



Farklı Örneklem Büyüklüğü ve Dağılımı Koşullarında WLS ve Robust WLS Yöntemlerinin Karşılaştırılması

The Comparison of WLS and Robust WLS Methods in Different Sample Size and Distribution Conditions

Halime YILDIRIM, Gazi Üniversitesi Gazi Eğitim Fakültesi, halime.yldrm@gmail.com

Menekşe UYSAL SARAÇ, Gazi Üniversitesi Gazi Eğitim Fakültesi, menekseysl@gmail.com

Şener BÜYÜKÖZTÜRK, Hasan Kalyoncu Üniversitesi Eğitim Fakültesi, senerbuyukozturk@gmail.com

Öz. Yapısal eşitlik modellemesinde kullanılan parametre kestirim yöntemleri verinin sürekli, sıralı olup olmamasına ve dağılımın normalliğine göre farklılık göstermektedir. Sıralı verilerle çalışıldığında en sık kullanılan parametre kestirim yöntemi WLS (weighted least squares- ağırlıklandırılmış en küçük kareler) olup, dağılıma ilişkin herhangi bir varsayım gerektirmemesi avantajı iken, büyük örneklem gerektirmesi dezavantajı olarak karşımıza çıkmaktadır. Son yıllarda Robust WLS kestirim yöntemleri WLSM (weighted least squares mean-ortalamaya göre düzeltilmiş ağırlıklandırılmış en küçük kareler) ve WLSMV (weighted least squares mean and variance-ortalama ve varyansa göre düzeltilmiş ağırlıklandırılmış en küçük kareler) sıklıkla kullanılmakla beraber, küçük örneklemelerde ve farklı dağılım koşullarında WLS kestirim yöntemine alternatif olup olamayacağı önemli görülmektedir. Bu çalışmada PISA 2012'de yer alan matematiğe yönelik tutum maddelerinden oluşan 5 faktörlü model temel alınarak 3 farklı dağılım ($\text{ÇK}=0,00$; 1,00 ve 1,50) ve 4 farklı örneklem büyüklüğü ($N=200$, 500 ve 1000) koşullarında WLS, WLSM ve WLSMV yöntemleri karşılaştırılmıştır. Farklı örneklem büyüklüğü koşulu altında WLSMV yönteminin WLSM ve WLS yöntemlerinden daha iyi uyum indeksleri ürettiği belirlenirken, özellikle küçük örneklem koşullarında WLS yöntemine bir alternatif olabileceği belirlenmiştir. Dağılımın çarpıklığına göre ise WLS, WLSM ve WLSMV kestirim yöntemleri incelendiğinde, dağılımın çarpıklığına karşı en dayanıklı kestirim yönteminin WLSMV olduğu görülmüştür.

Anahtar Sözcükler: Yapısal Eşitlik modellemesi, ağırlıklandırılmış en küçük kareler (wls), ortalamaya göre düzeltilmiş ağırlıklandırılmış en küçük kareler (wlsm), ortalama ve varyansa göre düzeltilmiş ağırlıklandırılmış en küçük kareler (wlsmv), parametre kestirim yöntemleri, dağılım ve örneklem büyüklüğü, simülasyon

Abstract. In structural equation modeling parameter estimation methods vary according to whether data is continuous or ordinal and the normality of distribution. When working with ordinal data, the most commonly used parameter estimation method is WLS (weighted least square), the advantage of which is not requiring any assumption, as the disadvantage of it is requiring large samples. Recently, while Robust estimation methods, WLSM and WLSMV, are commonly used, it is important to see whether they are alternative to WLS in different distribution and sample size conditions. In this study, it is based on the model with five factor model about students' attitudes towards mathematics in PISA 2012. The performance of parameter estimation methods including WLS, WLSM, and WLSMV were compared in four different sample sizes ($N=200$, 500, and 1000) and 3 different distribution types ($\text{Sk}=0,00$; 1,00, and 1,50). As a result, it was seen that WLSMV method has better fit indices than WLSM and WLS methods in different sample size conditions, especially in small sample size condition it is an alternative to WLS method. When it was examined WLS, WLSM, and WLSMV estimation methods according to skewness of distribution, it was seen that the most robust method to skewness of distribution is WLSMV.

Keywords: WLS, wlsm, wlsmv, parameter estimation methods, distribution and sample size conditions, simulation

SUMMARY

Purpose and Significance

Structural equation modeling has become a popular data analysis technique in education, psychology, business and other disciplines (Austin & Calderon, 1996). In this study, it is aimed to compare the parameter estimation methods WLS and Robust WLS (WLSM and WLSMV) in different distributions ($Sk = 0, 1$ and 1.5) and sample size ($n = 200, 500$ and 1000) conditions

Methodology

It is a post hoc simulation study which aimed to compare the WLS and WLS Robust estimation methods under different sample size and distribution conditions. Therefore firstly a model was constructed to be used in study and, 9 different (3 sample size x 3 distribution) conditions were created to be tested. How WLS and WLS Robust parameter estimation methods perform in different distribution and sample size conditions was determined with Mplus (ver. 6:12) program. As a result of the analyse, fit indices (RMSEA, CFI and TLI) has been obtained for 9 different conditions, and the performance of the method was examined by comparing these values.

Results

When WLS, WLSM, and WLSMV parameter estimation methods were compared in terms of sample sizes, it was seen that WLS method generated very low fit indices under small sample sizes, and WLSM method produced lower RMSEA than WLSMV method. When the estimation methods were examined according to skewness of distribution, it was determined that WLSMV is the most robust to skewness. When the skewness of distribution increased, WLS and WLSM estimation methods produced lower CFI and TLI values, and it was determined that the least decrease in CFI and TLI was provided in WLSMV method.

Discussion and Conclusions

Based on the results of this study, WLSMV method can be preferred over other methods, in highly skewed distribution conditions. When sample size is small, WLS method didn't produce any result, and in this condition other methods produced similar fit indices to each other.

GİRİŞ

Yapısal eşitlik modeli kavramı tek bir istatistiksel teknik olmaktan ziyade birden fazla istatistiksel yöntemin genel adıdır (Kline,2005). Yapısal eşitlik modelleme eğitimde, psikolojide, iş dünyasında ve diğer disiplinlerde popüler bir veri analizi tekniği haline gelmiştir (Austin & Calderon, 1996). Tekniğin artan kullanımı farklı kestirim yöntemleri ile ilgili varsayımların bilinmesini gerektirirken, aynı zamanda da bu varsayımlar karşılanmadığında kullanılması gereken yöntemlerin belirlenmesini önemli hale getirmiştir. Varsayımlara dikkate etmenin ve sonuç olarak verinin özelliklerine uygun analiz stratejisi seçmenin önemi göz ardı edilemez (Finney & DiStefano, 2006). Varsayımların ihlali model uyumu ve aynı zamanda parametre kestirimleri ve buna bağlı olan anlamlılık testlerinde yanlış sonuçlar üretilmesine sebep olabilir. Yanlış sonuçlara karşılık olarak test edilen teori ile ilgili doğru olmayan kararlar verilebilir (Finney & DiStefano, 2006). Tüm bu durumlar göz önüne alındığında, farklı dağılım ve örneklem büyüklüğü koşulları altında model parametrelerinin yansız kestirimleri, farklı parametre kestirim yöntemlerinin kullanımını gündeme getirmektedir. Örneğin, sıralı veri çok sayıda kategoriye (en azından 5 kategori) sahip olduğunda ve yaklaşık olarak normal dağılım gösterdiğinde en çok olabilirlik (ML-maximum likelihood) kestirim tekniklerinin kullanılması uyum düzeylerinde, parametre kestirimlerinde ve standart hatalarda önemli düzeyde yanlışlığa yol açmazken, kategori sayısı azaldığında ya da dağılım normalden önemli ölçüde uzaklaştığında problemler ortaya çıkmaktadır (Finney & DiStefano, 2006). Özellikle araştırmalarda normal olmayan ve kategorik verilerin kullanımının yaygınlığından dolayı bu özelliğe sahip verilerin, yapısal eşitlik modellemede kullanılırken verinin dağılımı, örneklem büyüklüğü gibi özelliklerin göz önünde bulundurulması oldukça önemlidir. Veriler sıralı olduğunda veya normal dağılımdan yüksek düzeyde sapma gösterdiğinde parametre kestirimi için kullanılacak yöntem ağırlıklandırılmış en küçük karelerdir (WLS) (Muthen, 1993). WLS kestirim yönteminin temel avantajı; çok değişkenli normallik varsayımı gerektirmemesi, gözlenen değişkenlerin dağılımlarıyla ilgili en az sayıda varsayımı içermesidir. Ayrıca yöntem, gözlenen bazı değişkenler sıralı, bazı değişkenlerin sürekli olduğunda hatta model iki kategorili değişkenler içerdiğinde de kullanılabilir (Schermelleh-Engel, Mossbrugger & Müller, 2003). Fakat WLS kestirim yönteminin büyük örneklem gerektirmesi ($N > 1000$) ve daha küçük modellerde kabul edilebilir uyum göstermesi gibi sınırlılıklarından dolayı farklı parametre kestirim yöntemlerine ihtiyaç duyulmuştur. Diğer bir anlatımla daha küçük örneklemelerde ve daha fazla gözlenen değişkenle çalışıldığında WLS uygun bir yöntem olmayabilir (Bollen, 1989). Finney ve Distefano (2006)'ya göre böyle durumlarda uygun kestirim yöntemleri olarak WLSM ve WLSMV karşımıza çıkmaktadır. Robust kestirim yöntemleri, geleneksel kestirim yöntemlerinin sınırlılıklarını giderebilecek yeniden ölçekleme ve alternatif hesaplama işlemleri içermektedir (Hox, Maas & Brinkhuis, 2010). WLS yöntemi, geleneksel ki kare ve standart hataları kullanarak parametre kestirimleri üretmektedir. Robust WLS yöntemleri ise, robust standart hatalar, ortalama ve varyansa göre düzeltilmiş istatistikleri kullanarak ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametresinin kestirilmesini sağlar. Ağırlıklandırılmış en küçük kareler kestirimi asimptotik kovaryans matrisine gereksinim duyarken Robust WLS yöntemleri asimptotik kovaryans elde edilen asimptotik varyanslara gereksinim duyar (Finney & DiStefano, 2006). Robust WLS kestirim yöntemleri genel olarak diyagonal olarak adlandırılmakla birlikte, kullanılan paket programlarda LISREL (ver.8.80)'de DWLS iken; Mplus (ver. 6.12)'ta WLSM ve WLSMV olarak tanımlanmaktadır (DiStefano & Morgan, 2014). Muthen (1993), iki farklı Robust WLS kestirim yöntemi önermiştir: WLSM ve WLSMV. Yukarıda sözü edilen parametre kestirim yöntemleri ile ilgili genel bilgiler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. *WLS ve Robust WLS Kestirim Yöntemleri*

	Açıklamalar	KiKare Kestirim	Parametre Kestirimi	Standart Hatalar	Uygulanma Zamanı
WLS	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametre kestirimi Geleneksel Kikare Geleneksel standart hatalar	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır ve dönüştürülür	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır ve dönüştürülür	Kategorik veya sürekli içsel gizil değişken
WLSM	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametre kestirimi Ortalama-düzeltilmiş Kikare Ölçeklendirilmiş standart hatalar	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır fakat dönüştürülmez	Diyagonal ağırlık matrisi kullanılır	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır fakat dönüştürülmez	En az bir kategorik içsel gizil değişken
WLSMV	Ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametre kestirimi Ortalama ve varyans-düzeltilmiş Kikare Ölçeklendirilmiş standart hatalar	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır fakat dönüştürülmez	Diyagonal ağırlık matrisi kullanılır	Ağırlık matrisinin tamamı kullanılır fakat dönüştürülmez	En az bir kategorik içsel gizil değişken

Kaynak: (Finney & Distefano,2006)

Tablo 1 incelendiğinde, ağırlıklandırılmış en küçük kareler parametre kestiriminde ki kare ve standart hatalar, WLSM ve WLSMV yöntemlerinde WLS kestirim yönteminden farklı olarak, sırasıyla ortalama, ortalama ve varyansa göre düzeltilmiş görülmektedir.

Alanyazında farklı dağılım ve örneklem büyüklüğü koşulları altında WLS ve Robust WLS kestirim yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmalar mevcuttur (Brown, 2006; Forero, Maydeu-Olivares, & Gallardo Pujol, 2009; Yang-Wallentin vd., 2010). Robust WLS kestirim yöntemlerinin küçük örneklerde WLS yöntemine göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür (Yang-Wallentin vd., 2010). Farklı örneklem büyüklüğü koşulları altında yapılan çalışmalar incelendiğinde farklı sonuçlara ulaşılmıştır. Brown (2006) yaptığı çalışmada 200 gibi küçük örneklerde WLSMV kestirim yönteminin diğerlerine göre daha yansız kestirimler yaptığını belirlerken, Forero, Maydeu-Olivares, & Gallardo Pujol (2009)'un çalışmasında ise DWLS kestirim yöntemlerinin 200 ve daha küçük örneklerde kabul edilebilir çözüme ulaşmada problemler ortaya çıkardığı belirlenmiştir. Benzer bazı çalışmalarda, WLSMV kestirim yönteminin WLS ve WLSM' den daha iyi sonuçlar ürettiğini ortaya koymuştur (Bandalos, 2008; Yu & Muthén, 2002). Arslan (2011)'in yaptığı çalışmada ise farklı dağılım çarpıklığı koşullarında WLSMV'nin WLS'den daha iyi sonuçlar ürettiği ortaya konmuştur. Benzer şekilde, dağılım normalden uzaklaştığında WLSMV'ye dayalı parametre kestirimlerinin daha az yanlı sonuçlar ürettiği belirlenirken (Bandalos, 2008), bazı çalışmalarda ise çarpıklık katsayısının düzeyi arttıkça WLSMV'nin kabul edilebilir sonuçlar üretmede problemler ortaya çıkardığı görülmüştür (Forero, Maydeu-Olivares, & Gallardo Pujol, 2009). Bu nedenle yapılan çalışmalar, WLS ve Robust WLS kestirim yöntemlerinin farklı dağılım koşulları ve örneklem büyüklüğünde nasıl performanslar ortaya koyduklarının desteklenmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Bandalos (2008)'e göre robust kestirim yöntemleri giderek daha popüler olmasına rağmen, bu tekniklerin farklı koşullarda performans durumlarına ilişkin sorular cevaplanmayı beklemektedir. Bu yönüyle yapısal eşitlik modellemede, WLS ve Robust WLS parametre kestirim yöntemlerinin performanslarının değerlendirilmesinde örneklem büyüklüğünün ve dağılımın etkisinin incelenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaç doğrultusunda aşağıdaki sorulara yanıt aranmıştır:

a) Farklı dağılım şartı altında ($\text{ÇK}=0, 1$ ve $1,5$ olan dağılımlar) WLS, WLSM ve WLSMV parametre kestirim yöntemlerinden elde edilen uyum indeksleri nasıl değişmektedir?

b) Farklı örneklem büyüklüklerinde ($N=200, 500$ ve 1000) WLS, WLSM ve WLSMV parametre kestirim yöntemlerinden elde edilen uyum indeksleri nasıl değişmektedir?

YÖNTEM

Araştırma Deseni

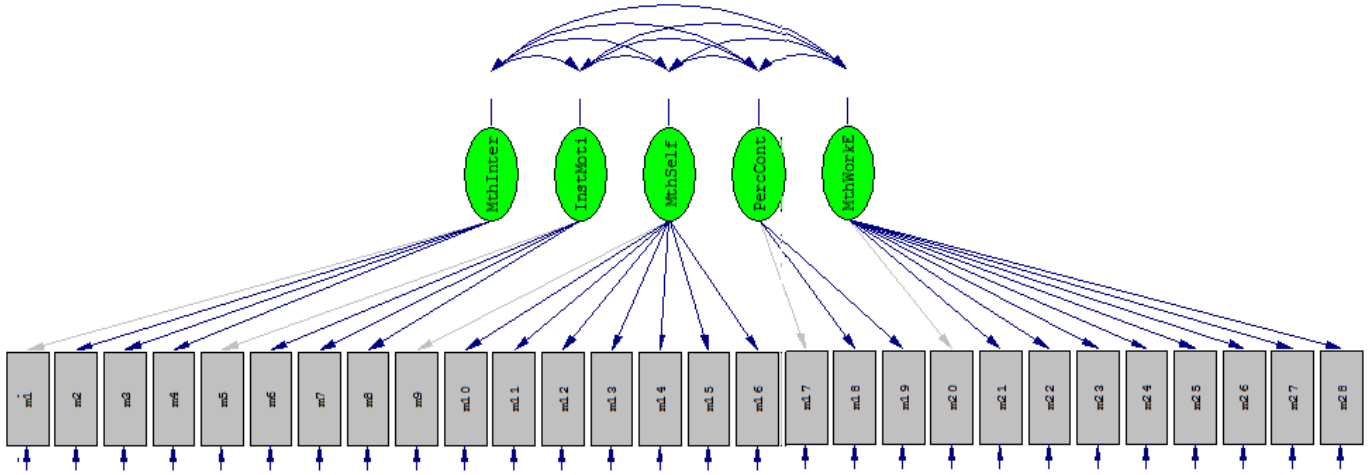
Bu çalışma WLS ve Robust WLS parametre kestirim yöntemlerinin farklı örneklem büyüklükleri ve dağılım koşulları altında karşılaştırılmasını amaçladığından bu yönüyle, bilgi üretmeye dönük temel bir araştırma niteliğine sahiptir. Patton'a (1990) göre temel araştırmaların odağı, mevcut bilgi ağına eklenebilir yeni bilgiler üretmektir.

Örneklem

Bu araştırmanın çalışma grubu Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (Programme for International Student Assessment-PISA) 2012'ye katılan A ve B kitapçığını alan 3172 kişiden oluşmaktadır. Parametre kestirim yöntemlerinin farklı örneklem büyüklüğü ve dağılımındaki performanslarının karşılaştırılmasında bir ölçme modeli oluşturulmuştur. Analizde kullanılan ölçme modeli, PISA 2012 öğrenci anketini alan öğrenci verisi ile oluşturulmuştur. Bu bireylerden elde edilen verilere ilişkin madde parametreleri MULTILOG 7.03'te analiz edilmiştir. Kestirilen madde parametreleri kullanılarak WinGen 3.1 simülasyon programıyla 3 tür dağılım için 3 farklı büyüklükte (200, 500 ve 1000) veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerindeki çarpıklık katsayıları yaklaşık olarak 0,00; 1,00 ve 1,50 olan dağılımlardır.

Verilerin Analizi

Çalışma WLS ve Robust WLS kestirim yöntemlerinin farklı dağılım ve örneklem büyüklüğü koşulları altında karşılaştırılmasını amaçlayan bir post hoc simülasyon çalışmasıdır. Bu nedenle öncelikle çalışmada kullanılmak üzere model oluşturulmuş ardından 9 farklı koşul (3 dağılım x 3 örneklem büyüklüğü) oluşturulmuştur. Bu çalışmada modelin oluşturulmasında, Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı(PISA) 2012 öğrenci anketinin A ve B formunda yer alan matematiğe yönelik tutum maddelerinden; matematiğe yönelik ilgi, araçsal motivasyon, matematik özyeterliği, algılanan kontrol ve matematik çalışma etiği maddeleri kullanılmıştır. Modelin oluşturulması iki aşamada gerçekleştirilmiş; 5 faktör ve 28 maddeden oluşan model için açımlayıcı faktör analizi (AFA) yapılmış, ardından modelin doğrulanması amacıyla doğrulayıcı faktör analizi (DFA) yapılmıştır. Son olarak parametre kestirim yöntemlerinin karşılaştırılmasında kullanılan model şu şekildedir:



Şekil 1. Araştırmada kullanılan ölçme modeli

Bu çalışmada, PISA 2012 kapsamında sekizinci sınıf düzeyindeki öğrencilere uygulanan öğrenci anketlerinden elde edilen veriler kullanılmıştır. İlgili verilere PISA 2012 uluslararası veri tabanından ulaşılmıştır (<http://pisa2012.acer.edu.au/downloads.php>).

Verilerin üretilmesinde, PISA 2012 uygulamasına katılan 3172 kişinin verisinden elde edilen madde parametreleri kullanılmıştır. Madde parametreleri GRM (Graded Response model-Derecelendirilmiş Tepki Modeli)'e dayalı olarak ve marjinal en çok olasılık (MML) kestirim yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Gerçek veriden elde edilen parametrelere dayalı olarak, post-hoc simülasyon çalışması yapılmıştır. Sonuç olarak bu çalışmada farklı dağılımlara sahip (çarpıklık; 0,0; 1,00 ve 1,50) ve farklı örneklem büyüklüklerinde (200, 500 ve 1000 kişilik) 28 maddeden oluşan veri setleri üretilmiştir. Yapısal eşitlik modellemede, uyum iyiliği indeksleri örneklemin dağılımına veya büyüklüğüne bağlı olarak farklı sonuçlar üretebilmektedir. Bu çalışmada tek bir uyum indeksine güvenmek yerine çoklu uyum indeksleri kullanılarak, özellikle model belirleme hatalarına karşı daha dayanıklı olan uyum indeksleri seçilmeye çalışılmıştır. Buna ek olarak örneklem küçük olduğunda ve kategorik sıralı veri sürekliliği gibi analiz edildiğinde GFI, AGFI ve RMR değerleri hatalı olarak kestirildiğinden bu uyum indeksleri çalışmada kullanılmamıştır. (Babakus vd., 1987). Bu nedenle, daha doğru ölçümler veren CFI, TLI, RMSEA uyum indeksi değerlerinin karşılaştırılmasına karar verilmiştir. WLS ve Robust WLS parametre kestirim yöntemlerinin farklı örneklem dağılımı ve örneklem büyüklüklerinde nasıl performans gösterdiklerinin belirlenmesi amacıyla analizler Mplus (ver. 6.12) programı kullanılarak yapılmıştır. Yapılan analizler sonucunda 9 farklı koşul için uyum indeksleri (RMSEA, CFI ve TLI) elde edilmiş ve bu değerler karşılaştırılarak yöntemlerin performansları incelenmiştir.

BULGULAR

Bu çalışmada, yapısal eşitlik modellemede WLS ve Robust WLS (WLSM ve WLSMV) parametre kestirim yöntemlerinin performanslarının değerlendirilmesinde örneklem büyüklüğünün ve dağılımın etkisinin incelenmesi amaçlanmaktadır. Farklı dağılım şartı ve örneklem büyüklüğü şartlarında parametre kestirim yöntemlerinin karşılaştırılmasında uyum indeksleri; RMSEA, CFI ve TLI değerleri kullanılmıştır. Analizler sonucunda farklı dağılım ve örneklem büyüklüğü koşullarında WLS, WLSM ve WLSMV parametre kestirim yöntemlerinden elde edilen uyum indeksleri; RMSEA, CFI ve TLI değerleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Farklı Örneklem Büyüklüğü ve Dağılım Şartında Uyum İndeksleri

Kestirim Yöntemleri	Dağılım	Örneklem Büyüklüğü	Uyum İndeksleri		
			RMSEA	CFI	TLI
WLS	ÇK=0	N=200	-	-	-
		N=500	0.060	0.938	0.931
		N=1000	0.019	0.980	0.977
	ÇK=1,00	N=200	-	-	-
		N=500	0.058	0.974	0.971
		N=1000	0.026	0.983	0.981
	ÇK=1,5	N=200	-	-	-
		N=500	-	-	-
		N=1000	-	-	-
WLSM	ÇK=0	N=200	0.036	0.995	0.995
		N=500	0.020	0.999	0.998
		N=1000	0.000	1.000	1.000
	ÇK=1,00	N=200	0.028	0.998	0.998
		N=500	0.000	1.000	1.000
		N=1000	0.009	1.000	1.000
	ÇK=1,5	N=200	0.069	0.588	0.542
		N=500	0.028	0.847	0.830
		N=1000	0.013	0.959	0.954
WLSMV	ÇK=0	N=200	0.026	0.991	0.990
		N=500	0.017	0.997	0.996
		N=1000	0.000	1.000	1.000
	ÇK=1,00	N=200	0.021	0.997	0.997
		N=500	0.000	1.000	1.001
		N=1000	0.008	1.000	0.999
	ÇK=1,5	N=200	0.049	0.546	0.495
		N=500	0.023	0.832	0.813
		N=1000	0.012	0.951	0.945

Tablo 2 incelendiğinde, WLS parametre kestirim yönteminin küçük örneklem büyüklüğünde (200) asimptotik kovaryans matrisinin pozitif tanımlanamaması nedeniyle sonuç vermediği belirlenmiştir. Ayrıca dağılımın çarpıklık derecesi $ÇK=1,5$ olması durumunda da benzer şekilde sonuç elde edilememiştir. Bu durum alanyazında belirtilen, WLS kestirim yönteminin küçük örneklemelerde sağlıklı sonuç vermemesiyle uyumludur. Özel olarak WLS kestirim yönteminin dağılım koşuluna bakılmaksızın büyük örneklemelerde daha küçük RMSEA değerleri ve yüksek CFI ve TLI değerleri verdiği belirlenmiştir (Schermelleh-Engel vd., 2003; Schumacher ve Lomax, 2004; Yang & Wallentin vd., 2010).

$ÇK=0$ olduğu durumda, aynı dağılım koşulunda, WLSM ve WLSMV kestirim yöntemlerinde iyileşme olduğu, RMSEA değerlerinin düştüğü ve CFI ve TLI değerlerinin ise yükseldiği belirlenmiştir. WLSM ve WLSMV kestirim yöntemleri incelendiğinde, dağılımın yaklaşık olarak normal olması durumunda, tüm örneklem koşullarında (N=200, 500 ve 1000) WLSMV kestirim yönteminin, WLSM'den daha iyi uyum indeksleri verdiği belirlenmiştir. Başka bir ifadeyle RMSEA değerleri azalırken CFI ve TLI değerlerinin arttığı belirlenmiştir. Bandalos (2008) ve Yu ve Muthen (2002) yaptıkları çalışmada benzer şekilde WLSMV kestirim yönteminin küçük örneklemelerde daha iyi sonuçlar ortaya koyduğunu belirlemişlerdir.

$ÇK=1$ olduğu durumda, farklı örneklem büyüklükleri için RMSEA değerleri incelendiğinde, tüm örneklem büyüklüğü koşullarında (N=200, 500 ve 1000) en iyi kestirim yönteminin WLSMV olduğu görülmektedir. WLS yönteminin ise küçük örneklem şartlarında (N= 200) çıktı üretmediği, örneklem büyüklüğünün N=500 ve N=1000 olası durumunda ise WLSM ve WLSMV yöntemlerine göre oldukça yüksek RMSEA değerleri ürettiği belirlenmiştir.

$ÇK=1,5$ olduğu durumda, farklı örneklem büyüklükleri için RMSEA, CFI ve TLI değerleri incelendiğinde tamamında WLSMV yönteminin WLSM'den daha düşük RMSEA değerleri; daha yüksek CFI ve TLI değerleri ürettiği görülmüştür. Ayrıca tüm parametre kestirim yöntemlerinde örneklem büyüklüğü arttıkça daha yüksek CFI ve TLI değerleri üretilmiştir.

Sonuç olarak çarpıklık katsayısı arttıkça, farklı örneklem koşullarında WLSMV yönteminin diğer yöntemlere göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Benzer şekilde Arslan (2011) ve Bandalos (2008) yaptıkları çalışmalarda dağılımın çarpıklığı arttıkça WLSMV parametre kestirim yönteminin daha iyi sonuçlar ürettiğini ortaya koymuştur.

TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu çalışmada farklı dağılım ($ÇK= 0, 1$ ve $1,5$) ve örneklem büyüklüğü (n=200, 500 ve 1000) koşullarında WLS ve Robust WLS (WLSM ve WLSMV) parametre kestirim yöntemlerinin karşılaştırılması amaçlanmaktadır.

WLS kestirim yöntemine ilişkin bulgular incelendiğinde, yöntemin dağılımın çarpıklığına bakılmaksızın küçük örneklem büyüklüğünde sonuç vermediği belirlenmiştir. Büyük örneklem N=500 ve 1000 koşulları altında ise düşük RMSEA, yüksek CFI ve TLI değerleri üretmiştir. WLS kestirim yöntemi dağılımın çarpıklığının farklılaştığı durumlar için incelendiğinde genel olarak $ÇK=0$ ve 1 olduğunda RMSEA, CFI ve TLI değerleri dağılımın çarpıklığından çok etkilenmezken, dağılımın çarpıklığı yüksek olduğunda sonuç vermediği belirlenmiştir. WLSM kestirim yönteminde, aynı dağılım şartı altında, örneklem büyüklüğü arttıkça (N=200,500 ve 1000) uyum indekslerinde iyileşme meydana geldiği; daha düşük RMSEA ve daha yüksek CFI ve TLI değerleri ürettiği belirlenmiştir. Ayrıca örneklem küçük olduğunda bile (N=200) uyum indeks değerlerinin iyi olduğu belirlenmiştir. WLSMV kestirim yönteminde ise, aynı dağılım şartında örneklem büyüklüğü arttıkça uyum indekslerinin de iyileştiği; düşük RMSEA, yüksek CFI ve TLI değerleri ürettiği belirlenmiştir. Dağılımın değişmesi durumunda ise çarpıklık katsayısı yükseldikçe uyum indeksleri de düşmüştür.

WLS, WLSM ve WLSMV kestirim yöntemleri örneklem büyüklükleri açısından karşılaştırıldığında, WLS yöntemi küçük örneklem büyüklükleri altında oldukça düşük uyum indeksi değerleri ürettiği, WLSMV yönteminin WLSM yöntemine göre düşük RMSEA değerleri ürettiği belirlenmiştir. Dağılım çarpıklığına göre kestirim yöntemleri incelendiğinde ise, dağılımın çarpıklığına karşı en dayanıklı kestirim yönteminin WLSMV olduğu, dağılımın çarpıklığı arttıkça WLS ve WLSM kestirim yöntemlerinin ürettiği CFI ve TLI değerlerinin düştüğü fakat en az düşüşün WLSMV yönteminde sağlandığı belirlenmiştir.

WLS kestirim yönteminin dağılıma ilişkin herhangi bir varsayım gerektirmediği fakat küçük örneklem büyüklüklerinde doğru sonuçlar üretmediği çalışmalarca desteklenmiştir (Bandalos, 2008; Flora & Curran, 2004; Lei, 2009; Schermelleh-Engel vd. 2003; Schumacher & Lomax, 2004; Yang-Wallentin, Jöreskog & Lou, 2010). Benzer sonuçların görüldüğü söz konusu çalışmalarda geniş örneklem büyüklüğü koşulları altında WLS yöntemi iyi sonuçlar üretirken; örneklem büyüklüğü azaldıkça model belirleme hataları ile karşılaşmıştır. WLS yöntemi geniş örneklem büyüklüğü şartı altında güçlü kestirimler üretirken, WLSMV kestirim yönteminin küçük örneklem şartı altında bile iyi uyum değerleri ürettiği belirlenmiştir (Arslan, 2011; Brown, 2006; Bandalos, 2008). DiStefano ve Morgan (2014) farklı örneklem büyüklüğü ve dağılım koşullarında robust ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemlerinin performanslarını incelemişler ve bu çalışmaya benzer olarak normallikten ciddi sapmalar olmaması durumunda robust yöntemlerin daha yansız kestirimler sağladığı sonucuna varmışlardır. WLSM ve WLSMV yöntemlerinden dağılımın çarpıklığının artması durumunda, WLSMV yönteminin daha iyi uyum indeksi değerleri ürettiği benzer çalışmalarla tutarlık göstermektedir (Arslan, 2011; Finney ve DiStefano, 2006).

Bu çalışmanın sonuçları doğrultusunda, dağılımın yüksek düzeyde çarpık olduğu durumda WLSMV yönteminin kullanılmasının diğer yöntemlere göre tercih edilebilir olduğu söylenebilir. Küçük örneklem büyüklüklerinde WLS yöntemi sonuç vermezken, diğer yöntemlerin birbirine yakın sonuç verdiği görülmüştür. Bundan sonra yapılacak çalışmalarda bu yöntemlerin robust ML yöntemle karşılaştırılması yapılabilir.

KAYNAKÇA

- Arslan, M. S. T. (2011). *Ordinal Değişkenli Yapısal Eşitlik Modellerinde Kullanılan Parametre Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırılması*, Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.
- Austin, J. T. & Calde 1·6n, R. F. (1996). Theoretical and technical contributions to structural equation modeling: An updated annotated bibliography. *Structural Equation Modeling: A Multi-disciplinary Journal*, 3, 105-175.
- Babakus, E., Ferguson Jr, C. E., & Jöreskog, K. G. (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributional assumptions. *Journal of Marketing Research*, 24, 222-228.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York, NY: Wiley.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York: The Guilford Press.
- DiStefano, C., & Morgan, G. B. (2014). A comparison of diagonal weighted least squares robust estimation techniques for ordinal data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 21(3), 425-438.
- Finney, S. J., & DiStefano, C. (2006). Non-normal and categorical data in structural equation modeling. In Hancock, G.R. & Mueller R. O. (Eds.), *Structural equation modeling: A second course*, (pp. 269-314). Information Age Publishing, U.S.A.
- Flora, D. B., & Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, 9, 466-491.
- Forero, C. G., Maydeu-Olivares, A., & Gallardo-Pujol, D. (2009). Factor analysis with ordinal indicators: A Monte Carlo study comparing DWLS and ULS estimation. *Structural Equation Modeling*, 16, 625-641.
- Hox, J. J., Maas, C. J., & Brinkhuis, M. J. (2010). The effect of estimation method and sample size in multilevel structural equation modeling. *Statistica Neerlandica*, 64:2, 157-170.
- Kline, P. (2005). *Principal and practice of structural equation modeling*. NY: Guilford
- Muthén, B. O. (1993). Goodness of fit with categorical and other non normal variables. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 205-243). Newbury Park, CA: Sage.
- Patton, M.Q. (1990). *Qualitative evaluation and research methods*. London: Sage.
- Schermelleh-Engel, Karin; Helfried Moosbrugger; Hans Müller .(2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures, *Methods of Psychological Research Online*, Vol.8, No.2, pp. 23-74.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Psychology Press.
- Yang-Wallentin, F., Jöreskog, K. G., & Luo, H. (2010). Confirmatory factor analysis of ordinal variables with misspecified models. *Structural Equation Modeling*, 17(3), 392-423.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of psychological research online*, 8(2), 23-74.
- Yu, C.-Y., & Muthén, B. (2002, April). *Evaluation of model fit indices for latent variable models with categorical and continuous outcomes*. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, New Orleans, LA.