIMIC analiz sonuçları farklılık göstermekte midir?

2. Yöntem

2.1. Araştırmanın Türü

Bu araştırma, doğrulayıcı faktör analizinde (yapısal eşitlik modelleme) kodeğişkenlerin etkisinin belirlenmesine yönelik olduğundan temel araştırma niteliğini taşımaktadır (Kaptan, 1998). Temel araştırmalar kuram geliştirme ve bir kuramın test edilmesine yönelik yapılan çalışmaları kapsamaktadır.

2.2. Evren ve Örneklem

Araştırmanın evreni Türkiye'deki 15 yaş grubu öğrencilerinden örneklemi ise, Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA) 2018 Türkiye uygulamasına katılan 15 yaş grubu 6 890 öğrenciden oluşmaktadır. Araştırmada PISA'ya katılan öğrencilerin se-

çilme nedeni evren temsiliyetinin yüksek olması ve seçkisiz bir şekilde seçilmelerinden dolayı evren heterojenliğini belirlemede önemli bir ölçüt olarak kabul edilmiştir. Araştırmanın örneklem yöntemi, PISA tarafından belirlenen tabakalı örnekleme yöntemidir. Araştırma kapsamında dikkate alınan ölçeklere göre veri temizleme ve uç değer analizleri yapıldığından, her bir ölçek için öğrenci sayısı farklılık göstermektedir. Buna göre okumaya ilgi ölçeği için 6 674 öğrenci analize dâhil edilirken okuma yeterliliği için 6 451 öğrenci analize dâhil edilmiştir.

2.3. Veri Toplama Araçları

Veri toplama aracı olarak, PISA 2018 uygulamasında kullanılan okumaya ilgi ve okuma yeterliliği ölçekleri kullanılmıştır. Bu iki ölçeğin kullanılma nedeni PISA 2018 uygulamasında ağırlıklı alanın okuma becerilerinden oluşması ve öğrenci cinsiyetinin okuma becerileri üzerinde önemli bir değişken olmasından dolayıdır. Okumaya ilgi ölçeği, beş maddeden oluşmakta ve dördümlük likert derecelleme ile ölçeklendirilmiştir. Ölçekten alınabilecek puanlar 5 ile 20 puan arasında değişmektedir. Kendini değerlendirme türünden olup yüksek puanlar okumaya ilginin yüksek olduğuna işaret etmektedir. Okuma yeterliliği ölçeği ise altı maddeden oluşmakta ve dördümlük likert derecelleme ile ölçeklendirilmiştir. Ölçekten alınabilecek puanlar 6 ile 24 puan arasında değişmektedir. Kendini değerlendirme türünden olup yüksek puanlar okuma yeterliliğinin yüksek olduğuna işaret etmektedir. Okumaya ilgi ve okuma yeterliliği ölçeğinden elde edilen ölçümlerin güvenilirliği için Cronbach α ve McDonald ω katsayıları hesaplanmıştır. Ölçeklerden elde edilen ölçümlerin yapı geçerliği ise DFA ve MIMIC modelleri ile incelenmiş ve sonuçları bulgular kısmında sunulmuştur. Ölçme araçlarına ilişkin güvenilirlik değerleri Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Ölçme Araçlarına İlişkin Güvenirlik Değerleri

Ölçekler	McDonald ω (%95GA)	Cronbach α (%95GA)
Okumaya İlgi	0,807 (0,799 – 0,816)	0,812 (0,805 – 0,819)
Okuma Yeterliliği	0,764 (0,753 – 0,775)	0,769 (0,760 – 0,777)

Tablo 1 incelendiğinde, hem McDonald ω hem de Cronbach α katsayılarının her iki ölçme aracı için de kabul edilebilir güvenilirlik değerlerine sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca her iki güvenilirlik katsayısının da birbirine çok yakın değerler aldığı görülmektedir.

Araştırma kapsamında dikkate alınan kodeğişkenler ise PISA 2018 öğrenci anketinde bulunan değişkenlerden oluşmaktadır. Bu değişkenler; öğrencinin cinsiyeti, okuma testinden aldığı puan, evdeki kitap sayısı ve günlük okumaya ayrılan süre olmak üzere dört tanedir. Bu değişkenler seçilirken, alanyazın ve değişkenlerin ilgili ölçeklerin toplam puanları ile olan korelasyonları dikkate alınmıştır.

2.4. Veri Analizi

Araştırmada kullanılan ölçme araçlarından elde edilen ölçümlerin güvenilirliği için McDonald ω ve Cronbach α katsayıları kullanılmıştır. Yapısal eşitlik modellemede

kodeğişken(lerin) etkisini belirlemek için ise MIMIC model kullanılmış ve sonuçları standart ölçme modeli olan doğrulayıcı faktör analizi ile karşılaştırılmıştır. Bu analiz yöntemlerinden MIMIC model daha az bilindiğinden aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

MIMIC modelin birçok uygulamasında, kodeğişken (ortak/eş değişken) bilinen grupların seviyelerini temsil eden nominal bir değişkendir (ör. Cinsiyet: 0 = kadın, 1 = erkek) (Brown, 2015). MIMIC modelde grup değişkeni (yani kodeğişken) araştırmanın amacına göre farklı kodlama yöntemlerine göre (dummy kodlama, zıtlık (contrast) kodlama gibi) seçilebilir. MIMIC model, geçerlik araştırmaları için evren heterojenliği ile baş etmede etkili bir yöntemdir (Muthen, 1989).

MIMIC modelinde, iki tür gösterge değişkeni (biçimlendirici (formative) ve yansıtıcı (reflective)), gösterge değişkenin türüne bağlı olarak farklı isimlendirilen gizil değişken(ler) ve ortak değişken(ler) bulunmaktadır. Çizilen yollar/oklar gizil değişkenden göstergelere doğru gidiyor ise bu göstergelere yansıtıcı (reflective) göstergeler denir. Şayet çizilen yollar göstergelerden gizil değişken(ler)e doğru gidiyor ise bu göstergelere de biçimlendirici göstergeler adı verilmektedir (Fan, 2014). Bu göstergelerin diğer bir adlandırmaları ise etki (effect) göstergeleri ve neden (casual) göstergeleri olarak verilmektedir (Bollen & Lennox, 1991).

MIMIC modelin diğer yapısal eşitlik modellemesindeki modellere göre birkaç avantajı bulunmaktadır. İlk olarak, çok gruplu DFA gibi diğer DFA yöntemlerine kıyasla daha küçük örneklem için daha iyi sonuç verdiği ve örneklem farklı gruplara bölünmediğinden her bir grup için tutarlı ve doğru parametre kestirimleri sağlamaktadır (Muthen, 1989). Ölçme değişmezliği birden fazla korelasyonlu boyutta bir sorundur, örneklemin bir bütün olarak tutulması orijinal evrende gerçek heterojenliği tespit etme gücünü artırabilir. Daha önce de belirtildiği gibi, MIMIC modelleme yaklaşımı, tüm grupların aynı ölçme modelini paylaştığı varsayımına dayanan tek bir modeli kullanır (Hancock vd., 2000).

İkincisi, çok gruplu DFA'nın yapamadığı herhangi bir grup değişkeni iki veya daha fazla düzeye/kategoriye sahip olduğunda modele dâhil etmek için esnek bir çerçeve sunmaktadır. İkidenden fazla grup bulunduğu çok gruplu DFA metodu ve diğer değişken madde fonksiyonu (DMF) belirleme yöntemleri (örn., MTK yöntemi) kullanılarak alt evren farklılıklarını araştırmak MIMIC modele göre daha zordur, çünkü her analizde sadece iki grup karşılaştırılabilir; MIMIC modelinde kodeğişken(ler) kullanarak tüm gruplar modele alınıp aynı anda incelenebilmektedir.

Üçüncü olarak, MIMIC modelinde faktör yükleri matrisinin, evrenler arasında özdeş olduğu varsayıldığı için, daha karmaşık diğer DMF belirleme yöntemlerine göre (ör., MTK'ya ve çok gruplu DFA'ya dayanan yöntemlere kıyasla) daha az parametre kestirimini gerektirir. Fakat bu varsayım, MIMIC modeli kullanıldığında en büyük endişe kaynağı olarak da düşünülebilir.

Dördüncüsü, standart faktör analizi, sadece geçmiş/arkaplandaki grupları arasındaki farklılığı ortaya çıkaramayan tepki değişkenlerinin kovaryans matrisini analiz eder (Muthen, 1989). MIMIC modeline, grup değişkenlerinin dâhil edilmesi, araştırmacıların yapı

geçerliği ve alt evrenler arasındaki değişmezlik hipotezini araştırmasına olanak sağlayan önemli ek bilgiler sağlar (Muthen, 1988).

Son olarak, MIMIC modeli, gözlenen her bir madde için potansiyel DMF'yi araştırmak üzere kestirim yapıp DMF'yi belirleyebilmektedir. Her kodeğişkenin değişen etkileri, kodeğişkendeki maddeye doğru belirlenen yolun istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını kontrol ederek araştırılabilir (Grayson vd., 2000).

MIMIC modelin avantajlarının yanında sınırlılıkları da mevcuttur. İlk olarak çok gruplu DFA'nın aksine, MIMIC modellemesi yalnızca gösterge sabitlerinin (tau değerleri) ve faktör ortalamalarının (lambda değerleri) değişmezliğini test edebilmektedir. Bu yüzden, diğer tüm ölçme ve yapısal parametrelerini (yani, faktör yükleri, hata varyansları-kovaryansları, faktör varyansları-kovaryansları) kodeğişkenlerin (grupların) tüm seviyelerinde aynı olduğunu varsaymaktadır (Brown, 2015). Diğer bir sınırlılık olarak MIMIC model sadece tek biçimli (uniform) yanlılığı belirlemektedir. Eğer yanlılık/değişim tek biçimli olmayan (nonuniform) ise MIMIC model bu yanlılığı belirleyememektedir.

Ölçme araçları ile ölçülmesi amaçlanan psikolojik yapıların geçerliliğine kanıt sağlamak amacıyla kullanılan doğrulayıcı faktör analizinin geçerliği için alanyazında önerilmiş olan indeksler bulunmaktadır. Bu indekslere genel anlamda uyum indeksleri adı verilmektedir. Yapısal eşitlik modelleme ile ilgili alanyazın incelendiğinde birçok uyum indeksinin olduğu görülmektedir. Bu nedenle bu indekslerden hangisinin raporlanacağı araştırmacıların alması gereken önemli bir karar haline gelmiştir. Alanyazın incelendiğinde birçok farklı yazar tarafından farklı görüşler önerilmiştir. Brown (2015) χ^2 , SRMR, RMR, RMSEA, CFI, TLI (NNFI) indekslerinin raporlanmasını gerektiğini önerirken, Kline (2011); RMSEA, χ^2 , CFI ve SRMR indekslerinin raporlanması gerektiğini önermiştir. Crowley ve Fan (1997) ise her bir uyum indeksinin model veri uyumunun farklı yönüyle ilgili bilgi vermesinden dolayı mümkün olduğunca çok indeks raporlanmasını önermiştir. Bununla birlikte bazı araştırmacılar (Anderson ve Gerbing, 1984; Wheaton, 1987) örneklem büyük olduğunda χ^2 indeksinin her zaman manidar çıkmasından dolayı model veri uyumunda raporlanmaması gerektiğini belirtmiştir. Bunun yerine örneklem büyüklüğünden etkilenmeyen AIC ve BIC değerlerinin kullanılması önerilmektedir (Schumacher ve Lomax, 2004). Bu çalışmada kodeğişkenlerin model veri uyumunda kullanılan indeksler üzerindeki etkisi belirlenmeye çalışıldığından alanyazında önerilmiş olan birçok uyum indeksi dikkate alınmıştır.

Veri analizine başlamadan önce her iki analiz yöntemi için varsayımlar test edilmiştir. Veri setinde uç değerleri tespit etmek için Cook's ve Leverage değerlerine bakılmış ve uç değerler verilerden temizlenmiştir. Çok değişkenli normal dağılıma bakılmış verilerin çok değişkenli normal dağılım sergilemediği ve bundan dolayı hem DFA hem de MIMIC model için parametre kestirim yöntemi olarak Robust Maximum Likelihood (MLR) yöntemi tercih edilmiştir. Değişkenler arasında doğrusal ilişki olup olmadığını belirlemek için ZPRED-ZRESID saçılma diyagramına bakılmış ve doğrusal ilişkilerin bulunduğu gözlenmiştir. Madde puanları arası ilişkilere yönelik hesaplanan korelasyon katsayıları incelenmiş ve 0,80'den büyük değer olmadığı, dolayısıyla çoklu bağlantı sorunu bulun-

madığı tespit edilmiştir. Tüm bu sayıtların incelenmesinden sonra analizlere başlanmıştır.

3. Bulgular

İlk olarak okumaya ilgi ve okuma yeterliliği ölçeklerinin yapı geçerliğine kanıt sağlamak amacıyla doğrulayıcı faktör analizi yapılmıştır. Her iki ölçme aracı için DFA analizi sonucunda elde edilen kestirimler Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. Ölçme Araçlarına İlişkin DFA Analiz Sonuçları

Model-Veri Uyum Ölçütleri	Okumaya İlgisi	Okuma Yeterliliği
AIC Değeri	75 879,649	80 321,929
BIC Değeri	75 981,427	80 443,836
Düzeltilmiş BIC Değeri	75 933,761	80 386,636
χ^2/sd değeri	67,780	92,345
RMSEA	0,101	0,119
RMSEA için Anlamlılık değeri (<i>p</i>)	0,000	0,000
CFI	0,946	0,870
TLI (NNFI)	0,892	0,783
SRMR	0,034	0,060
Güvenirlik katsayısı (ω)	0,807	0,764

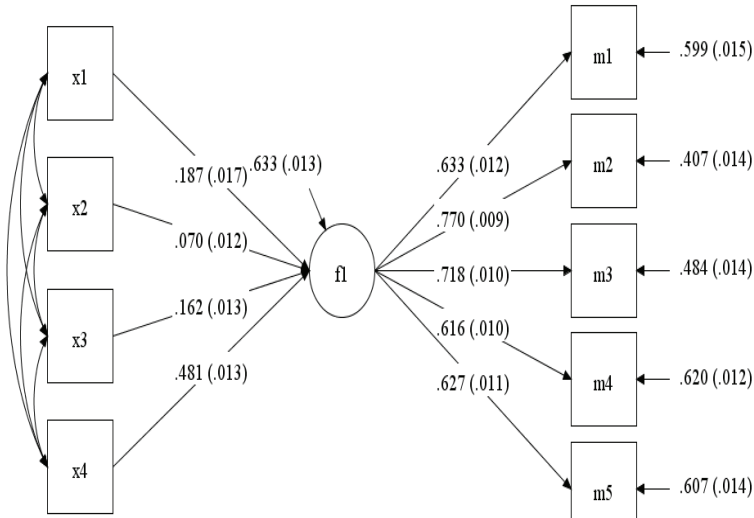
Tablo 2 incelendiğinde, okuma yeterliliği ölçeği için yapılan doğrulayıcı faktör analizi sonucunda model veri uyum ölçütlerinin birçoğunun kabul edilebilir değerlere sahip olmadığı görülmektedir. Okumaya ilgi ölçeğine ilişkin doğrulayıcı faktör analizi incelendiğinde ise sadece CFI ve SRMR değerinin kabul edilebilir değerler aldığı diğer uyum indekslerinin kötü uyuma işaret ettiği tespit edilmiştir.

Her iki ölçme aracı için standart yapısal eşitlik modelleme olan doğrulayıcı faktör analizi yapıldıktan sonra hem ölçek maddelerini hem de grup değişkenlerini (kodeğişkenler) içeren çoklu gösterge çoklu neden modelleme (MIMIC) analizi gerçekleştirilmiştir. MIMIC model analizlerinde kodeğişkenlerin etkisini belirlemek amacıyla ilk olarak dört kodeğişken dâhil edilmiş daha sonra faktör yükü en düşükten en yükseğe doğru olacak şekilde kodeğişkenler sırasıyla modelden çıkartılmıştır. Böylelikle kodeğişkenlerin model veri uyumu üzerindeki etkisi açıkça ortaya konulması amaçlanmıştır. İlk olarak okumaya ilgi ölçeğine ilişkin MIMIC analizleri daha sonra ise okuma yeterliliği ölçeğine ilişkin analizler sunulmuştur. Okumaya ilgi ölçeğine ilişkin MIMIC analiz sonuçları Tablo 3’de verilmiştir.

Tablo 3. Okumaya İlgili Ölçeğine İlişkin MIMIC Analiz Sonuçları

Model-Veri Uyum Ölçütleri	4- değişkenli Model	3-değişkenli Model	2- değişkenli Model	1-değişkenli Model
AIC Değeri	72 931,322	73 200,937	73 421,432	73 624,684
BIC Değeri	73 060,020	73 322,955	73 536,692	73 733,164
Düzeltilmiş BIC Değeri	72 999,643	73 265,756	73 482,670	73 682,321
χ^2 /sd değeri	28,068	32,688	38,105	45,563
RMSEA	0,065	0,070	0,076	0,083
RMSEA için Anlamlılık değeri (p)	0,000	0,000	0,000	0,000
CFI	0,938	0,940	0,943	0,950
TLI (NNFI)	0,912	0,912	0,912	0,916
SRMR	0,028	0,030	0,032	0,032
Güvenirlilik katsayısı (ω)	0,931	0,931	0,931	0,931

Tablo 3 incelendiğinde, MIMIC modelinde kodeğişken sayısı azaldıkça model veri uyumunun kötüleştiği görülmektedir. Kodeğişkenlerin CFI, TLI (NNFI) ve SRMR üzerinde etkisinin sınırlı olduğu fakat RMSEA, χ^2 /sd, AIC, BIC ve Düzeltilmiş BIC değerleri üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca kodeğişken sayısının güvenirlik üzerinde de etkisinin olmadığı her dört modelde de aynı güvenirlik değerine ulaşıldığı bulunmuştur. Okumaya ilgi ölçeğine ilişkin kurulan MIMIC modellerden dört kodeğişkenli olanına ilişkin şekilsel gösterimi Şekil 1’de verilmiştir.

**Şekil 1.** Okumaya İlgili Ölçeğine İlişkin MIMIC modelin şekilsel gösterimi (standartlaştırılmış değerler).

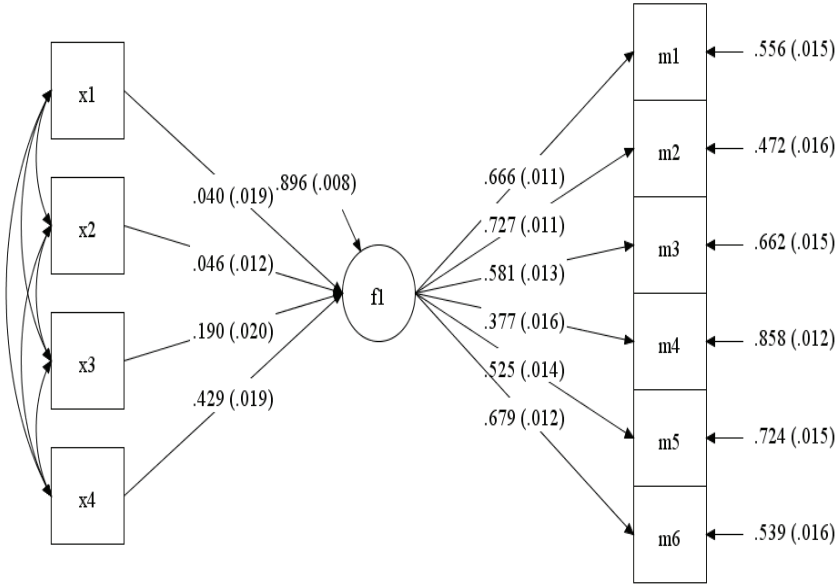
Şekil 1 incelendiğinde, okumaya ilgi gizil faktörü üzerinde en büyük etkiye sahip değişkenin günlük okumaya ayrılan süre (X4) olduğu daha sonra ise sırasıyla öğrencinin cinsiyeti (X1), PISA okuma okuryazarlığı puanı (X3) ve evdeki kitap sayısının (X2) olduğu bulunmuştur. Daha sonraki modellerde faktör yükü en düşük olandan başlanarak kodeğişkenler birer birer çıkartılmış ve en son bir değişkenli MIMIC model test edilerek analiz sonuçlandırılmıştır.

Okumaya ilgi ölçeği için kurulan MIMIC modelin analiz sonuçları incelendikten sonra okuma yeterliliği ölçeği için kurulan MIMIC modelin analiz sonuçları incelenmiştir. Okuma yeterliliğine ilişkin MIMIC analiz sonuçları Tablo 4’de verilmiştir.

Tablo 4. Okuma Yeterliliği Ölçeğine İlişkin MIMIC Analiz Sonuçları

Model-Veri Uyum Ölçütleri	4-değişkenli Model	3-değişkenli Model	2-değişkenli Model	1-değişkenli Model
AIC Değeri	78 639,564	79 374,653	79 148,029	79 417,712
BIC Değeri	78 788,211	79 516,757	79 283,366	79 546,306
Düzeltilmiş BIC Değeri	78 718,300	79 450,024	79 216,811	79 485,929
χ^2/sd değeri	38,889	47,179	61,705	76,434
RMSEA	0,077	0,085	0,097	0,108
RMSEA için Anlamlılık değeri (p)	0,000	0,000	0,000	0,000
CFI	0,866	0,863	0,857	0,860
TLI (NNFI)	0,820	0,812	0,797	0,790
SRMR	0,042	0,046	0,053	0,057
Güvenirlilik katsayısı (ω)	0,931	0,931	0,931	0,931

Tablo 4 incelendiğinde, MIMIC modelinde kodeğişken sayısı azaldıkça model veri uyumunun kötüleştiği görülmektedir. Kodeğişkenlerin CFI, TLI (NNFI) ve SRMR üzerinde etkisinin sınırlı olduğu fakat RMSEA, χ^2/sd , AIC, BIC ve Düzeltilmiş BIC değerleri üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca kodeğişken sayısının güvenirlilik üzerinde de etkisinin olmadığı her dört modelde de aynı güvenirlilik değerine ulaşıldığı bulunmuştur. Okuma yeterliliği için kurulan MIMIC modellerinden dört kodeğişkenli olanın şekilsel gösterimi Şekil 2’de verilmiştir.



Şekil 2. Okuma Yeterliliği Ölçeğine ilişkin MIMIC modelin şekilsel gösterimi (standartlaştırılmış değerler).

Şekil 2 incelendiğinde, okuma yeterliliği gizil faktörü üzerinde en büyük etkiye sahip değişkenin günlük okumaya ayrılan süre (x4) olduğu daha sonra ise sırasıyla PISA okuma okuryazarlığı puanı (X3), evdeki kitap sayısının (X2) ve öğrencinin cinsiyeti (X1) olduğu bulunmuştur. Her iki ölçme aracı için kurulan MIMIC modelleri dikkate alındığında günlük okumaya ayrılan sürenin önemli bir kodeğişken olduğu görülmektedir.

Hem standart DFA hem de kodeğişkenli DFA (MIMIC) modellerine ilişkin analiz sonuçları incelendikten sonra her iki analiz yöntemin karşılaştırılması yapılmıştır. İlk olarak okumaya ilgi ölçeği için her iki analiz yönteminin model veri uyum değerleri karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 5. Okumaya İlgili Ölçeğine İlişkin MIMIC Ve DFA Analiz Sonuçlarının Karşılaştırılması

Model-Veri Uyumu için indeksler	4- değişkenli Model	3- değişkenli Model	2- değişkenli Model	1- değişkenli Model	DFA modeli
AIC Değeri	72 931,322	73 200,937	73 421,432	73 624,684	75 879,649
BIC Değeri	73 060,020	73 322,955	73 536,692	73 733,164	75 981,427
Düzeltilmiş BIC Değeri	72 999,643	73 265,756	73 482,670	73 682,321	75 933,761
χ^2/sd değeri	28,068	32,688	38,105	45,563	67,780
RMSEA	0,065	0,070	0,076	0,083	0,101
RMSEA için Anlamlılık değeri (p)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
CFI	0,938	0,940	0,943	0,950	0,946
TLI (NNFI)	0,912	0,912	0,912	0,916	0,892
SRMR	0,028	0,030	0,032	0,032	0,034
Güvenirlilik katsayısı (ω)	0,931	0,931	0,931	0,931	0,807

Tablo 5 incelendiğinde, model veri uyumu en iyi modelin dört değişkenli MIMIC modelin olduğu, veri uyumu en kötü modelin ise DFA olduğu görülmektedir. MIMIC modellerin güvenirlik değerlerinin de DFA modelinden daha yüksek olduğu bulunmuştur.

Okuma yeterliliği ölçeği için MIMIC ve DFA modelleri için model veri uyumlarının karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6. Okuma Yeterliliği Ölçeğine İlişkin MIMIC ve DFA Analiz Sonuçlarının Karşılaştırılması

Model-Veri Uyumu için indeksler	4-değişkenli Model	3-değişkenli Model	2-değişkenli Model	1-değişkenli Model	DFA modeli
AIC Değeri	78 639,564	79 374,653	79 148,029	79 417,712	80 321,929
BIC Değeri	78 788,211	79 516,757	79 283,366	79 546,306	80 443,836
Düzeltilmiş BIC Değeri	78 718,300	79 450,024	79 216,811	79 485,929	80 386,636
χ^2/sd değeri	38,889	47,179	61,705	76,434	92,345
RMSEA	0,077	0,085	0,097	0,108	0,119
RMSEA için Anlamlılık değeri (p)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
CFI	0,866	0,863	0,857	0,860	0,870
TLI (NNFI)	0,820	0,812	0,797	0,790	0,783
SRMR	0,042	0,046	0,053	0,057	0,060
Güvenirlilik katsayısı (ω)	0,931	0,931	0,931	0,931	0,764

Tablo 6 incelendiğinde, model veri uyumunun en iyi olduğu yapısal eşitlik modelinin dört kodeğişkenli MIMIC model iken en kötü ise DFA modelinin olduğu görülmektedir. Ayrıca MIMIC modeller sonucu elde edilen güvenilirlik değerlerinin DFA analizi sonucunda elde edilen DFA modellerine göre daha yüksek olduğu bulunmuştur. Tablo 5 ve Tablo 6'daki MIMIC ve DFA analiz sonuçlarının karşılaştırılmaları dikkate alındığında MIMIC model ile DFA analizleri sonucu elde edilen model veri uyumu indekslerine ait değerlerin farklılık gösterdiği görülmektedir.

4. Tartışma Sonuç ve Öneriler

Ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında ölçme araçlarından elde edilen ölçümlerin geçerliğine kanıt sağlamak amacıyla çoğunlukla yapısal eşitlik modeller ailesinin bir üyesi olan doğrulayıcı faktör analizi kullanılmaktadır. Ölçek geliştirme ve uyarlama çalışmalarında yapısal eşitlik modellerinin çoğunlukla kullanılmasının nedeni, ölçülen değişkenler arasındaki nedenselliğin yapısal olarak test edilmesi ve tahmin edilmesinden kaynaklanmaktadır (Erkorkmaz vd., 2013). Doğrulayıcı faktör analizinde tüm grubun aynı evrenden geldiği ve ölçme aracının tüm yanıtlayıcılar için aynı yapıyı temsil ettiği varsayılmaktadır. Bu varsayım sağlanmadığında sonuçlar yanlışlık içermekte ve bu durum yapının eksik temsil edilme durumunu ortaya çıkarmaktadır (Messick, 1995). Yapının eksik temsil edilmesi durumunda ölçümlerin geçerliği olumsuz etkileneceğinden bu varsayımın test edilmesi önem arz etmektedir. Bu bağlamda mevcut çalışmada kodeğişkenlerden gizil yapıya yollar tanımlanarak evren heterojenliği test edilmiştir.

Bu araştırmada PISA 2018 Türkiye uygulamasına katılan tüm öğrenciler dâhil edilmiş ve büyük bir örneklem grubu oluşturulmuştur. İlk olarak sadece ölçek maddeleri ve gizil

yapıdan oluşan standart doğrulayıcı faktör analizi test edilmiştir. Yapılan DFA analizleri incelendiğinde birçok uyum indeksinin kabul edilebilir değerler almadığı bulunmuştur. Model veri uyumsuzluğu; yanlış model tanımlama, değişkenler arası yüksek veya düşük korelasyon, varsayımların karşılanmaması gibi durumlardan kaynaklanabilmektedir. Mevcut çalışmada hem standart doğrulayıcı faktör analizi hem de kodeğişkenli doğrulayıcı faktör analizi (MIMIC model) aynı değişken ve aynı model tanımlanması üzerinden yürütüldüğü için model veri uyumsuzluğunun temel nedeni olarak varsayımların karşılanma durumu dikkate alınmıştır. Standart doğrulayıcı faktör analizi test edildikten sonra ölçme araçları ile ilgili olan dört kodeğişken modele dâhil edilmiş ve test edilmiştir. Elde edilen bulgular incelendiğinde kodeğişken eklendiğinde model veri uyumunun düzeldiği ve uyum indekslerine ilişkin değerlerin yükseldiği bulunmuştur. Guan (2017) ve Jiao ve diğerleri (2016) tarafından yapılan çalışmalarda da MIMIC modelin DFA modelinden daha yüksek uyum değerleri ürettiği bulunmuştur. Bu sonuca göre üzerinde çalışılan grubun aynı evrenden gelmediği ve bundan dolayı standart DFA modelinin yanlış kestirimler yaptığı söylenebilir. Ayrıca sadece ölçek maddeleri ile yapı geçerliğinin test edilmesinin ölçümlerin geçerliği üzerinde negatif bir etki oluşturduğu sonucuna ulaşılabılır. Ölçme modeline kodeğişkenler dâhil edilerek, yapının eksil temsil edilme tehlikesi bertaraf edilmiş ve ölçme aracından elde edilen ölçümlerin güvenilirliği ile ölçme sonuçlarına dayalı yapılan çıkarımların geçerliğine katkı sağlanmıştır (Messick, 1995).

Araştırma kapsamında ulaşılan sonuçlara göre ölçek uyarlama ve geliştirme çalışmalarında yalnızca standart DFA modelinin kullanılması yerine hem standart DFA modeli hem de MIMIC modelinin birlikte kullanılması önerilmektedir.

Kaynakça

- Anderson, J. C. & Gerbing, D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, 49(2), 155-173. <https://doi.org/10.1007/BF02294170>
- Bollen, K., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological Bulletin*, 110(2), 305. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.110.2.305>
- Brailean, A., Guerra, M., Chua, K. C., Prince, M., & Prina, M. A. (2015). A multiple indicators multiple causes model of late-life depression in Latin American countries. *Journal of affective disorders*, 184, 129-136. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2015.05.053>
- Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York: Guilford Publications.
- Cantero, M. J., Alfonso-Benlliure, V., & Melero, R. (2016). Creativity in middle childhood: Influence of perceived maternal sensitivity, self-esteem, and shyness. *Creativity*

- Research Journal*, 28(1), 105-113. <http://dx.doi.org/10.1080/10400419.2016.1125246>
- Crowley, S. L., & Fan, X. (1997). Structural equation modeling: Basic concepts and applications in personality assessment research. *Journal of personality assessment*, 68(3), 508-531. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa6803_4
- Erkorkmaz, Ü., Etikan, İ., Demir, O., Özdamar, K., & Sanisoğlu, S. Y. (2013). Doğrulayıcı faktör analizi ve uyum indeksleri. *Türkiye Klinikleri Journal of Medical Sciences*, 33(1), 210-223. <https://doi.org/10.5336/medsci.2011-26747>
- Fan, Y. (2014). *Moderated mediation with MIMIC models: SEM analysis of personal resources, perceived age-related loss, and aging satisfaction*. Doctoral Dissertation, Fordham University.
- Grayson, D. A., Mackinnon, A., Jorm, A. F., Creasey, H., & Broe, G. A. (2000). Item bias in the center for epidemiological studies depression scale: Effects of physical disorders and disability in an elderly community sample. *Journal of Gerontology: Psychological Sciences*, 55(5), 273-282. <https://doi.org/10.1093/geronb/55.5.P273>
- Guan, M. (2017). Measuring the effects of socioeconomic factors on mental health among migrants in urban China: a multiple indicators multiple causes model. *International journal of mental health systems*, 11, 1-11. <https://doi.org/10.1186/s13033-016-0118-y>
- Hancock, G. R., Lawrence, F. R., & Nevitt, J. (2000). Type I error and power of latent mean methods and MANOVA in factorially invariant and noninvariant latent variable systems. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 7(4), 534-556. https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0704_2
- Jiao, C., Yan, D., & Wang, T. (2016). Weight perception, body size, self-esteem and social anxiety in obese adolescents: a Multiple Indicators Multiple Causes (MIMIC) model. *International Journal of Psychology and Behavioral Sciences*, 6(1), 1-6. <http://dx.doi.org/10.5923/j.ijpbs.20160601.01>
- Kaptan, S. (1998). *Bilimsel araştırma ve istatistik teknikleri*. Ankara: Tek ışık Web Ofset Tesisleri
- Kim, E. S. (2011). *Testing measurement invariance using MIMIC: Likelihood ratio test and modification indices with a critical value adjustment*. Doctoral Dissertation, Texas A&M University, College Station. <https://doi.org/10.1177/0013164411427395>
- Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York, NY: Guilford Press.
- Lubke, G. H., & Muthén, B. (2005). Investigating population heterogeneity with factor mixture models. *Psychological methods*, 10(1), 21-39. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.10.1.21>

- Messick, S. (1995). Validity of psychological assessment. *American Psychologist*, 50(9), 741-749. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.50.9.741>
- Muthen, B. O. (1988). Some uses of structural equation modeling in validity studies: Extending IRT to external variables. In H. Wainer, & H. I. Braun (Eds.), *Test validity* (pp. 213-238). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Muthen, B. O. (1989). Latent variable modeling in heterogeneous populations. *Psychometrika*, 54(4), 557-585. <https://doi.org/10.1007/BF02296397>
- Schumacher R.E., Lomax R.G., (2004). *A beginner's guide to SEM*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.
- Wheaton, B. (1987). Assessment of fit in overidentified models with latent variables. *Sociological Methods ve Research*, 16(1), 118-154. <https://doi.org/10.1177/0049124187016001005>
- Woods, C. M. (2009). Evaluation of MIMIC-model methods for DIF testing with comparison to two-group analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 44(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/00273170802620121>
- Xie, Y. (2013). Population heterogeneity and causal inference. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(16), 6262-6268. <https://doi.org/10.1073/pnas.1303102110>