

# Farklı Örneklem Büyüklüklerinde ve Kayıp Veri Örüntülerinde Ölçeklerin Psikometrik Özelliklerinin Kayıp Veri Baş Etme Teknikleri ile İncelenmesi\*

## Investigation of Psychometric Properties of Scales with Missing Data Techniques for Different Sample Sizes and Missing Data Patterns

Ufuk AKBAŞ \*\*

Ezel TAVŞANCIL \*\*\*

### Öz

Bu çalışmanın amacı farklı örneklem büyüklüğü, kayıp veri örüntüsü, kayıp veri oranı ve madde sayısı koşulları altında ölçeklerin psikometrik özelliklerinin beş ayrı kayıp veri baş etme tekniğiyle incelenmesidir. Bu amaç doğrultusunda örneklem büyüklüğünün ve madde sayısının farklı düzeylerde manipüle edildiği 100 farklı yapay veri seti üretilmiştir. Üretilen veri setlerinde örneklem büyüklüğü 250, 500 ve 1000; madde sayıları ise bir faktörlü veri setleri için 10 madde ve iki faktörlü veri setleri için 15 madde şeklinde manipüle edilmiştir. Eksiksiz veri setlerinde tümüyle seçkisiz kayıp, seçkisiz kayıp ve seçkisiz olmayan kayıp koşulları altında silme işlemi gerçekleştirilmiştir ve liste bazında silme, Öklid uzaklığı üzerinden benzer tepki örüntüsüne dayalı atama, stokastik regresyonla değer atama, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama teknikleri ile değer ataması yapılmıştır. İncelemeler Cronbach  $\alpha$ , McDonald  $\omega$  ve  $\Omega_w$  kestirimleri, açıklanan toplam varyans oranları,  $D^2$  istatistiği, ve model – veri uyumuna ilişkin indeks değerleri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Sıklıkla kullanılan liste bazında silme tekniğinin ciddi sorunlara yol açabileceği; beklenti-maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama tekniklerinin ise genel olarak yüksek performans gösterdiği sonucuna ulaşılmış olmakla beraber, tüm durumlarda kullanılabilir ve kesin olarak en iyi sonucu veren tek bir tekniğin olmadığı görülmüştür.

*Anahtar Kelimeler:* Kayıp veriler, kayıp veri baş etme teknikleri, güvenilirlik, geçerlik

### Abstract

The purpose of this study is to investigate the psychometric properties of scales with different missing data techniques. For this purpose 100 data sets were generated under different conditions of sample sizes (250, 500 and 1000) and number of items (10 and 15), respectively. Data points were deleted under missing completely at random, missing at random and missing not at random conditions by two, five and ten percent. Listwise deletion, similar response pattern imputation based on Euclidian distance, stochastic regression imputation, expectation – maximization algorithm and multiple imputation were carried out on incomplete data sets. Bias of Cronbach  $\alpha$ , McDonald  $\omega$  and  $\Omega_w$  coefficients were investigated for reliability estimates. Extracted variances and  $D^2$  statistic obtained by principal component analysis and different indices obtained by confirmatory factor analysis are investigated for validity. Results show that listwise deletion, which is often applied as a default missing data technique, may cause serious problems. On the other hand expectation – maximization algorithm and multiple imputation generally outperformed but none of the techniques are the best for all conditions.

*Key Words:* Missing data, missing data techniques, reliability, validity

\* Bu çalışma, birinci yazarın Prof. Dr. Ezel TAVŞANCIL danışmanlığında tamamlanan doktora tezinden türetilmiştir.

\*\* Yrd. Doç. Dr. Hasan Kalyoncu Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Gaziantep-Türkiye, akbasufuk@gmail.com

\*\*\* Prof. Dr. Ankara Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Fakültesi, Ankara-Türkiye, etavsancil@gmail.com

## GİRİŞ

Ölçümlerin güvenilirliğine ve geçerliğine ilişkin kanıtların elde edilmesinde kullanılan teknikler, eksiksiz veri setlerinde kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Araştırma süreci uzman kişilerce ve çok dikkatli bir şekilde planlanmış olsa bile veri setlerinde bir miktar kayıpların olması genel bir sorundur.

Alanyazında kayıp verilere ve kaybın nedenlerine ilişkin farklı tanımlamalara rastlanmaktadır. Örneklemeye giren bireylere ulaşılamaması, bazı bireylerin ölçme aracındaki maddelere cevap vermek istememesi ya da cevap verecek durumda olmaması birim yanıtlamama (unit nonresponse), örnekleme yer alan bireylerin bir ya da birden fazla maddeye ait verisinin olmaması ise madde yanıtlamama (item nonresponse) olarak adlandırılmaktadır. (Heerwegh, 2005; De Luca ve Peracchi, 2007).

Field (2005), çok sayıda madde içeren anketlerin uygulandığı çalışmalarda katılımcıların bazı soruları atlayabileceklerini, verilerin mekanik araçlarla toplandığı durumlarda yaşanan teknik aksaklıkların, veri girişi sırasındaki dikkatsizliğin veya hatalı kodlamaların kayıp veriler üretebileceğini ifade etmektedir. Bunlara ek olarak Goregebeur, De Boeck ve Molenberghs (2010), hız testlerinde zamanın sınırlı olmasına bağlı olarak kayıp verilerle karşılaşılabilirliğini belirtmektedirler.

Boylamsal çalışmalarda kayıp verilerle, dalgalı (wave) ya da dönüşsüz (attrition / dropout) bir şekilde karşılaşılabilir. Dalgalı kayıpta birey, bazı zaman noktalarında araştırmaya katılmazken ilerleyen aşamalarda tekrar dönmektedir. Dönüşsüz kayıpta ise bir zaman noktasında sonra bireye ait hiç veri bulunmamaktadır (Schafer ve Graham, 2002).

Bazı durumlarda da kayıp veriler araştırma deseninin bir parçası olabilmektedir. Graham, Hofer ve MacKinnon (1996), üç form deseninin (three form design), özellikle karmaşık bir örüntüye sahip olan değişkenlerin ölçülmesinin amaçlandığı çalışmalarda kullanılabilirliğini ifade etmektedir. Bu desende X, A, B ve C şeklinde dört gruba ayrılmış olan madde kümeleri örneklemin üçte birlik kısımlarına dengeli bir şekilde dağıtılır. Bireylerin toplamda 80 maddeyi cevaplamaya yetecek dikkate ya da zamana sahip olmayacağını öngören bir araştırmacı, madde havuzunu XA, XB ve XC şeklinde dört farklı kümeye ayırarak oluşturduğu formları uygulayabilir.

Kayıp veri örüntüsü için genel kabul gören tanımlama, Rubin (1976) ve Little ve Rubin (1987)'in çalışmalarına dayanmaktadır. Kayıp veriler, herhangi bir verinin kayıp olma olasılığı ile veriler arasındaki ilişkiler göz önüne alınarak tümüyle seçkisiz kayıp (missing completely at random), seçkisiz kayıp (missing at random) ya da seçkisiz olmayan kayıp (missing not at random) olmak üzere üç farklı örüntü sergileyebilmektedir.

Tümüyle seçkisiz kayıp, bir değişkene ilişkin verinin kayıp olma olasılığının araştırma kapsamında incelenen diğer değişkenlerden ve bu değişkenin kendisinden bağımsız olma durumudur. Bu durum, A ve B değişkenleri üzerinde yürütülen örnek bir araştırma için  $P(A_{\text{kayıp}} | A, B) = P(A_{\text{kayıp}})$  şeklinde ifade edilebilir. Bu ifadeye göre, A değişkenine ilişkin bir verinin kayıp olma olasılığı A ve B değişkenlerinin değerlerinden bağımsızdır.

Seçkisiz kayıp, herhangi bir verinin kayıp olma olasılığının kaybın bulunduğu değişkenin değerinden bağımsız, fakat araştırma kapsamında ölçülen diğer bir değişkene (ya da değişkenlere) bağımlı olması durumudur.  $P(A_{\text{kayıp}} | A, B) = P(A_{\text{kayıp}} | B)$  şeklinde ifade edilebilecek olan bu durum, A değişkenindeki bir verinin kayıp olma olasılığının B değişkeninin değerlerine bağlı olduğu anlamına gelmektedir.

Seçkisiz olmayan kayıp, herhangi bir verinin kayıp olma olasılığının kaybın bulunduğu değişkenin değerine bağlı olması durumudur.  $P(A_{\text{kayıp}} | A, B) = P(A_{\text{kayıp}} | A)$  şeklinde ifade edilebilecek olan bu durum, A değişkenindeki bir verinin kayıp olma

olasılığının kendi değerine bağlı olduğu anlamına gelmektedir (Rubin,1976; Little ve Rubin, 1987).

Kayıp verilerin bir örüntü oluşturması, kayıp veri miktarına göre daha önemli bir sorundur. Kayıp verilerin seçkisiz olmayan bir dağılım sergilemesi sonuçların genellenebilirliğini de olumsuz etkilemektedir. Büyük bir veri setinde az sayıda kayıpların bulunması ciddi bir sorun yaratmamakta ve farklı kayıp veri baş etme teknikleriyle birbirine benzer sonuçlar elde edilmektedir. Öte yandan, küçük ya da orta büyüklükteki veri setlerinde çok sayıda kayıpların bulunması ciddi sorunlar yaratabilmektedir (Tabachnick ve Fidell, 1996). Veri setinde kayıpların bulunması halinde kayıp veri dağılımının incelenmesi gerekmektedir. Bu süreçte araştırmacıların gerçekleştirebileceği bazı testler bulunmaktadır.

Seçkisizliğe ilişkin incelemeler, kayıp veriye sahip olan ve olmayan satırların iki kategorili bir kukla değişken yardımıyla gruplanması şeklinde gerçekleştirilebilir. Bu şekilde elde edilen grupların diğer değişkenlerdeki ölçümlerine ilişkin aritmetik ortalamaları arasındaki farkın istatistiksel olarak manidar olmaması, kayıp verilerin bir örüntü oluşturmadığı, diğer bir deyişle seçkisiz bir dağılıma sahip olduğu yönünde kanıt olarak ileri sürülebilir (Tabachnick ve Fidell, 1996).

Kayıp veri dağılımının seçkisizliğine ilişkin gerçekleştirilebilecek diğer bir test, Little (1988) tarafından geliştirilmiş olan tümüyle seçkisiz kayıp testidir (Little's MCAR test). Test istatistiği, aynı kayıp veri örüntüsüne sahip alt grupların aritmetik ortalamaları ile genel ortalama arasındaki farkın standartlaştırılması ve ağırlıklı ortalamaların toplanması ile elde edilir. Alt grupların aritmetik ortalamalarının, genel ortalamanın örnekleme hatasına ilişkin aralıkta yer alması, kayıp veri dağılımının rastgele olduğuna işaret eder (Enders, 2010).

Verilerin analizi aşamasında kayıp veri bulunan satırların veri setinden çıkarılması tipik bir yöntem halini almış durumdadır. Schafer (1997) pek çok istatistik paket programının bu işlemi otomatik olarak yaptığını ve kayıp veri oranının düşük (örneğin %5 veya daha az) olduğu durumlarda bu işlemin savunulabilir bir çözüm olduğunu ifade etmektedir. Öte yandan, çok değişkenli veri setlerinde kayıpların birden fazla değişkene yayılması halinde, kayıp veriler tüm veri setinin önemli bir kısmını oluşturabilir. Kim ve Curry (1977), toplamda %2'lik bir kaybın bulunması halinde, veri setindeki kişi sayısında %18,3'e varan bir düşüşün gözlenebileceğini belirtmektedir. Böyle durumlarda, kayıp veri içeren satırların analiz dışında bırakılması hem verimsiz hem de çok miktarda bilginin gözden çıkarılmasına yol açan bir işlem halini alacaktır. Ayrıca, kayıp veriye sahip bireyler ile tam veriye sahip bireyler arasında sistematik farklılıklar olduğu oranda yanlılıklar gözlenebilecek ve veri setinde kalan bireyler evrenin temsilcisi olmaktan uzaklaşacaktır (Montalto ve Sung, 1996; Schafer, 1997).

Veri setinde kayıpların olması halinde, ilgili bireylere tekrar ulaşarak verinin tamamlanması (follow-up) en iyi seçenektir. Böylece analizler sorunsuz bir şekilde gerçekleştirilebilmekte ve sonuçların yanlılık içermeye olasılığı ortadan kalkmaktadır. Ancak, tüm avantajlarına rağmen bu yaklaşım çoğu araştırma kapsamında kullanılabilir olmaktan uzaktır (Van Ginkel, Sijtsma, Van der Ark ve Vermunt, 2010).

Kayıp verilerin hemen her araştırmada karşılaşılan bir sorun olması ve verilerin ilgili bireylere tekrar ulaşarak tamamlanmasındaki sınırlılıklar, veri analizi aşamasında bazı istatistiksel tekniklerin geliştirilmesine zemin oluşturmuştur. Bu kısımda, kayıp verilerle baş etmede kullanılan bazı tekniklerle ilgili kısa bilgiler sunulmuştur.

*Liste bazında silme (LBS / Listwise deletion)*: Bu teknikte, herhangi bir değişkene ait bir gözlemin bulunmaması durumunda, kayıp veri içeren bireye ilişkin tüm gözlemler veri setinden çıkarılmaktadır. Bu tekniğin uygulanmasıyla eksiksiz bir veri setine ulaşıldığı için her türlü istatistiksel analiz gerçekleştirilebilmektedir (Enders, 2010).

*Çift bazında silme (Pairwise deletion)*: Bu teknik, ortalama ve standart sapma gibi dağılımı tanımlayıcı ölçülerin ve korelasyon ve kovaryans gibi ilişki ölçülerinin elde edilmesinde gözlenmiş veri çiftlerinin dikkate alınması esasına dayanır. Hesaplamalar her bir değişken ya da değişken çifti için eksiksiz veriye sahip bireyler üzerinden yapılır. Bu teknik sayesinde, iki değişken arasındaki gözlem sayısını maksimize ederek korelasyon katsayılarını hesaplamak ve dolayısıyla örneklemdaki tüm ikili bilgiyi kullanmak mümkün olur (Alpar, 2011).

*Ortalama değer atama (Mean substitution)*: Bu teknikte, her bir değişken için tam gözlemlerin ortalaması, bu değişkene ilişkin kayıp verilerin yerine atanmakta ve böylece eksiksiz bir veri setine ulaşılmaktadır. Her bir değişken için, bu şekilde yapılan atama sonucunda eksiksiz gözlemlerin ortalaması ile tamamlanmış veri setinden elde edilen ortalama birbirine eşit olmaktadır. İlgili değişkende kayıp verisi olan bireylerin hepsine aynı değer atanması merkeze doğru bir yığılmaya yol açtığından, tamamlanmış veri setinden elde edilen varyans, gerçek varyanstan düşük olmaktadır (Little ve Rubin, 1987).

Ek olarak bu teknik, varyansın düşmesine paralel olarak kovaryans ve korelasyon değerlerini de düşürmekte ve tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda bile parametre tahminlerinde yanlılığa yol açmaktadır. Veri setindeki kayıp miktarı arttıkça yanlılık da artmaktadır. Ortalama değer atama tekniğinin, hiçbir durumda kullanılmaması gerektiği belirtilmektedir (Enders, 2010; Pigott, 2001).

*Grup ortalamasının atanması (Group mean substitution)*: Bu teknikte kayıp veriler yerine, gözlenen diğer bir değişken ya da değişkenler üzerinden yapılan gruplama işlemiyle elde edilen aritmetik ortalama atanmaktadır (Hair, Black, Babin, Anderson ve Tatham, 2006). Örneğin, örneklemden yer alan erkeklerin herhangi bir değişkendeki kayıp verilerinin yerine, diğer erkeklerin bu değişkene ilişkin gözlemlerinin aritmetik ortalaması atanmaktadır.

*Regresyonla değer atama (Regression imputation)*: Bu teknikte kayıp veriler, kayıp veri içermeyen diğer değişkenler kullanılarak kurulan bir regresyon denklemine göre tahmin edilmektedir. Regresyon denklemi, kayıp veri içeren değişkenin yordanan, kayıp veri içermeyen diğer değişkenlerin ise yordayıcı konumunda olacağı şekilde kurulur. Yordanan değişkende kayıp olan gözlemler, diğer değişkenlere ait değerlerin bu denklemde yerine konulmasıyla tahmin edilmekte ve eksiksiz bir veri setine ulaşılmaktadır (Enders, 2010).

*Stokastik regresyonla değer atama (STR / Stochastic regression imputation)*: Bu tekniğin regresyonla değer atama tekniğinden farkı, kayıp verinin tahmin edilmesi amacıyla kurulan doğrusal denkleme normal dağılım gösteren bir hata teriminin eklenmesidir. Regresyon denklemiyle kestirilen değere, standart normal dağılımdan rastgele seçilen bir değer ve regresyon denkleminin standart hatasının çarpılmasıyla elde edilen hata terimi eklenmektedir. Böylece kayıp verilerin regresyonla atanmasında karşılaşılan hata varyansının sıfır olması sorunu da ortadan kalkmaktadır. Hata teriminin eklenmesi, veri setindeki varyansı artırmakta ve yanlılığı düşürmektedir (Enders, 2010).

Baraldi ve Enders (2010), stokastik regresyonla değer atama tekniğinin özellikle tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşullarında, regresyonla değer atama tekniğine göre daha iyi sonuçlar vereceğini ve yansız kestirimlerde bulunabileceğini belirtmektedirler.

*Benzer tepki örüntüsüne dayalı atama (EUC / Similar response pattern imputation)*: Bu teknikte kayıp veri yerine (alıcı), gözlenmiş olan diğer değişkenlerdeki değerlere en çok benzerliği gösteren (verici / donör) başka bir bireyin ilgili değişkendeki değeri atanmaktadır (Enders, 2010).

Öklid uzaklığının hesaplanması, kayıp veriye sahip olan bireye en çok benzerliği gösteren bireyin bulunmasında kullanılan tekniklerden biridir. Öklid uzaklığının

belirlenmesi için izlenen adımlar şu şekildedir (Yeşilova, Kaya ve Almalı, 2011): Veri setinin kayıplar içeren ve içermeyen iki alt gruba ayrılması; Öklid uzaklıklarının hesaplanması; kayıp veri örüntüleri için hesaplanan uzaklıklar üzerinden kayıp verinin seçileceği satırın belirlenmesi ve atama işleminin yapılması

Aynı uzaklık ölçüsüne sahip olan birden çok verici satırın bulunması halinde kayıp veri yerine bu satırların ilgili değişkene ait ortalamalarının atandığı bu tekniğin tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda isabetli parametre tahminleri vermesine rağmen, seçkisiz kayıp koşulunda yanlış sonuçlar vermeye eğilimli olduğu belirtilmektedir (Enders, 2010).

*Beklenti – maksimizasyon algoritması (BM / Expectation – maximization algorithm):* Beklenti – maksimizasyon algoritmasında, kayıp değerlerin gözlenen değerler üzerinden kurulan bir regresyon denklemiyle tahmin edildiği beklenti adımı ve bu sayede ulaşılan eksiksiz veri seti üzerinden regresyon denkleminin yeniden kurulduğu maksimizasyon adımı tekrarlı (iterative) bir süreçte birbirini izlemektedir (Enders, 2010).

Enders (2010) ve Schafer ve Graham (2002) beklenti – maksimizasyon algoritması ile tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşullarında yansız parametre tahminleri elde edilebildiğini belirtmektedir.

*Çoklu değer atama (ÇDA / Multiple imputation):* Rubin (1987) tarafından geliştirilmiş olan çoklu değer atama tekniğinde, veri setindeki kayıpların yerine iki ya da daha fazla değer atanması söz konusudur. Bu teknikte, verinin kayıp olmasından kaynaklanan belirsizliğe bağlı olarak tek ve kesin bir değer ataması yapılmamaktadır.

Çoklu değer atama,  $m > 1$  sayıda eksiksiz veri seti elde edilecek şekilde atama işleminin yapılması, elde edilen  $m$  farklı veri setinin standart tekniklerle analiz edilmesi ve elde edilen sonuçların birleştirilmesinden oluşan üç aşamalı bir süreçtir (Schafer ve Graham, 2002).

Burada açıklananların dışında, veri setinde kayıpların olması durumunda kullanılabilecek çok sayıda kayıp veri baş etme tekniği bulunmaktadır. Kayıp veri baş etme teknikleri hakkında detaylı bilgi için Schafer (1997), Allison (2001), McKnight, McKnight, Sidani ve Figueredo (2007), Enders (2010) ve Graham (2012) kaynakları incelenebilir.

Leeuw, Hox ve Huisman (2003), veri setinde kayıpların olmasının önüne tam anlamıyla geçilemeyeceğinden hareketle, kaybın nedenine ilişkin sorgulamaların yapılması gerektiğini belirtmektedir. Araştırmacılar, kayıp verilerle karşılaşılması durumunda veri toplama sürecinin, ölçme aracının, örnekleme yer alan bireylerin karakteristik özelliklerinin ve hatta veri giriş aşamalarının yakından incelenmesini önermektedirler.

Graham, Cumsille ve Elek-Fisk (2003) kayıp veri baş etme tekniklerinin, araştırmacının çıkarı doğrultusunda kullanılabileceği araçlar olarak değil, veri kaybını en aza indiren ve kısmi de olsa her verinin kullanılmasına olanak tanıyan süreçler olarak değerlendirilmesi gerektiğini vurgulamaktadır.

Bazı kayıp veri baş etme tekniklerinin diğerlerine göre açık üstünlükleri olmakla birlikte hiçbir teknik “iyi” olarak tanımlanamaz. Kayıp veri sorununa karşı gerçekten tek iyi çözüm, veri setinde kayıpların olmamasıdır. Araştırma sürecinin tasarlanması ve gerçekleştirilmesi aşamalarında kayıp verileri en aza indirecek çabanın sergilenmesi gerekir. Araştırmanın özensiz bir şekilde yürütülmesi, istatistiksel düzeltmelerle telafi edilemez (Allison, 2001).

Demir ve Parlak (2012) ve Dong ve Peng (2012) tarafından gerçekleştirilen araştırmalarda eğitim bilimleri ve eğitim psikolojisi alanlarında yayınlanmış çalışmalar incelenmiş ve kayıp veri sürecinin raporlaştırılmasında önemli eksikliklerin bulunduğu tespit edilmiştir. Bu çalışmalarda incelenen yayınlarda, kayıp veriler ile ilgili sorgulamalarda ve değer atama işlemlerinde ciddi sorunların olduğu görülmüştür.

Alanyazında, kayıp verileri ve çeşitli kayıp verilerle baş etme tekniklerini konu edinen çok sayıda araştırmaya rastlanmaktadır. Bu kısımda, kayıp verilerin ölçümlerin güvenilirliği ve geçerliği kapsamında ele alındığı bazı araştırmalara kısaca yer verilmiştir.

Enders (2003, 2004) tarafından gerçekleştirilen araştırmalarda, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çift bazında silme teknikleri ile diğer tekniklere göre daha yüksek Cronbach  $\alpha$  kestirimleri elde edilmesine rağmen, tüm tekniklerin negatif yanlı kestirimler ürettiği görülmüştür. Van Ginkel (2007), hata terimi içeren iki yönlü atama ve düzeltilmiş madde ortalamasını atama tekniklerinin Cronbach  $\alpha$  kestirimlerinde yüksek performans gösterdiğini ve çoklu değer atama tekniğinin negatif yanlı sonuçlar ürettiğini ifade etmektedir.

Kayıp veri baş etme tekniklerine temel bileşenler analizi kapsamında yer verdikleri çalışmalarında Bernaards ve Sijtsma (1999, 2000), beklenti – maksimizasyon algoritmasının diğer tekniklere göre daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmıştır. Çokluk ve Kayri (2011) tarafından gerçekleştirilen araştırmada ise eksiksiz veri setinde en yüksek faktör yüküne sahip bir maddenin, bu durumu araştırmada yer verilen kayıp veri baş etme teknikleri için koruduğu ve en yakın Cronbach  $\alpha$  katsayısının noktanın doğrusal eğimi tekniğiyle kestirildiği görülmüştür.

Demir (2013)'in, SBS 2011 matematik testi verileri üzerinde yaptığı çalışmada çok sayıda tekniğin uygulanmasıyla elde edilen veriler üzerinden açımlayıcı ve doğrulayıcı faktör analizleri gerçekleştirilmiş, madde parametreleri, test parametreleri ve iç tutarlılık katsayıları kestirilmiştir. Dizin silme ve 0 atama tekniklerinin, iki kategorili puanlanan testlerde kayıp verilerle başa çıkmada kullanılmaya uygun olmadığı, basit atama tekniklerinin yanlı kestirimler üretme olasılığının yüksek olduğu ve en çok olabilirlik ve çoklu veri atama tekniklerinin bu tür verilerde kullanılabilir en uygun teknik olduğu belirtilmiştir.

Peterson (2000), 1964 – 1999 yılları arasında çok sayıda bilimsel dergide yayınlanmış olan çalışmaları incelemiş ve temel bileşenler analizinin, yapı geçerliğinin incelenmesinde en sık kullanılan yöntem olduğunu ortaya koymuştur.

İç tutarlılık anlamında yorumlanan katsayılar, pek çok araştırmada güvenilirliğe ilişkin bir kanıt olarak sunulmaktadır. Özel olarak Cronbach  $\alpha$ 'nın, psikoloji alanında yapılan çalışmalarda güvenilirlik kanıtı olarak en sık raporlaştırılan katsayı olduğu belirtilmektedir (Dunn, Baguley ve Brunson, 2013). Maddelere ilişkin ortalama, standart sapma ve kovaryans değerlerinin farklı olduğu durumlarda, konjenerik ölçmelere uygun güvenilirlik katsayılarının hesaplanması önerilmektedir (McDonald, 1985; Yurdugül, 2006). Farklı kayıp veri baş etme tekniklerinin etkinliklerinin Cronbach  $\alpha$  kestirimleri çerçevesinde incelendiği araştırmalar bulunmakla beraber, konjenerik güvenilirlik katsayılarının kayıp veri baş etme tekniklerine göre incelendiği bir araştırmaya rastlanmamıştır.

Kayıp verileri konu edinen çalışmalar incelendiğinde örneklem büyüklüğü, kayıp veri örüntüsü ve miktarının manipüle edilmesinde sınırlılıkların bulunduğu görülmektedir. Buradan hareketle kayıp verilerle baş etmede kullanılan tekniklerin güvenilirlik ve geçerlik kanıtları üzerindeki etkilerinin, farklı koşullar altında incelenmesine gerek duyulmuştur.

### ***Araştırmanın Amacı***

Bu araştırmanın genel amacı, farklı örneklem büyüklüğü ve tümüyle seçkisiz kayıp, seçkisiz kayıp ve seçkisiz olmayan kayıp veri örüntülerinde, ölçeklerin psikometrik özelliklerinin liste bazında silme, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama, stokastik regresyonla değer atama, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama tekniklerine göre incelemektir. Bu genel amaç doğrultusunda aşağıdaki sorulara cevap aranmıştır.

1. Güvenirlik çerçevesinde; (a) Cronbach  $\alpha$ , (b) McDonald  $\omega$  ve (c) ağırlıklandırılmış  $\omega$  ( $\Omega_w$ ) kesitirmeleri, eksiksiz veri setlerine göre yanlılık göstermekte midir?

2. Geçerlik çerçevesinde;

a. Temel bileşenler analizi ile elde edilen açıklanan varyans oranları eksiksiz veri setlerine göre yanlılık göstermekte midir?

b. Eksiksiz veri setlerine en yakın faktör yapısı hangi kayıp veri baş etme tekniğiyle elde edilmektedir?

c. Doğrulayıcı faktör analizi sonuçları nasıldır?

## YÖNTEM

### *Araştırma Deseni*

Araştırma, farklı kayıp veri baş etme tekniklerinin güvenilirlik ve geçerlik kanıtları üzerindeki etkilerinin yapaı veri setleri kullanılarak incelendiđi bir temel araştırma niteliğindedir.

### *Verilerin Üretilmesi*

Araştırma kapsamında kullanılan verilerin üretilmesinde örneklem büyüklüğü, madde sayısı ve faktör yapısının manipüle edilebilmesine olanak sağlayan *Mplus* 8.0 programı kullanılmıştır.

Araştırmanın amacına uygun olarak 250, 500 ve 1000 kişilik örneklemelerden oluşan veri setleri bir faktörlü yapı için 10, iki faktörlü yapı için 15 madde içermektedir. İki faktörlü veri setlerinde birinci faktör altında 9, ikinci faktör altında 6 madde yer almaktadır.

Araştırma kapsamında üretilen veri setlerine ait analiz sonuçları, kayıp veri baş etme tekniklerinin uygulanmasıyla elde edilen veri setlerine ait sonuçların karşılaştırılmasında ölçüt olarak kullanılmıştır. Bu amaçla analizler öncelikle eksiksiz veri setleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Eksiksiz veri setlerinden elde edilen Cronbach  $\alpha$  katsayılarının ,87 - ,93; McDonald  $\omega$  katsayılarının ,89 - ,97 ve  $\Omega_w$  katsayılarının ,93 - ,96 aralığında deđiştii görülmüştür. Temel bileşenler analizi sonuçlarına göre, Bartlett küresellik testi sonuçlarının manidar ( $p < .01$ ) ve KMO deđerinin ,92 - ,96 arasında deđiştii görülmüştür. Açıklanan varyans oranlarının bir faktörlü veri setleri için 46,76 – 59,20 ve iki faktörlü veri setleri için 53,53 - 62,53 aralığında deđiştii görülmüştür. Doğrulayıcı faktör analizi sonuçlarına göre ise  $\chi^2/sd$  oranının ,51 - 1,96; RMSEA, GFI ve CFI deđerlerinin sırasıyla ,00 - ,05; ,94 - ,99 ve ,99 - 1,00 aralığında deđiştii görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar bir bütün olarak deđerlendirilecek olursa güvenirliliğin üst sınırının +1 olduđu düşünöldüğünde, veri setlerinin oldukça yüksek güvenirlilik deđerlerine sahip olduđu söylenebilir. Büyüköztürk (2010), tek faktörlü ölçeklerde açıklanan varyansın %30 ve daha fazla olmasının yeterli görölebileceđini ve çok faktörlü ölçeklerde açıklanan varyansın daha fazla olmasının beklendiđini belirtmektedir. Buna göre, temel bileşenler analizi çerçevesinde elde edilen açıklanan varyans oranlarının yüksek olduđu görölmektedir. Doğrulayıcı faktör analizi çerçevesinde ise bir ve iki faktörlü modellere oldukça iyi uyumun sađlandii görölmektedir.

### *Verilerin Silinmesi*

Eksiksiz verilerin tümöyle seçkisiz kayıp, seçkisiz kayıp ve seçkisiz olmayan kayıp koşullarında ve istenen kayıp veri oranlarında silinmesi için özel bir veri silme yazılımı geliştirilmiştir. Bu kısımda geliştirilen yazılım ile yapılan veri silme sürecine ilişkin işlem adımlarına yer verilmiştir.

Tümöyle seçkisiz kayıp koşulunun sađlanması amacıyla, öncelikle veri setindeki satır (n) ve sütun (m) sayıları çarpılmıştır. Araştırma kapsamında yer verilen her bir kayıp veri oranı için, silinmesi gereken ölçüm sayısı belirlenmiş ve yazılımın 1 ile m.n aralığında rastgele belirlediđi sayılara karşılık gelen hücrelerdeki veriler silinmiştir.

Seçkisiz kayıp koşulunun Collins, Schafer ve Kam (2001) ve Van Ginkel, Kroonenberg ve Kiers (2013)'e benzer bir şekilde, veri setleri birinci değişkene göre sıralanmış ve birinci değişken silme işlemi dışında tutulmuştur. Silme işleminde birinci değişkenin ortancası referans noktası olarak alınmış ve istenen kayıp veri oranına ulaşmaya kadar ortancanın üzerindeki satırlardan %80, ortancanın altında kalan satırlardan ise %20 oranında veri silinmiştir.

Seçkisiz olmayan kayıp koşulunun sağlanması için silme işlemi, Scheffer (2002) ve Dural (2010)'a benzer şekilde her bir değişken için ayrı ayrı yapılan sıralamalar üzerinden gerçekleştirilmiştir. Değişkenler büyükten küçüğe sıralanmış ve istenen kayıp veri oranı sağlanana kadar her bir değişkenin en büyük ve en küçük değerlerinden başlanarak silme işlemi gerçekleştirilmiştir. Seçkisiz kayıp koşuluna benzer bir şekilde, araştırma kapsamında yer verilen kayıp veri oranlarına ulaşmaya kadar en büyük değerlerden %80 ve en küçük değerlerden %20 oranında silme işlemi gerçekleştirilmiştir.

### ***Kayıp Verilerin Tamamlanması***

Öklid uzaklığı üzerinden benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği, veri silme sürecinde geliştirilen programa eklenen bir değer atama modülü ile gerçekleştirilmiştir. Bu modül kullanılarak, kayıp veri barındıran satırlar ile eksiksiz veriye sahip olan alt örnekte yer alan satırlar arasındaki uzaklıklar hesaplanmış ve noktasal uzaklığın en küçük olduğu satırlar belirlenerek kayıp veri ataması yapılmıştır. Diğer kayıp veri baş etme teknikleri PASW Statistics 18 paket programı ile gerçekleştirilmiştir.

### ***Verilerin Analizi***

Kayıp veri baş etme tekniklerinin güvenilirlik kestirimleri üzerindeki performanslarının incelenmesi amacıyla öncelikle, eksiksiz veri setinden elde edilen güvenilirlik katsayıları ile farklı kayıp veri türü, kayıp veri oranı ve kayıp veri baş etme tekniği altında elde edilen güvenilirlik katsayıları arasındaki farklar hesaplanmıştır.

Parametrik bir teknik olan çok yönlü varyans analizinin uygulanmasından önce, dağılımın normalligi varsayımının karşılanıp karşılanmadığı Kolmogorov-Smirnov testi ile incelenmiştir. Toplam 810 hücreden, test sonuçlarının manidar ( $p < .05$ ) olduğu 42 hücreye karşılık gelen puanlara ait betimsel istatistikler, çarpıklık / basıklık katsayıları ile sütun grafikleri incelenmiş ve ilgili hücrelerin genel olarak normal dağılıma sahip olduğu görülmüştür. Analizlerde manidarlık düzeyi olarak .05 esas alınmıştır.

Örneklem büyüklüğü ve madde sayısı değişkenlerinin her bir kombinasyonu için fark puanlarının bağımlı, kayıp veri türü, kayıp veri oranı ve kayıp veri baş etme tekniğinin bağımsız değişken olarak kullanıldığı çok yönlü varyans analizi gerçekleştirilmiştir. Çok yönlü varyans analizi sonuçlarına göre, değişkenlerin temel, iki yönlü ve üç yönlü ortak etkilerinin istatistiksel olarak manidar olduğu görülmüştür ( $p < .05$ ). Ortalamalar arasındaki manidar farklılığın hangi gruplar arasında olduğunu belirlemek için tek yönlü varyans analizleri gerçekleştirilmiş; varyansların homojenliği varsayımı karşılanmadığı için çoklu karşılaştırma testi olarak Dunnett C kullanılmıştır. Kayıp veri baş etme tekniklerinin temel bileşenler analiziyle elde edilen açıklanan varyans oranları üzerindeki performansları da aynı yaklaşımla incelenmiştir.

Temel bileşenler analizi çerçevesinde, faktör yükü matrislerinin benzerliği  $D^2$  istatistiği üzerinden incelenmiştir. X, eksiksiz veri seti üzerinden elde edilen faktör yükleri matrisini; Y, kayıp veri baş etme tekniğinin uygulanmasıyla elde edilen faktör yükleri matrisini ve m, faktör sayısını temsil etmek üzere  $D^2$  istatistiği aşağıdaki formüle göre hesaplanmaktadır.



$$D^2 = \text{tr}[(X-Y)^T(X-Y)]/m = \text{tr}[(X-Y)(X-Y)^T]/m$$

Bu değerin, ulaşabileceği en büyük değer madde sayısı ve faktör yüklerine göre değişmekle birlikte sıfıra eşit olması, faktör yükleri matrislerinin birebir eşit olduğu anlamına gelmektedir. Elde edilen değer sıfıra yakın olduğu ölçüde faktör yükleri matrislerinin benzerliği artmaktadır (Bernaards ve Sijtsma, 1999). Bu istatistik, farklı kayıp veri baş etme teknikleriyle elde edilen sonuçların karşılaştırılabilmesini sağlamaktadır.

Doğrulamalı faktör analizi çerçevesinde, farklı tekniklerin uygulanmasıyla elde edilen veri setlerinin, veri üretimi aşamasında öngörülen bir ve iki faktörlü modellere uyumu incelenmiştir. Doğrulamalı faktör analizlerinin gerçekleştirilmesinde LISREL 8.80 paket programı kullanılmıştır.

## BULGULAR

Kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı değişkenlerinin farklı kombinasyonları için elde edilen Cronbach  $\alpha$  değerlerinin örneklem büyüklüğü, madde sayısı ve kayıp veri baş etme tekniği değişkenlerine göre yanlılık durumları Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Cronbach  $\alpha$  Kestirimlerinin Yanlılığına İlişkin Analiz Sonuçları

Örneklem Büyüklüğü	Madde Sayısı	Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
			Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
			%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
250	10	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
		EUC	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
		ÇDA	✓	✓	-	✓	✓	✓	-	-	-
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
		EUC	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
		ÇDA	✓	-	-	✓	✓	-	-	-	-
500	10	LBS	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	-	✓	✓	-	-	-	
1000	10	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	
		EUC	✓	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	+	-	-	

Tablo 1’de tik (✓) işareti ile belirtilen hücreler, fark puanlarına ilişkin ortalamanın sıfırdan farklı olmadığını, diğer bir deyişle kestirimlerin yansızlığını; “-” ve “+” şeklinde verilen işaretler ise ilgili kayıp veri baş etme tekniği için Cronbach  $\alpha$  kestirimlerdeki manidar yanlılığın yönünü göstermektedir.

Örneğin, örneklem büyüklüğünün 250, madde sayısının 10 olduğu veri setleri için tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği (EUC), %5 ve %10 kayıp veri oranları için eksiksiz veri setlerine göre daha düşük Cronbach  $\alpha$  değerleri üretirken, bu koşul altındaki bütün kayıp veri oranları için beklenti – maksimizasyon algoritması (BM) ile elde edilen değerler, eksiksiz veri setlerine göre daha yüksektir. Yine bu koşulda, liste bazında silme (LBS) ve stokastik regresyonla değer atama (STR) teknikleriyle elde edilen kestirimlerin yansız; çoklu değer atama (ÇDA) tekniği ile elde edilen kestirimlerin ise sadece kayıp veri oranının %10 olduğu durumda negatif yanlı olduğu görülmektedir.

Tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda, liste bazında silme ve stokastik regresyonla değer atama teknikleri ile elde edilen kestirimler bütün kayıp veri oranları için yansızdır. Beklenti – maksimizasyon algoritması ile elde edilen tüm kestirimlerin pozitif, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniğiyle elde edilen kestirimlerin ise genel olarak negatif yanlı olduğu görülmektedir. Çoklu değer atama tekniği ile genel olarak yansız, örneklem büyüklüğünün 250 ve 500 olduğu bazı durumlarda negatif yanlı kestirimler elde edildiği görülmektedir.

Seçkisiz kayıp koşulunda, stokastik regresyonla değer atama tekniği ile elde edilen kestirimlerin yansız olduğu görülmektedir. Bu koşul altında, beklenti – maksimizasyon algoritması ile elde edilen tüm kestirimlerin pozitif, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniğiyle elde edilen kestirimlerin ise genel olarak negatif yanlı olduğu görülmektedir.

Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında bütün tekniklerin negatif yanlı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı değişkenlerinin farklı kombinasyonları için elde edilen McDonald  $\omega$  değerlerinin örneklem büyüklüğü ve kayıp veri baş etme tekniği değişkenlerine göre yanlılık durumları Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. McDonald  $\omega$  Kestirimlerinin Yanlılığına İlişkin Analiz Sonuçları

Örneklem Büyüklüğü	Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
		Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
		%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
250	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
	EUC	✓	-	-	✓	-	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
500	LBS	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-
	EUC	-	-	-	✓	✓	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
1000	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
	EUC	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-

Tablo 2 incelendiğinde, tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında liste bazında silme, stokastik regresyonla değer atama, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer

atama teknikleri ile elde edilen Mcdonald  $\omega$  kestirimlerinin yansız olduğu görülmektedir. Bu koşul altında benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği ile elde edilen kestirimlerin ise genel olarak negatif yanlı olduğu görülmektedir.

Seçkisiz kayıp koşulu altında stokastik regresyonla değer atama, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama teknikleri ile elde edilen Mcdonald  $\omega$  kestirimlerinin yansız olduğu, liste bazında silme ve benzer tepki örüntüsüne dayalı atama teknikleri ile elde edilen kestirimlerin ise özellikle kayıp veri oranının yüksek olduğu durumlarda negatif yanlı olduğu görülmektedir.

Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında bütün tekniklerin negatif yanlı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı değişkenlerinin farklı kombinasyonları için elde edilen ağırlıklandırılmış  $\omega$  değerlerinin örneklem büyüklüğü ve kayıp veri baş etme tekniği değişkenlerine göre yanlılık durumları Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Ağırlıklandırılmış  $\omega$  Kestirimlerinin Yanlılığına İlişkin Analiz Sonuçları

Örneklem Büyüküğü	Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
		Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
		%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
250	LBS	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-
	EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	-	✓	✓	✓	-	-	-
500	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
	EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-
1000	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
	EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
	BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
	ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-

Tablo 3 incelendiğinde, tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında liste bazında silme ve stokastik regresyonla değer atama teknikleri ile elde edilen  $\Omega_w$  kestirimlerinin yansız olduğu görülmektedir. Çoklu değer atama tekniği, örneklem büyüklüğünün 250 ve kayıp veri oranının %10 olduğu tek bir durumda negatif yanlılık göstermiştir. Bu koşul altında tüm kayıp veri oranları için, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği ile elde edilen kestirimler negatif; beklenti – maksimizasyon algoritması ile elde edilen kestirimler ise pozitif yanlıdır.

Seçkisiz kayıp koşulunda stokastik regresyonla değer atama tekniği ile elde edilen  $\Omega_w$  kestirimlerin yansız olduğu görülmektedir. Çoklu değer atama tekniğinin de genel olarak yansız kestirimler ürettiği görülmektedir.

Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında bütün tekniklerin negatif yanlı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı değişkenlerinin farklı kombinasyonları için elde edilen açıklanan varyans oranlarının örneklem büyüklüğü, madde sayısı ve kayıp veri baş etme tekniği değişkenlerine göre yanlılık durumları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4. Açıklanan Varyans Oranlarının Yanlılığına İlişkin Analiz Sonuçları

Örneklem Büyüklüğü	Madde Sayısı	Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
			Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
			%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
250	10	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
		EUC	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
		ÇDA	✓	✓	-	✓	✓	✓	-	-	-
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	-
		ÇDA	✓	-	-	✓	✓	-	-	-	-
500	10	LBS	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	
		EUC	-	-	-	-	-	-	-	-	
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	-	✓	✓	-	-	-	
1000	10	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-		
		EUC	✓	-	-	-	-	-	-		
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
	15	LBS	✓	✓	✓	✓	-	-	-		
		EUC	-	-	-	-	-	-	-		
		STR	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	
		BM	+	+	+	+	+	+	-	-	
		ÇDA	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	

Tablo 4 incelendiğinde farklı kayıp veri baş etme tekniklerinin, örneklem büyüklüğü ve madde (faktör) sayısı değişkenlerinin tüm düzeyleri için benzer sonuçlar verdiği görülmektedir.

Tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda, tüm kayıp veri oranları için liste bazında silme ve stokastik regresyonla değer atama teknikleri ile elde edilen açıklanan varyans oranlarının yansız olduğu görülmektedir. Bu koşul altında, beklenti – maksimizasyon algoritması ile elde edilen açıklanan varyans oranları pozitif yanlılık göstermekte iken, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği ile elde edilen açıklanan varyans oranlarının genel olarak negatif yanlı olduğu görülmektedir. Çoklu değer atama tekniği ile genel olarak yansız sonuçların elde edildiği görülmektedir.

Seçkisiz kayıp koşulunda, tüm kayıp veri oranları için stokastik regresyonla değer atama tekniği ile elde edilen açıklanan varyans oranlarının yansız olduğu görülmektedir. Çoklu değer atama tekniği ile elde edilen açıklanan varyans oranlarının da genel olarak yansız olduğu görülmektedir. Benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniği ile elde edilen açıklanan varyans oranları negatif yanlıdır.

Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında bütün tekniklerin negatif yanlı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Temel bileşenler analizi çerçevesinde, faktör yükü matrislerinin benzerliği  $D^2$  istatistiği üzerinden incelenmiştir. Kelime sınırlamasına bağlı olarak, Tablo 5'te örneklem büyüklüğünün 250 ve madde sayısının 10 olduğu veri setleri için elde edilen  $D^2$  değerlerine yer verilebilmiştir.

Tablo 5. Örneklem Büyüklüğünün 250, Madde Sayısının 10 Olduğu Veri Setleri İçin Elde Edilen  $D^2$  Değerlerine İlişkin Betimsel İstatistikler

Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	Bet. İst.	Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
		Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
		%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
LBS	Min.	,04	,11	,45	,04	,08	,29	1,11	5,96	13,66
	Maks.	,51	2,78	5,39	,68	1,79	5,35	7,36	25,43	63,13
	Ort.	,21	,61	1,65	,18	,58	1,78	3,78	12,16	33,90
	SS	,11	,44	,91	,10	,35	1,16	1,26	3,61	8,08
EUC	Min.	,00	,02	,06	,00	,01	,07	,06	,44	1,94
	Maks.	,17	,33	,76	,13	,45	,85	1,20	4,28	18,30
	Ort.	,04	,12	,28	,04	,10	,27	,40	1,72	7,21
	SS	,03	,06	,15	,02	,07	,15	,21	,78	2,66
STR	Min.	,01	,02	,09	,02	,02	,09	,13	,52	,93
	Maks.	6,81	6,99	6,70	6,79	7,38	6,79	8,44	11,63	22,38
	Ort.	1,83	1,90	2,02	1,76	1,87	2,06	2,18	3,24	7,25
	SS	1,24	1,28	1,26	1,24	1,32	1,26	1,48	1,93	3,80
BM	Min.	,00	,01	,12	,01	,02	,16	,04	,15	,44
	Maks.	,07	,29	,73	,09	,29	,86	,47	1,48	4,74
	Ort.	,03	,13	,39	,03	,10	,36	,16	,56	2,01
	SS	,01	,05	,13	,02	,05	,12	,09	,27	,87
ÇDA	Min.	,01	,04	,10	,02	,03	,07	,09	,43	1,68
	Maks.	,12	,25	,45	,09	,23	,54	,69	2,13	7,66
	Ort.	,04	,11	,24	,04	,10	,22	,29	1,06	4,02
	SS	,03	,04	,07	,01	,04	,08	,12	,37	1,24

Tabloda belirtilen değerler 100 ile çarpılmıştır.

Tablo 5 incelendiğinde, en düşük  $D^2$  değerlerinin beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama teknikleri ile elde edildiği görülmektedir. Benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniğiyle elde edilen  $D^2$  değerlerinin de bu tekniklere oldukça yakın olduğu görülmektedir. Tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşulları için en büyük değerler stokastik regresyonla değer atama tekniğiyle, seçkisiz olmayan kayıp koşulu için en büyük değerler ise liste bazında silme tekniğiyle elde edilmiştir. Farklı tekniklerle elde edilen  $D^2$  değerleri, kayıp veri oranına paralel olarak artış göstermiştir.

Liste bazında silme tekniği için, seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında %10 kayıp veri oranı için hesaplanan  $D^2$  değerlerinin ortalaması ,34 ve en büyük değeri ,63'tür. Diğer koşullara göre uç değer özelliği gösteren bu değerlerin elde edildiği veri setleri özel olarak incelenmiştir.

İnceleme sonucunda, 10 maddenin bir faktör altında yer alacağı şekilde üretilen veri setlerinde, bazı maddelerin faktör yüklerinin Tabachnick ve Fidell (1996) tarafından önerilen alt sınır olan ,32 değerinin altına düşmesine ek olarak, birden büyük özdeğer sayısının 4'e çıkacak ölçüde değişmesi gibi sorunlarla karşılaşmıştır. Aynı kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı için diğer tekniklerle en yüksek  $D^2$  değerlerinin elde edildiği veri setlerinde böyle sorunların ortaya çıkmadığı, diğer bir deyişle eksiksiz veri setlerindeki faktör yapısının korunduğu görülmüştür. Liste bazında silme tekniğinin uygulanması ile elde

edilen geçerlik kanıtlarının, verinin eksiksiz olduğu durumda elde edilenlere göre oldukça farklı olabileceği görülmüştür.

LISREL 8.80 yazılımı, model – veri uyumunun değerlendirilmesinde kullanılabilecek çok sayıda indeks vermektedir. Doğrulayıcı faktör analizi ile ilgili olarak bu kısımdaki bulgular  $\chi^2 / sd$ , RMSEA, GFI ve CFI indeksleri ile sınırlandırılmıştır. Tablo 6’da, sadece örneklem büyüklüğünün 250 ve madde sayısının 10 olduğu veri setleri için elde edilen bulgulara yer verilebilmiştir.

Tablo 6. Örneklem Büyüklüğünün 250, Madde Sayısının 10 Olduğu Veri Setleri İçin Elde Edilen Doğrulayıcı Faktör Analizi Sonuçları

Kayıp Veri Baş Etme Tekniği	İndeksler*		Kayıp Veri Koşulu ve Oranı								
			Tümüyle Seçkisiz			Seçkisiz			Seçkisiz Olmayan		
			%2	%5	%10	%2	%5	%10	%2	%5	%10
LBS	$\chi^2 / sd$	(,99)	1,21	1,66	2,92	1,18	1,50	2,13	1,16	1,38	1,90
	RMSEA	(,01)	,03	,05	,09	,02	,04	,06	,02	,04	,06
	GFI	(,97)	,97	,96	,92	,97	,96	,94	,97	,96	,95
	CFI	(1,00)	1,00	,99	,97	1,00	,99	,98	1,00	,98	,94
EUC	$\chi^2 / sd$	(,99)	1,05	1,11	1,24	1,05	1,11	1,22	1,04	1,10	1,28
	RMSEA	(,01)	,01	,02	,03	,01	,02	,02	,01	,02	,03
	GFI	(,97)	,97	,97	,97	,97	,97	,97	,97	,97	,96
	CFI	(1,00)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	,99
STR	$\chi^2 / sd$	(,99)	1,10	1,25	1,53	1,09	1,22	1,42	1,08	1,18	1,35
	RMSEA	(,01)	,02	,03	,04	,02	,02	,034	,02	,02	,03
	GFI	(,97)	,97	,96	,96	,97	,97	,96	,97	,97	,96
	CFI	(1,00)	1,00	1,00	,99	1,00	1,00	,99	1,00	1,00	,99
BM	$\chi^2 / sd$	(,99)	1,08	1,23	1,53	1,08	1,21	1,44	1,08	1,18	1,42
	RMSEA	(,01)	,02	,03	,04	,02	,02	,04	,02	,02	,04
	GFI	(,97)	,97	,97	,96	,97	,97	,96	,97	,97	,96
	CFI	(1,00)	1,00	1,00	,99	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	,99
ÇDA	$\chi^2 / sd$	(,99)	1,07	1,22	1,51	1,07	1,20	1,42	1,07	1,16	1,39
	RMSEA	(,01)	,02	,03	,04	,02	,02	,04	,02	,02	,04
	GFI	(,97)	,97	,97	,96	,97	,97	,96	,97	,97	,96
	CFI	(1,00)	1,00	1,00	,99	1,00	1,00	,99	1,00	1,00	,99

\*Parantez içinde verilen değerler eksiksiz veri setlerinden elde edilen ortalamaları göstermektedir.

Tablo 6 incelendiğinde, benzer tepki örüntüsüne dayalı atama, stokastik regresyonla değer atama, beklenti – maksimizasyon algoritması ve çoklu değer atama teknikleriyle elde edilen sonuçların büyük ölçüde benzer olduğu ve model – veri uyumunun oldukça yüksek olduğu görülmüştür. Liste bazında silme tekniğinin iyi bir model – veri uyumu göstermekle birlikte diğer tekniklere göre daha düşük performans sergilediği görülmektedir. Tüm teknikler için, kayıp veri oranının artmasına paralel bir şekilde indeks değerlerinin verinin eksiksiz olduğu durumda elde edilen değerlerden uzaklaştığı görülmektedir.

## SONUÇLAR ve TARTIŞMA

Araştırmada, ölçeklerin psikometrik özellikleri farklı kayıp veri baş etme teknikleriyle karşılaştırmalı bir şekilde incelenmiştir. Örneklem büyüklüğü, madde (faktör) sayısı, kayıp veri türü ve kayıp veri oranı değişkenleri manipüle edilmiş ve beş farklı kayıp veri baş etme tekniğinin performansı, ölçeklerin güvenilirliği ve geçerliği temelinde incelenmiştir.

Cronbach  $\alpha$  katsayısı için ulaşılan sonuçlar örneklem büyüklüğü ve madde sayısı değişkenleri açısından incelendiğinde, kestirimlerin büyük ölçüde birbirine benzer olduğu görülmüştür. Kayıp veri koşulu ve oranı açısından yapılan incelemelerde, araştırmada yer verilen tekniklerin tamamının seçkisiz olmayan kayıp koşulunda negatif yanlı kestirimler ürettiği görülmüştür. Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında elde edilen Cronbach  $\alpha$  kestirimlerinin, kayıp veri oranı ve kayıp veri baş etme tekniği değişkenlerinin tüm düzeyleri için eksiksiz veri setlerine göre daha düşük değerler aldığı görülmüştür.

Tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşullarında yansız kestirimlere ulaşılabildiği ve bu durumun genellikle düşük kayıp veri oranları için geçerli olduğu görülmüştür. Tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda yansız kestirimler üretebilen tekniklerin, seçkisiz kayıp koşulunda yanlılık gösterebildiği görülmüştür.

Cronbach  $\alpha$  için ulaşılan sonuçların Enders (2003; 2004)'in ulaştığı sonuçlar ile büyük ölçüde tutarlı olduğu görülmektedir. Enders (2003) beklenmedik bir şekilde, liste bazında silme tekniği ile tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında negatif yanlı sonuçlara ulaştığını belirtmektedir. Bu araştırmada, liste bazında silme tekniğinin genel olarak tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda tüm kayıp veri oranları için yansız kestirimlerde bulunduğu; seçkisiz kayıp koşulu için ise kayıp veri oranının yüksek olduğu durumlarda negatif yanlı sonuçlar ürettiği görülmüştür. Liste bazında silme tekniği için bu araştırma ile elde edilen sonuçlar, tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda analizlerin yürütüldüğü örneklemin, tüm veri setinin seçkisiz bir alt örneklemini olduğu ve dolayısıyla kestirimlerin yansız olması gerektiği yönündeki beklentiye uygundur.

Cronbach  $\alpha$  kestirimleri için basit atama tekniklerinin, Çokluk ve Kayri (2011)'nin bulgularına benzer şekilde negatif yanlılık gösterme eğiliminde olduğu görülmüştür. Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altında tüm tekniklerin negatif yanlılık gösterdiği yönündeki bulgular ise Enders (2003)'in ulaştığı sonuçlar ile de tutarlıdır. Seçkisiz olmayan kayıp koşulu altına ulaşılan negatif yanlı kestirimlerin, örnekleme kalan bireylerin benzerliğinin artmasından ve ölçümlerin merkeze doğru yığılma göstermesinden kaynaklanan doğal bir sonuç olduğu düşünülebilir. Enders (2010) ve Van Buuren (2013), stokastik regresyonla değer atama tekniğinin tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşulları altındaki kestirimlerde yanlılığı düşüreceğini belirtmektedirler. Bu araştırmada, tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşulları altında elde edilen Cronbach  $\alpha$  kestirimlerinin alanyazında belirtildiği şekilde yansız olduğu görülmüştür.

Çoklu değer atama tekniğinin, seçkisiz olmayan kayıp koşulunda negatif yanlı, tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşullarında altında, düşük miktarlarda kayıplar içeren veri setlerinde ise genel olarak yansız kestirimler ürettiği görülmüştür. Van Ginkel (2007)'in bulgularına benzer şekilde, diğerlerine göre daha güçlü istatistiksel temellere dayanan çoklu değer atama tekniğinin beklenen ölçüde performans sergilemediği görülmüştür.

McDonald  $\omega$  katsayısı için ulaşılan bulgular incelendiğinde, seçkisiz olmayan kayıp koşulu altındaki kestirimlerin Cronbach  $\alpha$  katsayısı için ulaşılan bulgulara benzer şekilde negatif yanlı olduğu görülmüştür. Seçkisiz kayıp koşulunda elde edilen kestirimlerdeki yanlılığın, tümüyle seçkisiz kayıp koşuluna göre genel olarak daha yüksek olduğu ve bu durumun kayıp veri oranının artmasına bağlı olarak daha belirgin bir hal aldığı görülmüştür.

$\Omega_w$  katsayısı için ulaşılan bulgular incelendiğinde, seçkisiz olmayan kayıp koşulu altındaki kestirimlerin negatif yanlı olduğu görülmüştür. Güvenirlik kapsamında ulaşılan sonuçlar, seçkisiz olmayan kayıpların ölçümlerin güvenilirliğini olumsuz yönde etkilediğini ve bu sorunun araştırma kapsamında yer verilen istatistiksel tekniklerle giderilmesinin mümkün olmadığını göstermektedir.

Açıklanan varyans oranlarının yanlılığına ilişkin ulaşılan bulgular kayıp veri koşulu açısından incelendiğinde, seçkisiz olmayan kayıp koşulunda elde edilen açıklanan varyans oranlarının, tüm kayıp veri baş etme teknikleri ve kayıp veri oranları için negatif yanlı olduğu görülmüştür. Tümüyle seçkisiz kayıp ve seçkisiz kayıp koşullarında yansız kestirimlerin elde edilebileceği ve bu durumun genel olarak tümüyle seçkisiz kayıp koşulu lehine olduğu görülmüştür. Sonuçlar kayıp veri oranı açısından incelendiğinde, düşük kayıp veri oranları için yansız olan açıklanan varyans kestirimlerinin, kayıp veri miktarının artmasıyla birlikte negatif yanlılık gösterebildiği sonucuna ulaşılmıştır.

Liste bazında silme ve stokastik regresyonla değer atama tekniklerinin tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında yansız kestirimler ürettiği; benzer tepki örüntüsüne dayalı atama tekniğinin negatif, beklenti – maksimizasyon algoritmasının ise pozitif yanlı olduğu görülmüştür. Genel olarak yüksek performans gösteren çoklu değer atama tekniğinin özellikle büyük örneklerde daha etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Temel bileşenler analizi sonuçları çerçevesinde elde edilen  $D^2$  değerleri kayıp veri koşulu ve kayıp veri oranı açısından incelendiğinde; tümüyle seçkisiz kayıp koşulunda en düşük, seçkisiz olmayan kayıp koşulunda en büyük değerlerin elde edildiği ve  $D^2$  değerlerinin kayıp veri miktarına bağlı olarak artış gösterdiği görülmüştür. Sonuçlar örneklem büyüklüğü ve madde sayısı değişkenleri açısından da büyük ölçüde benzerdir. Bu durum, çalışmalarında çok sayıda kayıp veri baş etme tekniğine yer veren Bernaards ve Sijtsma (1999; 2000)'nın beklenti – maksimizasyon algoritması ve liste bazında silme teknikleriyle tek boyutlu ölçümler için elde ettikleri sonuçlarla örtüşmektedir. Güçlü bir kayıp veri baş etme tekniği olduğu belirtilen (Graham, 2012) çoklu değer atama ile elde edilen sonuçların da diğer tekniklere göre oldukça iyi olduğu görülmektedir.

Farklı kayıp veri baş etme tekniklerinin performansları doğrulayıcı faktör analizi kapsamında incelendiğinde, farklı tekniklerle yüksek düzeyde model – veri uyumunun sağlanabileceği görülmüştür. Kayıp veri baş etme tekniklerine doğrulayıcı faktör analizi çerçevesinde yer veren araştırmalar (Enders ve Bandalos, 2001; Chen ve diğ., 2011; Demir, 2013) incelendiğinde, karşılaştırılan tüm teknikler ile veri – model uyumuna ilişkin indekslerin genel olarak ideale yakın olduğu görülmektedir. Bu noktada, Allison (2001)'in hiçbir kayıp veri baş etme tekniğinin diğerlerine göre “iyi” sayılamayacağı yönündeki ifadesi, farklı kayıp veri baş etme tekniklerinin benzer performans gösterebileceği yönünde de bir anlam kazanmaktadır.

Ölçümlerin güvenilirliğinin ve geçerliğinin birbirinden bağımsız olarak düşünülemeyeceğinden hareketle araştırma kapsamında ulaşılan sonuçlar bir bütün olarak değerlendirildiğinde, çoklu değer atamanın diğer tekniklere göre açık bir üstünlük gösterdiği görülmüştür.

Kayıp verilerle baş etme noktasında en iyi yaklaşım, hiç kaybın olmaması yönünde çabanın sarf edilmesidir. Kayıp veri baş etme teknikleri ile eksiksiz veriye hiçbir zaman tam anlamıyla yaklaşılamamaktadır. Kayıp veri miktarının fazla olduğu durumlarda, öncelikle izleme yapılarak verinin mümkün olduğunca toplanmaya çalışılması, bu çabanın yetersiz kaldığı durumlarda ise veri toplama sürecinin tekrarlanması düşünülebilir.

Sıklıkla kullanılan ve istatistik paket programlarında genellikle otomatik bir şekilde uygulanan liste bazında silme tekniğinin, ölçümlerin tümüyle farklı bir yapıyı temsil etmesi gibi bir soruna yol açabileceği görülmüştür. Liste bazında silme tekniğinin, tümüyle seçkisiz kayıp koşulu altında ve düşük miktardaki kayıpların bulunduğu durumların haricinde kullanılmaması gerekmektedir. Bu koşullar altında, liste bazında silme tekniğine göre daha yüksek performans gösteren ve örneklem büyüklüğünün küçülmesine yol açmayan çoklu değer atama tekniğinin kullanılması daha uygundur.



Yapay veriler kullanılarak gerekleřtirilen bu alıřmada farklı kayıp veri bař etme tekniklerinin performansları, verinin eksiksiz olduėu durumun ölçüt olarak kullanıldıėı karřılařtırmalarla incelenebilmiřtir. Gerek veri setlerinde kayıpların bulunması halinde, kullanılan kayıp veri bař etme tekniėine baėlı olarak farklı faktör yapılarının ortaya ıkması gibi fark edilmesi son derece güç sorunlarla karřılařılabileceėi görölmüřtür. Bu noktada, kayıp veri bař etme teknikleriyle ulařılan kanıtların istatistiksel çerevede ele alınması; güvenilirliėe ve geerliėe iliřkin farklı yöntemlerle elde edilen ve kuramsal olarak da desteklenen mantıksal kanıtların da sunulması gerektiėi unutulmamalıdır.

Arařtırmacılar, kayıp verilerin hemen her arařtırmada karřılařılan genel bir sorun olmasından hareketle, bu arařtırmada yer verilen baėımsız deėiřkenlerinin farklı düzeylerde ele alındıėı alıřmalar planlayabilirler. Özel olarak, kayıp veri bař etme tekniklerinin geniř ölekli testler kapsamında tartıřılmasına gerek duyulmaktadır.

Doėrulamalı faktör analizi çerevesinde farklı kayıp veri bař etme tekniklerinin performansları, gizil deėiřken sayısının ikiden fazla olduėu veya ikinci düzey doėrulamalı faktör analizi modellerine ek olarak, gizil özellikler arasındaki iliřkilerin de modele dâhil edildiėi yapısal modeller üzerinden incelenebilir.

Bu arařtırmada incelemeler klasik test kuramı çerevesinde gerekleřtirilmiřtir. Farklı tekniklerin madde tepki kuramı ve genellenebilirlik kuramı kapsamında ele alındıėı arařtırmalar planlanabilir.

## KAYNAKLAR

- Allison, P. D. (2001). *Missing data*. Thousand Oaks, CA:Sage.
- Alpar, R. (2011). *Uygulamalı ok deėiřkenli istatistiksel yöntemler*, Detay Yayıncılık.
- Baraldi, A. N. ve Enders, C. K. (2010). An introduction to modern missing data analyses. *Journal of School Psychology*, 48, 5-37.
- Bernaards, C. A. ve Sijtsma, K. (1999). Factor analysis of multidimensional polytomous item response data suffering from ignorable item nonresponse. *Multivariate Behavioral Research*, 34(3), 277 – 313.
- Bernaards, C. A. ve Sijtsma, K. (2000). Influence of imputation and EM methods on factor analysis when item nonresponse in questionnaire data is nonignorable. *Multivariate Behavioral Research*, 35(3), 321 – 364.
- Büyüköztürk, ř. (2010). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı: İstatistik, arařtırma deseni SPSS uygulamaları ve yorum*, Pegem Akademi.
- Chen, S-F, Wang, S. ve Chen, C-Y. (2011). A simulation study using EFA and CFA programs based on the impact of missing data on test dimensionality. *Expert Systems With Applications*, 39(2012), 4026 – 4031.
- Collins, L. M., Schafer, J. L. ve Kam, C. (2001). A comparison of inclusive and restrictive strategies in modern missing data procedures. *Psychological Methods*, 6(4), 330-351.
- okluk, Ö. ve Kayrı, M. (2011). Kayıp deėerlere yaklařık deėer atama yöntemlerinin ölçme araçlarının geerlik ve güvenilirliėi üzerindeki etkisi. *Kuram ve Uygulamada Eėitim Bilimleri*, 11(1), 289 – 309.
- De Luca, G. ve Peracchi, F. (2007). A sample selection model for unit and item nonresponse in cross-sectional surveys. *CEIS Tor Vergata - Research Paper Series*, 33(99).
- Demir, E. (2013). Kayıp verilerin varlıėında iki kategorili puanlanan maddelerden oluřan testlerin psikometrik özelliklerinin incelenmesi (Doktora tezi, Ankara Üniversitesi Eėitimde Ölme ve Deėerlendirme Anabilim Dalı, Ankara). <http://tez2.yok.gov.tr/> adresinden edinilmiřtir.
- Demir, E. ve Parlak, B. (2012). Türkiye’de eėitim arařtırmalarında kayıp veri sorunu. *Eėitimde ve Psikolojide Ölme ve Deėerlendirme Dergisi*, 3(1), 230-241.
- Dong, Y. ve Peng, C-Y. J. (2013). Principled missing data methods for researchers. *Methodology*, 2:222.
- Dunn, T. J., Baguley, T. ve Brunsten, V. (2013). From alpha to omega: a practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology*, 105(3), 399-412.
- Dural, S. (2010). Farklı Kayıp veri tekniklerinin ok göstergeli örtük büyüme modelleri üzerindeki etkisi. (Doktora tezi, Ege Üniversitesi Psikometri Anabilim Dalı, İzmir.) <http://tez2.yok.gov.tr/> adresinden edinilmiřtir.
- Enders, C. K. (2003). Using the expectation maximization algorithm to estimate coefficient alpha for scales with item-level missing data. *Psychological Methods*, 8(3), 322-337.

- Enders, C. K. (2004). The impact of missing data on sample reliability estimates: implications for reliability reporting practices. *Educational and Psychological Measurement*, 64(3), 419-436.
- Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. (1. Ed.). New York: The Guilford Publications, Inc.
- Enders, C. K. ve Bandalos, D. L. (2001). The relative performance of full information maximum likelihood estimation for missing data in structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 8(3), 430-457.
- Field, A. (2005). *Discovering statistics using SPSS*. (2. Ed.). London: SAGE Publications Inc.
- Goegebeur, Y., De Boeck, P. ve Molenberghs, G. (2010). Person fit for test speededness: normal curvatures, likelihood ratio tests and empirical bayes estimates. *Methodology: European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences*, 6(1), 3 – 16.
- Graham, J. W., (2012). *Missing data: analysis and design*. New York: Springer.
- Graham, J. W., Cumsille, P. E., ve Elek-Fisk, E. (2003). Methods for handling missing data. in J. A. Schinka and W.F. Velicer (Eds), *Handbook Of Psychology: Volume:2. Research Methods in Psychology*, New York: Wiley.
- Graham, J. W., Hofer, S. M., ve Mackinnon, D. P. (1996). Maximizing the usefulness of data obtained with planned missing value patterns: an application of maximum likelihood procedures. *Multivariate Behavioral Research*, 31(2), 197-218.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E. ve Tatham, R. L. (2006). *Multivariate data analysis*. (6. Ed.). New Jersey: Pearson Education, Inc.
- Heerwegh, D. (2005). Web surveys. explaining and reducing unit nonresponse, item nonresponse and partial nonresponse. (Doktora tezi, Katholieke Universiteit Leuven Faculteit Sociale Wetenschappen, Leuven, Belçika.)
- Kim, J.O. ve Curry, J. (1977). The treatment of missing data in multivariate analysis. *Sociological Methods and Research*, 6(2), 215-241.
- Leeuw, E.D. de, Hox, J. ve Huisman, M. (2003). Prevention and treatment of item nonresponse. *Journal of Official Statistics*, 19(2), 153-176.
- Little, R. J. A. (1988). A test of missing completely at random for multivariate data with missing values. *Journal of the American Statistical Association*, 83, 1198-1202.
- Little, R. J. A. ve Rubin, D. B. (1987). *Statistical analysis with missing data*. New York: Wiley.
- McDonald, R. (1985). *Factor analysis and related methods*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Mcknight, P. E., Mcknight, K. M., Sidani, S. ve Figueredo, A. J. (2007). *Missing data: a gentle introduction*. New York: The Guilford Publications, Inc.
- Montalto, C. P. ve Sung, J. (1996). Multiple imputation in the 1992 survey of consumer finances. *Financial Counseling and Planning*, 7, 133 – 141.
- Peterson, A. (2000). A meta – analysis of variance accounted for and factor loadings in exploratory factor analysis. *Marketing Letters*, 11(3), 261 – 275.
- Pigott, T. D. (2001). A review of methods for missing data. *Educational Research and Evaluation: An International Journal of Theory and Practice*, 7(4), 353-383.
- Rubin, D. B., (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63, 581-592.
- Rubin, D. B. (1987). *Multiple imputation for nonresponse in surveys*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Schafer, J. L. (1997). *Analysis of incomplete multivariate data*. New York: Chapman & Hall/Crc.
- Schafer, J. L. ve Graham, J. W. (2002). Missing data: our view of the state of the art. *Psychological Methods*, 7(2), 147 – 177.
- Scheffer, J. (2002). Dealing with missing data. *Research Letters in the Information and Mathematical Sciences*, 3, 153-160.
- Tabachnick, B. G. ve Fidel, L. S. (1996). *Using multivariate statistics*. (3. Ed). MA: Allyn&Bacon, Inc.
- Van Buuren, S. (2013). *Flexible imputation of missing data*. Chapman & Hall/CRC Press.
- Van Ginkel, J. R., (2007). Multiple imputation for incomplete test, questionnaire, and survey data. (Doktora tezi, Tilburg Üniversitesi, Hollanda.)
- Van Ginkel, J. R., Kroonenberg, P. M. ve Kiers, H. A. L. (2013). Missing data in principal component analysis of questionnaire data: a comparison of methods. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 84(11), 2298-2315.
- Van Ginkel, J. R., Sijtsma, K., Van der Ark, L. A ve Vermunt, J. K. (2010). Incidence of missing item scores in personality measurement, and simple item – score imputation. *Methodology: European Journal of Research Methods for the Social Sciences*, 6(1), 17 – 30.
- Yeşilova, A., Kaya, Y. ve Almalı, M. N. (2011). A comparison of hot deck imputation and substitution methods in the estimation of missing data. *Gazi University Journal of Science*, 24(1), 69 – 75.

Yurdugül, H. (2006). Paralel, eşdeğer ve konjenerik ölçmelerde güvenilirlik katsayılarının karşılaştırılması. *Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Dergisi*, 39(1), 15-37.

## EXTENDED ABSTRACT

### Introduction

Multivariate statistical techniques often applied on data sets to investigate psychometric properties of scales, in educational sciences and psychology. These techniques vary according to research question but all require complete data sets. Even the research process was conducted by experts carefully, presence of missing elements in data sets is a common problem. Missing values limit findings of research and conclusions which are based on findings.

There are lots of missing data techniques which can be applied to overcome this problem. In this research, psychometric properties of scales were investigated for different sample sizes, number of items, patterns of missingness, missingness ratio with five different missing data techniques using artificial data sets.

### Method

Data sets were generated via MPlus which allows user to manipulate sample size, number of items and structural relations. Sample sizes manipulated for 250, 500 and 1000 and number of items were manipulated for 10 and 15 respectively. For each condition 100 different data sets were generated.

On complete data sets, a special software was developed to ensure missing completely at random (MCAR), missing at random (MAR) and missing not at random (MNAR). To ensure missing completely at random mechanism, random numbers were generated based on number of items and sample size, and corresponding data points were deleted. For missing at random mechanism, data sets were sorted for the first item and data points over median were deleted with a probability of 0,8; data points under median were deleted with a probability of 0,2. And for missing not at random mechanism, all items were sorted individually. Highest values were deleted at the ratio of 0,8 and lowest values were deleted at the ratio of 0,2. Missingness values were fixed %2, %5 and %10 for all data sets.

The missing data techniques, listwise deletion, stochastic regression imputation, expectation – maximization algorithm and multiple imputation were carried out by SPSS 18.0. A special module was added to software for similar response pattern imputation based on Euclidian distance.

Performances of different missing data techniques were investigated based on the differences between reliability estimations obtained from complete and imputed data sets. These scores were analyzed with multivariate and univariate analysis of variance under all combinations of independent variables, for detecting bias.  $D^2$  statistics were computed for examining similarity of factor loading matrices. Confirmatory factor analysis were conducted to test model fit.

### Results and Discussion

For missing completely at random pattern, expectation – maximization algorithm produced positive and similar response pattern imputation produced negative biased estimates for Cronbach  $\alpha$ . Under this condition listwise deletion, stochastic regression imputation and multiple imputation generally produced unbiased estimates. These findings were generally true for missing at random mechanism.

McDonald  $\omega$  estimates obtained by similar response pattern imputation was negatively biased. Other techniques were found to be unbiased under missing completely at random and missing at random mechanism.

For  $\omega_{\text{weighted}}$  estimates, expectation – maximization algorithm was positively and similar response pattern imputation was negatively biased under missing completely at random and missing at random conditions. Listwise deletion, stochastic regression imputation and multiple imputation generally produced unbiased estimates.

Similar response pattern imputation was negative and expectation – maximization algorithm was positive biased for extracted variance. Other techniques were generally unbiased. All estimates were negatively biased for missing not at random mechanism.

Investigations based on  $D^2$  statistics showed that, similar response pattern imputation, stochastic regression imputation, expectation – maximization algorithm and multiple imputation performed accurate. But serious threats to structural validity were found for some data sets which listwise deletion was applied. And confirmatory factor analysis showed that all missing data techniques may perform high.

Results show that listwise deletion, which is often applied as a default missing data technique, may cause serious problems. On the other hand expectation – maximization algorithm and multiple imputation generally outperformed but none of the techniques are the best for all conditions. Suggestions were made based on findings for future research.