T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİFAKTÖR MODELİ VE BİR UYGULAMA

REMZİYE MELTEM GENÇ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK PROGRAMI

DANIŞMAN
DOÇ. DR. GÜLHAYAT GÖLBAŞI ŞİMŞEK

İSTANBUL, 2017

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİFAKTÖR MODELİ VE BİR UYGULAMA

Remziye Meltem GENÇ tarafından hazırlanan tez çalışması 08.06.2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Gülhayat GÖLBAŞI ŞİMŞEK

Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Gülhayat GÖLBAŞI ŞİMŞEK

Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Fatma NOYAN TEKELİ

Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Selay GİRAY

Marmara Üniversitesi



ÖNSÖZ

Bu tezin hazırlanmasında ilgi ve desteğinden ötürü değerli hocam ve danışmanım Doç. Dr. Gülhayat Gölbaşı Şimşek'e teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, çalışmam boyunca bana destek olan aileme ve özellikle de annem Naime Genç'e yardımlarından ötürü sonsuz teşekkür ederim.

Mayıs, 2017

Remziye Meltem GENÇ

İÇİNDEKİLER

Sayfa

SİMGE LİSTESİ vii

KISALTMA LİSTESİ viii

ŞEKİL LİSTESİ ix

ÇİZELGE LİSTESİ ix

ÖZET xi

ABSTRACT xiii

BÖLÜM 1

GİRİŞ 1

1.1 Literatür Özeti 1

1.2 Tezin Amacı 2

1.3 Hipotez 2

BÖLÜM 2

FAKTÖR ANALİZİ 3

2.1 Temel Kavramlar 4

2.1.1 Korelasyon ve Kovaryans Matrisleri 4

2.1.2 Öz Değer 4

2.1.3 Yamaç-Birikinti Grafiği 4

2.1.4 Faktör Yük Değeri 4

2.1.5 Ortak Faktör Varyansı, Varyans Oranı ve Kovaryans Oranları 5

2.1.6 Faktörleştirme 5

2.1.7 Döndürme 5

2.1.8 Faktör İsimlendirme 5

2.2 Faktör Analizi Yöntemleri 6

2.2.1 Acıklayıcı Faktör Analizi 6

2.2.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi 7
2.3 Doğrulaycı Faktör Analizi ve Açıklayıcı Faktör Analizi Arasındaki Temel Farklar.8
2.4 Doğrulayıcı Faktör Modellerinin Değerlendirilmesinde Kullanılan Model Uyum Ölçütleri 9
2.4.1 χ^2 Testi 9
2.4.2 Uyum İyiliği İndeksi 10
2.4.3 Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi 10
2.4.4 Akaike Bilgi Kriteri 10
2.4.5 Kök Artık Kareler Ortalaması 10
2.4.6 Standartlaştırılmış Kök Artık Kareler Ortalaması 11
2.4.7 Ölçeklendirilmiş Uyum İndeksi 11
2.4.8 Ölçeklendirilmemiş Uyum İndeksi 11
2.4.9 Tahminin Kök Hata Kareler Ortalaması 11
2.4.10 Karşılaştırmalı Uyum İndeksi 12
BÖLÜM 3
İKİNCİ MERTEBE FAKTÖR MODELİ VE BİFAKTÖR MODELİ 13
3.1 İkinci Mertebe Faktör Analizi Modeli 13
3.2 Bifaktör Modeli 14
3.2.1 Bifaktör Modellerin Değerlendirlmesinde Kullanılan Ölçütler 17
3.2.1.1 Cronbach Alfa Katsayısı 18
3.2.1.2 Omega Katsayıları 19
3.2.1.3 Açıklanan Ortak Varyans Oranı 21
3.2.1.4 Grup Faktörlerinin Etkisi Bulaşmamış Korelasyonların Oranı 23
3.3 İkinci Mertebe Model Ve Bifaktör Modeli Arasındaki Farklar 23
BÖLÜM 4
UYGULAMA 26
4.1 Araştırmanın Örneklemi 26
4.2 Veri Analizi 27
4.3 Açıklayıcı Faktör Analizi 28
4.4 Doğrulayıcı Faktör Modelleri 31
4.4.1 Tek Faktörlü Model Uygulaması 31

4.4.2 Bağımsız Kümeler Modeli 32
4.4.2.1 Üç-Faktörlü Korelasyonlu Bağımsız Faktör Modeli 32
4.4.2.2 Üç-Faktörlü Korelasyonsuz Bağımsız Faktör Modeli 35
4.4.3 İkinci Mertebe Faktör Modeli 37
4.4.4 Bifaktör Modeli 39
4.5 Modellerin Karşılaştırılması 44
4.6 Modellerin Genelleştirilebilirliğinin Araştırılması 45
BÖLÜM 5
SONUÇ 47
KAYNAKLAR 50
EK-A 54
KULLANILAN KODLAR 54
ÖZGEÇMİŞ 62

SİMGE LİSTESİ

α Cronbach Alfa

X^2 Ki-Kare değeri

ω Omega Katsayısı

Λ Öz değer

E Ölçme hatası

σ_c^2 Toplam bileşik puanın varyansı

KISALTMA LİSTESİ

AFA	Açıklayıcı Faktör Analizi (Exploratory Factor Analysis)
AGFI	Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (Adjusted Goodness Of Fıt Index)
AIC	Akaike Bilgi Kriteri (Akaike Information Criterion)
CFI	Karşılaştırmalı Uyum İndeksi (Comperative Fit Index)
DFA	Doğrulayıcı Faktör Analizi (Confirmatory Factor Analysis)
ECV	Ortak Varyansı Açıklama Oranı (Explained Common Variance)
GFI	Uyum İyiliği İndeksi (Goodness-of-Fit Index)
NFI	Ölçeklendirilmiş Uyum İndeksi (Normed Fit Index)
NNFI	Ölçeklendirilmemiş Uyum İndeksi (Non-Normed Fit Index)
OECD	Organisation For Economic Co-Operation And Development
PISA	Programme For International Student Assessment
RMR	Kök Artık Kareler Ortalaması (Root Mean Square Residual)
RMSEA	Tahminin Kök Hata Kareler Ortalaması (Root Mean Square Error Of Approximation)
PUC	Grup Faktörlerinin Etkisi Bulaşmamış Korelasyonların Oranı (Percentage Of Uncontaminated Correlations)
SRMR	Standartlaştırılmış Kök Artık Kareler Ortalaması (Standardized Root Mean Square Residual)

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 Açıklayıcı faktör analizi 6
Şekil 2.2 Doğrulayıcı faktör analizi 8
Şekil 3.1 İkinci mertebe faktör modeli 14
Şekil 3.2 Bifaktör model 15
Şekil 3.3 Bifaktör modelinin değerlendirilmesinde kullanılan ölçütler 18

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 4. 1 Başlangıç özdeğerleri ve faktörlerin varyans açıklama oranları 29
Çizelge 4. 2 Tek faktörlü model ve üç faktörlü model yükleri 30
Çizelge 4. 3 Tek faktörlü model uyum iyiliği değerleri 31
Çizelge 4. 4 Korelasyonlu bağımsız faktör modeli uyum iyiliği değerleri 33
Çizelge 4. 5 Korelasyonlu bağımsız modelin standartlaştırılmış yük değerleri 34
Çizelge 4. 6 Korelasyonsuz bağımsız faktör modeli uyum iyiliği değerleri 35
Çizelge 4. 7 Korelasyonsuz bağımsız modelin standartlaştırılmış yük değerleri 36
Çizelge 4. 8 İkinci mertebe faktör modelinin uyum iyiliği ölçütleri 37
Çizelge 4. 9 İkinci mertebe faktör model standartlaştırılmış yük değerleri 38
Çizelge 4. 10 Genel faktörden grup faktörlerine standartlaştırılmış yük değerleri 39
Çizelge 4. 11 Bifaktör modeli uyum iyiliği değerleri 40
Çizelge 4. 12 Bifaktör modeli standartlaştırılmış yük değerleri 41
Çizelge 4. 13 Bifaktör modeli değerlendirme ölçütleri 43
Çizelge 4. 14 Modellerin uyum iyiliği değerleri karşılaştırması 44
Çizelge 4. 15 Ki-Kare fark testi sonuçları 45
Çizelge 4. 16 Rasgele seçilen ikinci örnek için modellerin uyum iyiliği karşılaştırması 46
Çizelge 4. 17 Rastgele seçilen ikinci örnek için ki-kare karşılaştırması 46

ÖZET

BİFAKTÖR MODELİ VE BİR UYGULAMA

Remziye Meltem GENÇ

İstatistik Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Gülhayat GÖLBAŞI ŞIMŞEK

Uluslar arası öğrenci değerlendirme programı (Programme for International Student Assessment,PISA), matematik, fen bilimleri ve okuma becerilerini ölçmek için üçer yıllık dönemler halinde düzenlenen bir projedir. PISA'nın altıncı döngüsü olan PISA 2015 uygulamasına, 35'i OECD üyesi olmak üzere 72 ülkeden yaklaşık 29 milyon öğrenciyi temsilen 540.000'e yakın öğrencinin katılımıyla 2015 yılı içerisinde gerçekleştirilmiştir. Projeye Türkiye'yi temsilen 61 ilden 187 okul ve 5895 öğrenci katılmıştır.

Genel olarak literatüre baktığımızda, sosyal bilimlerde ölçek geliştirme ya da uyarlama çalışmalarında ve bir ölçeğin farklı bir amaç ya da farklı bir örneklem için kullanıldığı araştırmalarda, yapı geçerliliğine ilişkin kanıt elde etmek amacıyla çeşitli analizler olduğunu görüyoruz. İkinci mertebe faktör modelinde ve bifaktör modelinde maddelerin doğrudan veya dolaylı olarak açıklayan bir genel faktör bulunmaktadır. Bifaktör modeli de, tüm test maddeleri tarafından ölçülen genel bir faktörü ve maddelerin alt grupları tarafından paylaşılan kalıntı varyansı belirleyen spesifik faktörleri belirtir. İkinci mertebe faktör modelinde ise ikinci mertebe faktör genel faktör olup birinci mertebe faktörleri açıklamaktadır. İkinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli eğitim ve psikoloji alanındaki ölçüm araştırmalarında giderek daha fazla kullanılmaktadır. Bu çalışmada, PISA 2015 projesinden elde edilen veriler kullanılarak (öğrencilerin verdiği cevapların skorlarını göz önüne alarak), değişkenlerin arasındaki kovaryansları açıklayan modelin bifaktör model yapısına uygunluğu araştırılmıştır. Bu

amaçla Doğrulayıcı Faktör Analizi çalışmalarında sıklıkla kullanılan uyum iyiliği indekslerinden de yararlanılmıştır. Ayrıca bifaktör modelini değerlendirmek için önerilmiş olan ECV(Explained Common Variance) ve omega katsayıları da hesaplanmış ve Türkiye'den öğrencilerin oluşturduğu örnek üzerinde öğrencilerin matematik, okuma ve fen skorlarının altında yatan yani bu skorları ürettiren modelin ikinci mertebe ve bifaktör modeli olup olmayacağı tek faktörlü model, bağımsız kümeler modelleri ile karşılaştırma yapılarak araştırılmıştır. Sonuçta elimizdeki veri bir genel faktörü bulunan bifaktör ve ikinci mertebe faktör modeline daha iyi uyum göstermiş olup bu modeller doğrulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Bifaktör, Doğrulayıcı Faktör Analizi, İkinci mertebe faktör modeli, Omega Katsayıları, PISA 2015

ABSTRACT

BIFACTOR MODEL AND AN APPLICATION

Remzıye Meltem GENÇ

Department of Statistics

MSc. Thesis

Adviser: Assoc. Prof. Dr. Gülhayat GÖLBAŞI ŞİMŞEK

The Program for International Student Assessment is a triennial project designed to measure math, science and reading skills. PISA 2015, the sixth cycle of PISA, was implemented in 2015 with the participation of nearly 540,000 students representing approximately 29 million students from 72 countries, 35 of which are OECD members. 61 schools and 5895 students attended to the project to represent Turkey.

When we look at the literature, in general, various analysis are used to obtain evidence related to construction validity in scale improving or adaptation studies in social sciences or, in studies which a scale is used for different purposes or for a different sampling. There is a general factor in the second-order factor model and the bifactor model which directly or indirectly explains the factors. In the bifactor model, a general factor is measured by all the test items and the specific factors that determine the residual variance shared by the subgroups of the items. In the second-order factor model, the second-order factor is the general factor and explains the first order factors. The second-order factor model and the bifactor model are increasingly being used in measurement research in education and psychology. In this study, using the data from the PISA 2015 project (taking into account the scores of students' answers), the suitability of the model describing the covariances between variables to the bifactor model structure was investigated. For this purpose, the goodness of fit indexes

are used which are frequently used in Confirmatory Factor Analysis studies. In addition, ECV (Explained Common Variance) and omega coefficients, which are proposed to evaluate the bifactor model, were also calculated. As a result, the data have been better adapted to the bifactor and second order factor model with a general factor, and these models have been confirmed.

Keywords: Confirmatory Factor Analysis, Bifactor, Second-order Model, Omega, PISA 2015

BÖLÜM 1

GİRİŞ

1.1 Literatür Özeti

İkinci mertebe faktör ve bifaktör modelleri çok sayıda birbiriyle ilişkili alanlardan oluşan genel yapıları temsil etmek için kullanılan hiyerarşik faktör modelleridir. İkinci mertebe faktör ve bifaktör modelleri son yıllarda sıklıkla eğitim ve psikolojik alanlardaki çalışmalarda uygulanmaya başlanmıştır.

Örneğin Chen, West ve Sousa 2010 yılında yaşam kalitesi değerlendirme çalışmasında ikinci mertebe faktör ve bifaktör modelini karşılaştırmışlar ve bifaktör modelinin avantajlarını tartışılmışlardır. Yaşam kalitesi ölçütü dört adet (bilişsel nitelik, canlılık, zihinsel sağlık, hastalık endişesi) birbiriyle ilişkili faktörden oluşmuştur ve ikinci mertebe bir genel (sağlık) faktör önerilmiştir [1].

Black, Yang ve arkadaşları 2015 yılında ikinci mertebe faktör, bifaktör modeli ve alfa katsayısını kullanarak bir psikolojik araştırma sonuçlarının uyum iyiliği ve güvenilirlik tahminlerini karşılaştırmışlardır [2].

Reise, Morizot ve Hays 2007 yılında, tüketicilerin sağlık hizmeti sağlayanlar ve sağlık sistemleri hakkındaki değerlendirme verileri ile sağlık faktörü ölçütlerinde boyutluluk sorunlarının çözümünde bifaktör modelini kullanmışlardır. Grup faktörlerini hızlı tedavi, doktorun hasta ile iletişimi ve personelin yardımcı, nazik olması olarak ve genel faktörü ise ilginin hasta üzerindeki etkisi olarak değerlendirmişlerdir. Sonuçlar bifaktör modelinin, ortak varyansın büyük bir kısmının genel faktörden kaynaklandığı ortaya koyulmuştur [3].

Birçok psikolojik değerlendirme aracı, birbiriyle ilişkili birden fazla alandan oluşan genel bir yapı varsayımı üzerine kuruludur. Weisner ve Schanding'de 2013 yılında bu varsayımdan yola çıkarak davranışsal ve duygusal tarama sistemi öğretmen formu verilerine bifaktör modelini uygularak öğretmenlerin genel uyumsuz davranışlarını değerlendirmiştir [4].

Başka bir çalışma ise Coco, Ingoglia, ve Lundqvist 2014 yılında duygusal yayılım ölçeği verilerine uygulanan doğrulayıcı faktör analizi sonuçlarının, bir genel faktör (genel duyarlılık) ve dört grup faktörünün (üzüntü, mutluluk, öfke, aşk) olduğunu ve ölçeğin bifaktör modelini desteklediğini göstermişlerdir [5].

Bu çalışmaların yanı sıra son üç senedeki uygulamalar incelendiğinde çok sayıda olduğu görülmüştür ([6], [7], [8], [9], [10], [11, [12], [13], [14], [15], [16]).

1.2 Tezin Amacı

Bu araştırmanın genel amacı, geleneksel faktör modellerine alternatif olan ikinci mertebe ve bifaktör model yapısını ortaya koymak ve PISA 2015 Türkiye verilerine bu modelleri uygulayarak konunun anlaşılabilirliğini sağlamaktır.

1.3 Hipotez

Bu çalışmada matematik, okuma ve fen bilimleri için tüm test maddeleri tarafından ölçülebilen bir genel başarı faktörü belirlenmeye çalışılmıştır.

BÖLÜM 2

FAKTÖR ANALİZİ

Faktör analizi, birbiriyle ilişkili çok sayıda değişkeni bir araya getrirerek, anlamlı daha az sayıda yeni değişken (faktörler, boyutlar) bulmayı amaçlayan çok değişkenli bir istatistik olarak adlandırılabilir [17]. Diğer bir ifade ile faktör analizi sosyal bilimlerde ölçek geliştirme çalışmalarında ve bir ölçeğin farklı bir amaç veya farklı bir örneklem için kullanıldığı araştırmalarda, yapı geçerliliğine ilişkin kanıt elde etmek amacıyla en çok kullanılan yöntemlerden biridir [18]. Faktör analizi temel bir sınıflandırma ile açıklayıcı faktör analizi (exploratory factor analysis) ve doğrulayıcı faktör analizi (confirmatory factor analysis) olarak ikiye ayrılabilir.

Thompson'a (2004) göre faktör analizi üç temel amaç için kullanılabilir. Bu amaçlar şunlardır [18];

- Faktör analizi, skorların geçerliliğini değerlendirmek amacıyla kullanılır. Geçerlilik genel olarak bir testin ölçmeyi amaçladığı özelliği doğru bir biçimde ölçüp ölçmediğiyle ilgilenir. Araştırmacı, faktör analizi yöntemi ile geliştirdiği testin ölçmek istediği özelliği ölçüp ölçmediğine ilişkin kanıtları ortaya koymayı amaçlar.
- Faktör analizi, yapıların doğasıyla ile ilgili kuram geliştirmek amacıyla kullanılabilir. Bu amaçla ilgili olarak Guilford tarafından geliştirilen "zihin yapısı" örnek olarak gösterilebilir. Guilford, bilişsel yeteneklerle ilgili düzinelerce test uygulamalarından elde ettiği sonuçlar doğrultusunda kuramını geliştirmiştir.
- Faktör analizi, daha sonraki analizlerde (varyans analizi, regresyon analizi vb.) kullanılabilen faktör skorları arasındaki ilişkileri özetlemek amacıyla kullanılabilir.

2.1 Temel Kavramlar

Fakör analizinde çeşitli kavramlar kullanılmaktadır.

2.1.1 Korelasyon ve Kovaryans Matrisleri

Faktör modelinden üretilen korelasyon matrisi "yeniden üretilmiş korelasyon matrisi" olarak ifade edilir. Gözlenen değişkenler tarafından üretilen korelasyon matrisine ise "gözlenen korelasyon matrisi" denir. Bu iki korelasyonun arasındaki fark "hata (artık) korelasyon matrisi" olarak ifade edilir. İyi bir faktör analizinde, artık korelasyon matrisinde korelasyonların küçük, yani gözlenen ve yeniden üretilen matrisler arasındaki uyumun yakın olması gerekir [18].

2.1.2 Öz Değer

Öz değer (Eigen value), bir faktörle orijinal değişken arasındaki ilişkinin gücünü belirtir. Öz değerler, faktörlerce açıklanan varyansı hesaplamada ve faktör sayısını karar vermede kullanılır. "λ" (lamda) sembolü ile gösterilir. Eğer k tane öz değer, toplam varyansın %80 gibi bir oranı karşılıyorsa k sayıda faktör belirlenir [18].

2.1.3 Yamaç-Birikinti Grafiği

Yamaç-birikinti grafiği (Scree plot), faktör sayısına karar vermek amacıyla kullanılan yardımcı bir grafiktir. Grafikte Y ekseni (dikey eksen) öz değer miktarını, X ekseni (yatay eksen) ise bileşenleri gösterir. Bu grafik, baskın faktörleri ortaya koyarak faktör azaltmaya yardımcı bir grafiktir [18].

2.1.4 Faktör Yük Değeri

Faktör yük değeri (Factor loading), maddelerin faktörlerle olan ilişkilerini açıklayan bir katsayıdır ve maddelerin ait oldukları faktörlerdeki yük değerlerinin yüksek olması beklenir. Genel olarak işaretine bakılmaksızın açıklanan varyansın 0,60 ve üstü yük değeri yüksek düzeyde tanımlanır [18].

2.1.5 Ortak Faktör Varyansı, Varyans Oranı ve Kovaryans Oranları

Ortak faktör varyansı, faktör analizi sonucunda faktörlerin her bir değişken üzerinde yol açtıkları ortak varyanstır. Bir maddenin veya değişkenin, faktör yüklerinin kareleri olarak ifade edilir. bu değer, bir değişkendeki çıkarılmış faktörlerce açıklanan varyans oranını belirler. Kovaryans oranı ise bir faktördeki maddelerin faktör yük değerlerinin kareleri toplamının, ortak faktör varyansları toplamına bölünmesiyle elde edilir [18].

2.1.6 Faktörleştirme

Faktör analizi, bir faktörleştirme (factoring) ya da ortak faktör adı verilen yeni değişkenleri ortaya çıkarma ya da maddelerin faktör yük değerlerini kullanarak kavramların işlevsel tanımlarını elde etme süreci olarak tanımlanmaktadır. Faktör analizinde, faktörleştirmede kullanılan pek çok yöntem vardır. Bu yöntemler arasında temel bileşenler analizi, imaj-faktör analizi, alpha analizi, temel faktörler analizi sayılabilir [18].

2.1.7 Döndürme

Araştırmacı, bir faktör analizi tekniğini uygulayarak elde ettiği kadar önemli faktörü, "bağımsızlık, yorumlamada açıklık ve anlamlılık" sağlamak amacıyla bir eksen döndürmesine (Rotation) tabii tutabilir.

Faktör döndürme, çözümün temel matematiksel özelliklerini değiştirmez. Eksenlerin döndürülmesi sonrasında maddelerin bir faktördeki yükü artarken diğer faktörlerdeki yükleri azalır. Böylece faktörler, kendileriyle yüksek ilişki veren maddeleri bulurlar ve faktörler daha kolay yorumlanabilir (Tabachnick ve Fideli, 2001. Tatlidil, 1992). İyi bir faktör döndürmede, boyut indirgemenin (değişken azaltma), faktörler arasında biçimsizliğin ve faktörlerin kavramsal anlamlılığının sağlanmış olması gerektiğini belirtmektedir [18].

2.1.8 Faktör İsimlendirme

Faktör analizi sonucunda ortaya çıkan faktör yüklerine bakılarak, faktörler altında toplanabilecek değişkenler belirlenir ve faktörlere uygun isimler verilir. Bu işleme

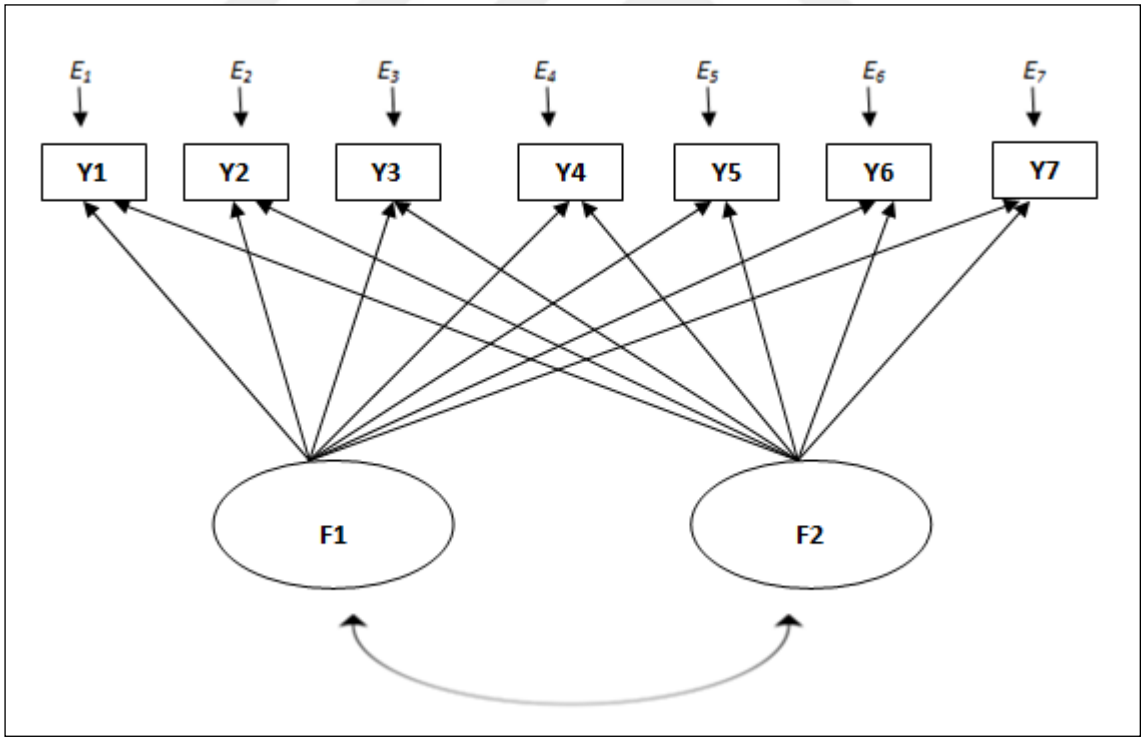
“etiketleme” adı da verilmektedir. Faktörlere isim verme sonuçları tartışmayı ve yorumlamayı kolaylaştırır [18].

2.2 Faktör Analizi Yöntemleri

Faktör analiziyle ilgili teknikler genel olarak Açıklayıcı Faktör Analizi ve Doğrulayıcı Faktör Analizi olmak üzere iki başlık altında toplanabilir.

2.2.1 Açıklayıcı Faktör Analizi

Değişken azaltma ve ortaya çıkan faktörleri isimlendirmenin ötesinde, faktör analizi sonucunda ortaya çıkan faktörlerin, davranışın anlaşılmasına yardımcı olan kuramın yapıları (gözlenemeyen gizli/ örtük değişkenler) ile benzer olup olmadığını ortaya koyar. Açıklayıcı faktör analizleri (Exploratory Factor Analysis, EFA), test geliştirmede ya da test geliştirmek için deneyim elde etme çabasının ilk evrelerinde oldukça kullanışlı olabilmektedir [18].



Şekil 2.1 Açıklayıcı faktör analizi

Şekil 2.1’de gösterilen EFA modeli, maddeler ve ait oldukları faktörler arasındaki ilişkiyi betimleyen bir ölçme modelidir. Bu modeldeki iki faktör, örtük değişkenleri sembolize etmekte ve elips biçiminde ayrı ayrı gösterilmiştir ayrıca elipsleri birbirine bağlayan

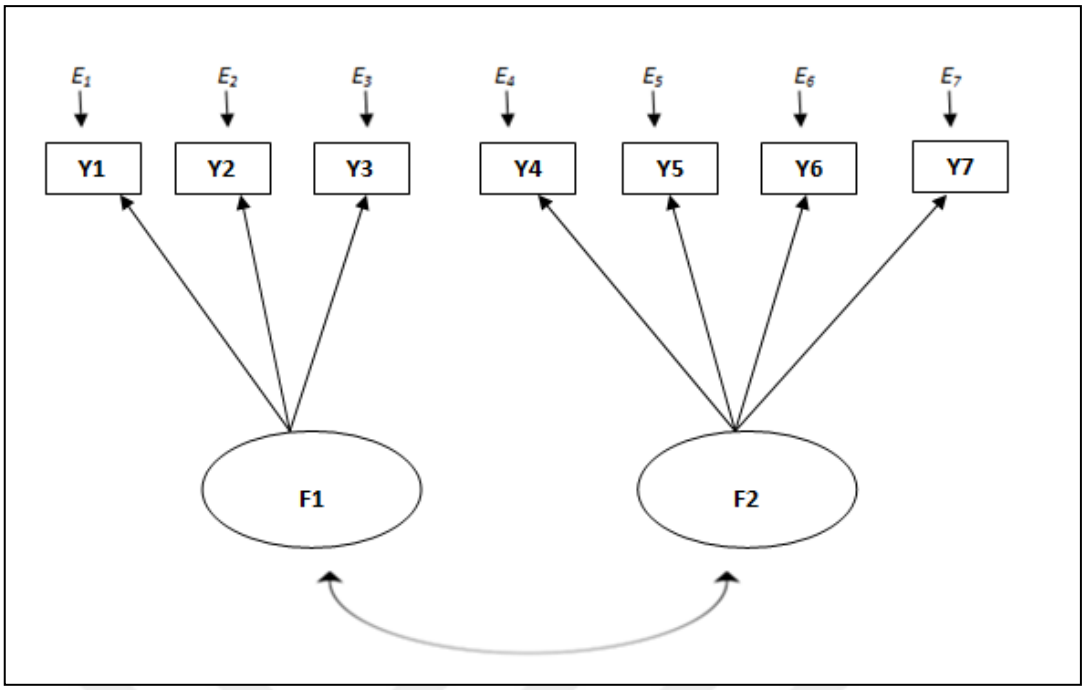
kavisli çizgi, örtük değişkenler arasında olduğu varsayılan korelasyon vaya kovaryansı; örtük değişkenlerden maddelere doğru olan tek yönlü oklar ise doğrudan etkileri göstermektedir. Açıklayıcı faktör analizi, bilinmeyen gizli değişkenlerle gözlenen değişkenler arasındaki bağlantıyı ortaya koyması amacıyla tasarlanan bir analizdir. Bu analiz, gözlenen değişkenlerin ilgili faktörlere nasıl bağlantılı olduğunu açıklama ile başlar. Tipik olarak araştırmacı, az sayıda faktör tanımlamak ister. Araştırmacı yapacağı açıklayıcı faktör analizinde, maddelerin ilgili faktörler altında çıkmasını ve yüksek faktör yük değerleri elde etmeyi arzu eder [18].

2.2.2 Doğrulayıcı Faktör Analizi

Doğrulayıcı faktör analizi (Confirmatory Factor Analysis, DFA), önceden tanımlanmış ve sınırlandırılmış bir yapının, bir model olarak doğrulanıp doğrulanmadığının test edildiği bir analizdir. Ayrıca DFA'ya genel olarak baktığımızda klasik faktör analizi çalışmalarından sonra uygulanan bir yöntem olduğunu söyleyebiliriz. Araştırmacılar, açıklayıcı faktör analizi ile belirlemiş oldukları faktör yapılarını doğrulayıcı faktör analizine tabi tutmaktadır [19].

Araştırmacı, kuramsal bilgilere dayalı olarak belirlediği gözlenen değişkenlerin örtük değişkenlerle ve örtük değişkenlerin de kendi aralarında birbiri ile ilişkili olduğunu kanıtlamaya çalışır. Araştırmacı, kurama dayalı olarak geliştirdiği modelin doğrulanıp doğrulanmadığı ya da beklenen modelle gözlenen modelin ne ölçüde uyum gösterdiğini belirlemeye çalışır. Bu açıdan doğrulayıcı faktör analizi, kuramsal bilginin doğrulanması amacıyla kullanılır [18].

Doğrulayıcı faktör analizinde, her bir örtük değişken altında tanımlanan bir gözlenen değişkenin, diğer örtük değişkenle ilişki göstermesine izin verilmeyebilir. Şekil 2.2'de standart bir doğrulayıcı faktör analizi ölçme modelinin örneği gösterilmeketedir. Şekildeki maddeler Y harfiyle, faktörler F1 ve F2 harfleriyle ve ölçme hatası E ile gösterilmiştir. Bu modelde Y1-Y3 arasındaki maddeeler F1 yapısını ölçtüğünü, Y4-Y7 arasındaki maddeler F2 yapısını ölçtüğü ve iki yapının birbirleri ile ortak varyansa sahip olduğu varsayılmaktadır.



Şekil 2.2 Doğrulayıcı faktör analizi

Doğrulayıcı faktör analizi, araştırmacının öncelikli olarak ölçme modelini test etmesine izin verir. Ölçme modelinde, genellikle bir maddenin sadece bir faktörü ölçtüğü ve ölçme hatalarının hem birbirinden ve hem de faktörlerden bağımsız olduğu varsayılır. Doğrulayıcı faktör analizinde her bir maddenin sadece bir faktöre yüklü olması ve ölçme hatalarının birbirinden bağımsız olması "tek boyutlu ölçme" olarak tanımlanır. Eğer bir madde bir faktörden daha fazlasında yük gösterirse ya da o göstergenin ölçme hatası başka bir madde ile ilişkili ise, bu durumda ölçme işlemi "çok boyutlu ölçme" olarak değerlendirilir [18].

2.3 Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Açıklayıcı Faktör Analizi Arasındaki Temel Farklar

- Açıklayıcı faktör analizinde, ölçme aracındaki gözlenen değişkenlerin tüm örtük değişkenlere ilişki göstermesine izin verilir. Doğrulayıcı faktör analizinde ise her bir gözlenen değişken yalnızca kendi örtük değişkeni altında tanımlanmaktadır ve diğer örtük değişkenle ilişki göstermesine izin verilmez.
- Açıklayıcı faktör analizinde, birbiriyle ilişki gösteren değişkenlerin gruplanması yoluyla verilerin özetlenmesi ve tanımlanması yapılır. Bu değişkenler birbirleriyle anlamlı bir şekilde bir araya gelebilir veya gelmeyebilir. Bu bakımdan açıklayıcı faktör analizi, araştırmanın ilk aşamasında kullanılır. Doğrulayıcı faktör analizi ise

örtük değişkenler hakkındaki kuramı test etmek için araştırmanın ileri evresinde kullanılan çok gelişmiş bir tekniktir.

- Açıklayıcı faktör analizinde, örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki bağlantılar kesin olarak bilinmemektedir. Doğrulayıcı faktör analizinde ise hangi gözlenen değişkenin, hangi örtük değişken altında olduğu önceden belirlenir ve analiz bu doğrultuda gerçekleşir.
- Açıklayıcı faktör analizinde, kaç adet örtük değişken beklendiği bilinmezken; doğrulayıcı faktör analizinde faktör sayısı kesin olarak belirlenir ve test edilir.
- Açıklayıcı faktör analizi, verilerin belirli derecelerdeki varyansını açıklayan faktörlere odaklanırken; doğrulayıcı faktör analizi, faktörler dikkate alındıktan sonra artık varyans temelinde uyumu belirler. Kısaca açıklayıcı faktör analizi, verideki varyansı açıklayan faktörleri belirlerken; doğrulayıcı faktör analizi, başkaca varyans bileşenlerini de gösterebilir.
- Açıklayıcı faktör analizinde yapı geçerliliğinin geneli hakkında katsayı veya katsayılar elde edilemezken, doğrulayıcı faktör analizinde yapı geçerliliğine yönelik kasayılar (uyum indeksleri) üretilebilmektedir. Böylelikle, kurulan modelin genel olarak geçerliliğine ilişkin araştırmacının zihninde daha net bir fikir oluşmaktadır [19].

2.4 Doğrulayıcı Faktör Modellerinin Değerlendirilmesinde Kullanılan Model Uyum Ölçütleri

Uyum, bir modelin veriyi yani varyans kovaryans matrisi yeniden üretebilme kabiliyeti olarak adlandırılır ve literatürde çok sayıda uyum istatistiği vardır [20]. Doğrulayıcı faktör analizi çalışmalarında sıklıklan kullanılan genel model uyum ölçütleri şunlardır;

2.4.1 X^2 Testi

Ki-kare (Chi-square), tüm modelin uygunluğunu hesaplamak için hipotezi test eden geleneksel bir ölçümdür. Gözlenen değişkenler arasındaki yüksek korelasyon ki-karenin değerinin büyümesine neden olmaktadır. Serbestlik derecesi ki-kare testinde önemli bir ölçüt olmakla birlikte, bunun ki-kareye oranı uyum ölçütü olarak kullanılabilmektedir. Bu oranın 5'ten küçük olması iyi uyum göstergesi olarak kabul edilir [20].

2.4.2 Uyum İyiliği İndeksi

Uyum iyiliği indeksi (Goodness of fit index, GFI), Jöreskog ve Sorbom (1984) tarafından ki-kare testine alternatif olarak geliştirilen ve varsayımlanan model ile gözlemlenen kovaryans matrisi arasındaki uygunluğun bir ölçüsünü gösteren bir indekstir. Kısaca açıklanan varyansın toplam varyansa orarını gösterir [20]. GFI 0 ile 1 arasında değer alır ve 1'e yakın olan değerler iyi bir uyumu gösterir. Bu endeks için 0.95 temel modelle göre iyi bir uyumu gösterirken, 0.90'dan büyük değerler genellikle kabul edilebilir bir uygunluk olarak yorumlanır [21].

2.4.3 Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi

Düzeltilmiş Uyum İyiliği İndeksi (Adjusted goodness of fit index, AGFI), modelin gözlemlenen değişken sayısına göre serbestlik derecesini ayarlayarak GFI endeksini düzenler ve sonuç olarak daha az parametreyle daha az karmaşık modeller oluşur. AGFI, 0 ile 1 aralığında değer almaktadır ve 1'e yaklaştıkça iyi bir uyumu gostermektedir. 0,90 ya da 0,95 uzerindeki AGFI değerleri için iyi uyumdan bahsedilirken; 0,85'den büyük değerler de kabul edilebilir bir uyum değeridir [20].

2.4.4 Akaike Bilgi Kriteri

Akaike Bilgi Kriteri (Akaike information criteria AIC), iç içe olmayan rakip modelleri karşılaştırmak için kullanılır. Yani AIC kullanarak farklı modellerin göreceli uyumları karşılaştırılır [20]. Aynı veri için bir dizi model içerisinde minimum AIC değerine sahip modelin iyi uyumu ve büyük değerler ise zayıf uyumu gösterir. Bundan dolayı da AIC kötü uyum endeksi olarak da adlandırılabilir.

2.4.5 Kök Artık Kareler Ortalaması

Model parametreleri tahminlenirken S ve kovaryans matrisleri arasında kalan çelişkileri ifade ettiğinden, uyumlu artıklar olarak da adlandırılır [20]. Kök artık kareler ortalaması (Root mean square residual, RMR) 0 ile 1 arasında değerler alır ve sıfıra yakın RMR değerleri iyi bir uyumu göstermektedir. Ayrıca RMR'ye kötü uyum indeksi de denilebilir [21].

2.4.6 Standartlaştırılmış Kök Artık Kareler Ortalaması

Standartlaştırılmış Kök Artık Kareler Ortalaması (Standardized Root Mean Square Resıdual, SRMR) gözlenen değişkenlerin varyans ve kovaryanslarının büyüklüklerine bağlı olduğundan, ortaya çıkacak yorumlama sorununa RMR'den daha rahat çözüm getirmektedir. SRMR'de 0 ile 1 aralığında değer alır ve 0'a yaklaştıkça iyi uyum belirtecektir. Bu da ki-kare gibi kötü uyum indeksidir; yani yüksek değerler kötü uyumu ifade eder [20].

2.4.7 Ölçeklendirilmiş Uyum indeksi

Bentler ve Bonnet (1980) tarafından önerilmiş olan ölçeklendirilmiş uyum indeksi (Normed fit indeks, NFI), 0 ile 1 değerleri arasında değişir ve yüksek değerler daha iyi uyumlu bir modelin göstergesidir. Kural olarak ise 0,90 ve üzeri değerler kabul edilebilir bir uyumu gösterir [21].

2.4.8 Ölçeklendirilmemiş Uyum İndeksi

Ölçeklendirilmemiş uyum indeksi (Trucker-Lewis Index, Normed Coefficient, Bentler-Bonnet Ölçeklendirilmemiş Uyum İndeksi, NNFI, BBNFI) genel olarak 0 ile 1 aralığında değişir, ancak bu indeks normale bağlı olmadığından, değerler bazen bu aralıktan çıkabilir, daha yüksek NNFI değerleri daha iyi uyumu gösterir. Bu endeks için başlıca kural, 0.97 değeri iyi uyumu gösterirken,. 95'in üstündeki değerler kabul edilebilir bir uyum olarak yorumlanabilir [21].

2.4.9 Tahminin Kök Hata Kareler Ortalaması

Steiger ve Lind (1980) tarafından önerilen tahminin kök hata kareler ortalaması (root mean square error of approximation, RMSEA) tahmin hatasını ölçen mutlak uyum ölçütüdür [22]. Diğer bir ifade ile RMSEA, modelden tahminlenen kovaryans matrisin, ornekten elde edilen kovaryans matrisine uygunluk duzeyini belirtir. RMSEA için 0 değeri mükemmel bir uyumu belirtir ve 0,05'in altındaki değerler iyi bir uyum olarak değerlendirilir, 0,08'in altındaki değerler yeterli kabul edilir. Ayrıca 0,08 ile 0,10 arasındaki değerler orta-vasat düzeyde bir uyumu gösterirken, 0,10'un üzerindeki değerler kabul edilir değildir [21].

2.4.10 Karşılaştırmalı Uyum İndeksi

Karşılaştırmalı uyum indeksi (Comparative fit indeks, CFI), bir modele ait uyum değerlerini, esas alınan başka bir modelden elde edilen uyum değerleri ile karşılaştırmaktadır. CFI 0 ile 1 aralığında normlaştırılmıştır ve yüksek değerler iyi uyumu gösterir. Kural olarak CFI, 0,97 iyi bir uyumu gösterir ancak 0,95 ve üstü değerler de kabul edilir bir uyum olarak yorumlanabilir [20], [21].

BÖLÜM 3

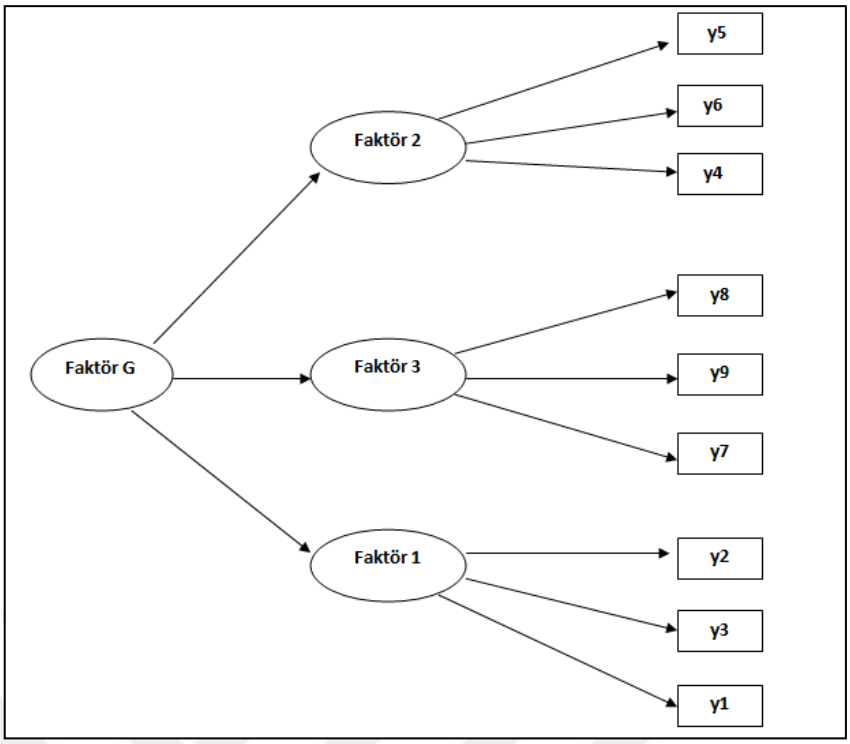
İKİNCİ MERTEBE VE BİFAKTÖR DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ

3.1 İkinci Mertebe Faktör Analizi Modeli

Hull ve ark. (1991), çok boyutlu yapıları test etmek için alternatif bir yaklaşım olarak ikinci mertebe modelleri önermişlerdir. İkinci mertebe model (Second Order), alt sınıfa ait birinci mertebe faktörlerce paylaşılan ortaklıkları açıklayan daha yüksek bir mertebeden faktörün bulunduğunu varsaymaktadır [23].

İkinci mertebe modeller, ölçüm araçlarının birbiriyle ilişkili çok sayıda alanı değerlendirdikleri hipotezlerde kullanılır. İkinci mertebe modeller, birinci mertebeden faktörler birbiri ile büyük oranda ilişkilendirildiğinde ve birinci mertebedeki faktörler arasındaki ilişkiyi hesaba katmak için hipotez haline getirilmiş daha yüksek mertebeden bir faktör olduğunda, potansiyel olarak uygulanabilir [1].

Bu konunun daha kolay anlaşılması için örnek üzerinden açıklamak daha iyi olacaktır. Stanford-Binet Zeka Testi, çocuklar ve genç yetişkinler için bireysel olarak uygulanan bir zeka testidir. Bu test, daha spesifik yetenek faktörleri (sözel, bellek vb) ile ölçüldüğü kabul edilen ve genel yetenek (G) olarak adlandırılan zekanın hiyerarşik olarak modelllenmesine dayanır. Genel yeteneğin bu kavramsal görünümünde, ikinci mertebe olan G doğrudan ölçülmeyen soyut bir yapıdadır. Aslında belli göstergeleri olan ve daha çok özgül yetenek alanları olarak tanımlanan yapılar, G'nin neden olduğu varsayılan birinci mertebe (first order) faktörler olarak görülmektedir [18].



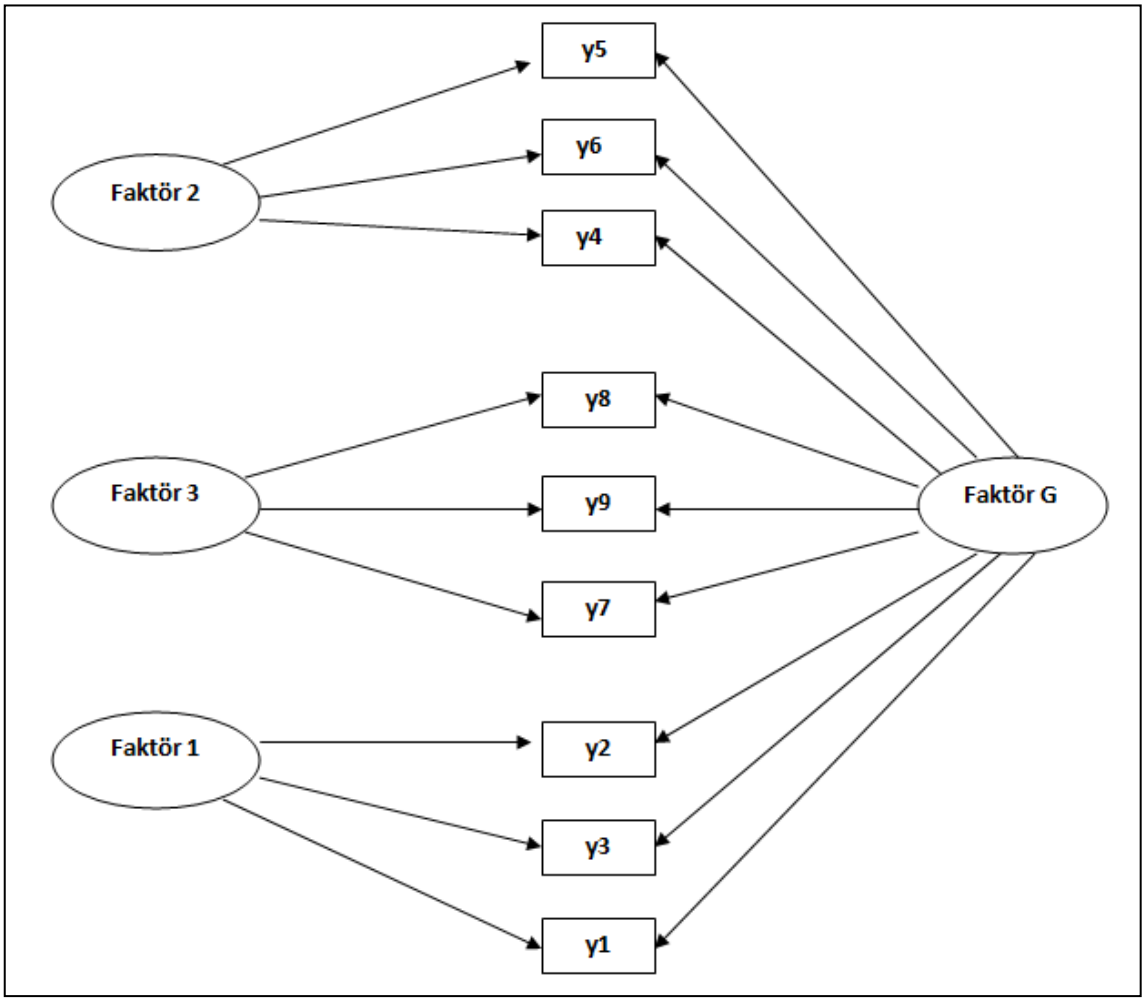
Şekil 3.1 İkinci mertebe faktör modeli

Şekil 3.1'de görüldüğü üzere, birinci mertebe faktörlerle doğrudan etkisi olan ikinci mertebe faktörün tanımlanması amacıyla kurulan doğrulayıcı faktör analizi modellerinde yapılar arasındaki hiyerarşik ilişkiler hakkındaki varsayımların gösterilmesi olanaklıdır. Birinci mertebe faktörlerin her biri, göstergesi olmayan bir genel yetenek yapısını ortaya koyan ikinci mertebe faktörün (G) doğrudan etkisine sahiptir. Bu analizde, standart doğrulayıcı faktör analizi modeli aksine, faktörler arasındaki ilişkiler analiz edilemez. Böyle bir durumda, birinci mertebe faktörler (sözel, bellek ve görsel) içsel, ikinci mertebe faktör (G) ise dışsal değişken olarak ifade edilir. İkinci düzey doğrulayıcı faktör analizi modellerinde, ikinci mertebeyi tanımlayabilmek için ez az üç birinci mertebe faktör gerekir ve her bir birinci mertebe faktörün en az iki göstergesi olmalıdır [1], [18].

3.2 Bifaktör Modeli

Morin vd. [1] bifaktör modelini tanımlamada, bir genel faktör (G) ve f-1 spesifik (S) faktöre sahip bir n madde kümesi için bir f faktörlü çözümün olduğu varsayımında bulunmuşlardır. Bu tez çalışmasında genel faktör (G) ve spesifik faktör (S) ise grup faktörü olarak adlandırılmıştır.

Bifaktör modeli ilk kez Holzinger and Swineford (1937) tarafından önerilmiştir ve her madde grubuna ait grup faktörlerinden ve genel faktörden oluşan bir modeldir [6]. Diğer bir ifade ile bifaktör modeli, tüm maddeler tarafından ölçülen genel bir faktörü ve maddelerin kalıntı varyansını belirten grup faktörlerinden oluşur. Model genel faktör ve grup faktörleri tarafından açıklanan varyansları net bir şekilde ayırt eder. Genel özellikli modeller veya iç içe geçmiş (yuvalanmış) modeller olarak da bilinen bifaktör modelleri, çok yönlü yapıları test etmek için kullanılır [23], [24].



Şekil 3.2 Bifaktör model

Bifaktör modelinde tüm faktörler aynı seviyededir (genel faktör ve grup faktörleri), ancak maddelerin faktörler halinde kümelenmesi bakımından farklılık vardır [25], [26].

Modelin tanımlanabilir olabilmesi ve güvenilir parametreler elde edilebilmesi için en az üç grup faktörünün olması gerekmektedir ve ayrıca her grup faktörünün de en az üç madde içermesi gerekmektedir [27]. Şekil 3.2' de de görüldüğü üzere bifaktör

modelinde madde yanıtları, genel veya grup faktörün (faktör1, faktör2, faktör3) bir fonksiyonudur ve birden fazla grup faktörü içermez [26]. Grup faktörleri genel faktöre diktir (ortogonaldr) [25], [26]. Kısaca bifaktör modelinde, her madde bir genel faktörün yanı sıra ek olarak ortogonal grup faktörlerine yüklenir. Şekil 3.2'de tüm maddeler grup faktörlerine yüklenir, ancak bazı modellerde maddeler yalnızca genel faktöre de yüklenebilir ve bu model eksik bifaktör modeli olarak adlandırılır [27]. Genel faktör genel olarak ölçeğin temel odağındadır ve tüm maddeler arasındaki ortaklıkları açıklar. Genellikle, genel faktör geniş bir yapı (örn., depresif belirtiler, yaşam kalitesi veya okuma anlama) ve grup faktörleri ise spesifik kavramlara (örn., duygusal veya somatik belirtiler, hastalık endişesi veya hareketlilik, farklı okuma parçaları) sınırlandırılmıştır [27].

Bir bifaktör modeli, tüm madde yanıtlarının altında yatan tek boyutlu bir genel yapı olup olmadığını ve maddelerin G faktörü tarafından açıklanamayan kısmı tarafından tanımlanan çok daha özel yönlerle (grup faktörleri ile) birlikte var olup olmadığını doğrudan denetler [25]. Bu model, maddeler arasındaki toplam kovaryansı, tüm maddelerin altında bulunan bir G bileşenine ve G faktörü tarafından açıklanmayan artık kovaryansı açıklayan f - 1 grup fakörü bileşenlerini bölümlere ayırır. Kısaca maddelerin alt kümelerine özgü grup faktörleri, genel faktör ile açıklanmayan madde yanıt kovaryansını yansıtır [26], [27]. Genel faktör, tüm maddelerin paylaştığı kovaryansı açıklar ve grup faktörleri de genel faktörden bağımsız olarak kovaryansı açıklar. Genel faktör ve grup faktörleri birbiriyle ilgişkisizdir ve her madde için eşzamanlı ve bağımsız olarak kovaryansa açıklar [29].

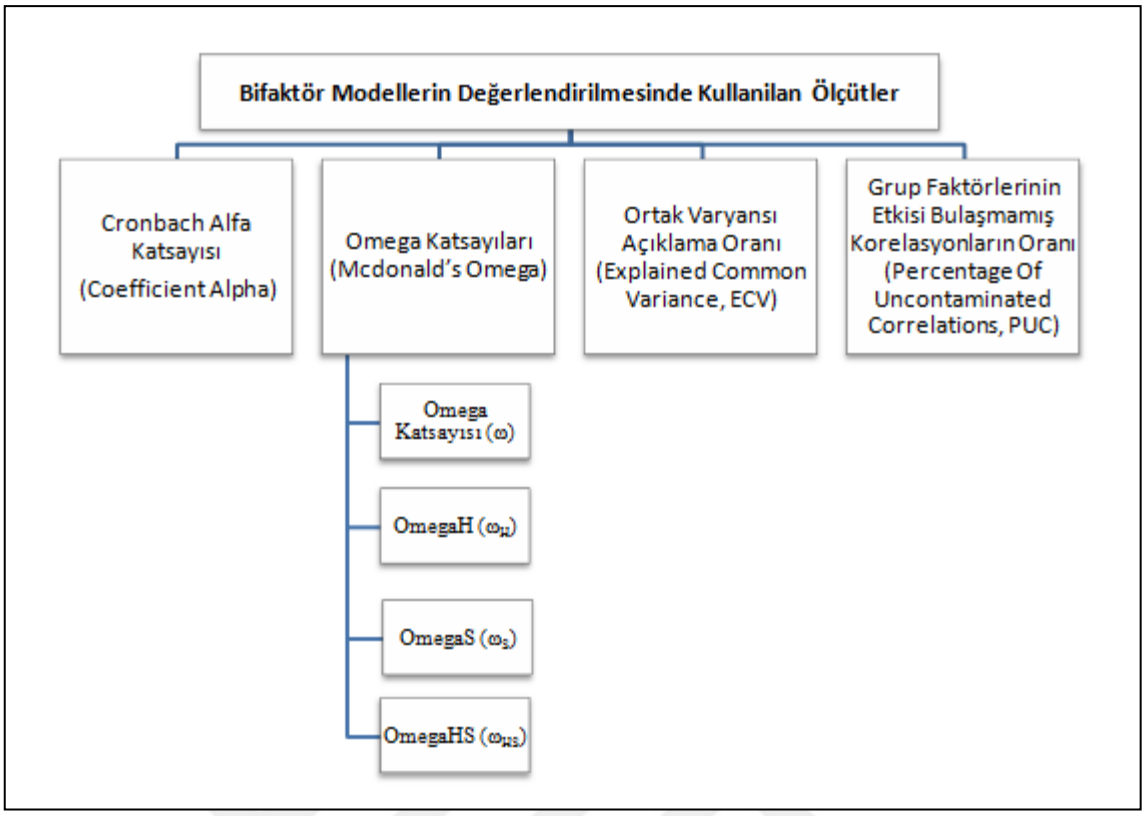
Bifaktör modelleri hiyerarşik faktör modelleri olarak adlandırılan modellerin özel bir halidir. Hiyerarşik faktör modellerindeki faktörler "katmanlar" olarak sınıflandırılır. Birinci katmandaki faktörler maddeleri kümeleyerek her bir faktörün farklı madde kümesine ait olmasını sağlar ve bu faktörler bir üst katmandaki bir genel faktöre yani daha yüksek mertebeli bir genel faktöre yüklenir. Çünkü hiyeraşik faktör modellerinde tüm faktörler aynı seviyededir ve bifaktör modelinde de genel faktör ve grup faktörlerinin aynı seviyede olmasından dolayı, bifaktör modeli hiyerarşik modellerin özel bir halidir [28].

Günümüzde bifaktör modeli, eğitim ve psikoloji alanındaki ölçüm araştırmalarında giderek daha fazla kullanılmaktadır. Bifaktör modelinin giderek yaygınlaşan kullanımının bir nedeni korelasyonlu faktör modeline göre uygulanması (tahminlenmesi) daha kolay olmasıdır [30].

Bazı durumlarda, kullanıcı genel yetenek puanlarını yorumlamak ve sorunlu faktörleri kontrol etmek istediği için bifaktör modelini seçilebilir. Örneğin, Uluslararası Öğrenci Değerlendirmesi (PISA) testleri, senaryolar etrafında toplanmış maddeleri kullanılarak oluşturulmuştur. Senaryolar, gerçek yaşam bağlamını vermek için dahil edilmiştir, ancak anlamlı bilişsel nitelikleri temsil etmezler. Bu sorunlu özelliklerin kontrol altına alınması, daha anlamlı bir genel faktörü verir. Diğer durumlarda, grup faktörleri üzerindeki kalıcı nitelik puanları ile ilgilenilir. Örneğin, Bett ve meslektaşları (2011), bir anaokulu değerlendirmesinde, genel bir faktörü kontrol ettikten sonra, okuma ve matematik başarılarından sonra okur yazarlığın ve aritmetik becerinin artan kısımlarının tahmin edilip edilmediğini değerlendirmişlerdir. Ayrı bir örneğe bakacak olursak, araştırmacılar geometriden düşük alan öğrenciler için matematik yeterliliği kontrol ettikten sonra, geometrinin diğer matematik alanlarından bilişsel olarak nasıl farklı olduğunu inceleyebilirler. Fakat diğer durumlarda, araştırmacılar sadece genel yetenek kontrol edildikten sonra kalan puanın artık kısmıyla değil, alt ölçek tarafından ölçülen tüm özelliklerle ilgilenebilir. Matematik örneğine dönersek, düşük bir genel puanı olan bir öğrenciye orta derecede yüksek bir geometri yetenek puanı vermek yanıltıcı olabilir. Öğrenci, geometri özellik puanının sadece geometri bölümünün genel matematik yeterliliğinden bağımsız olduğunu anlamayabilir [26].

3.2.1 Bifaktör Modellerin Değerlendirilmesinde Kullanilan Ölçütler

Bifaktör modelinin değerlendirilmesinde çeşitli ölçütlerden yararlanılır. Çizelge 3.1'de kullanılan ölçütler yer almaktadır.



Şekil 3.3 Bifaktör modelinin değerlendirilmesinde kullanılan ölçütler

3.2.1.1 Cronbach Alfa Katsayısı

Sosyal ve davranış bilimlerinde yaygın olarak birden çok boyutlu ölçütler kullanılır ve bu tür ölçütlerin geliştirilmesinin anahtar bir özelliği güvenilirliğin değerlendirilmesidir [28]. Çoğu araştırma alanında değişkenlerin doğru ölçümü, başlı başına bir problemdir ve Cronbach alfa katsayısı neredeyse tüm sosyal ve davranış bilimleri araştırmalarında çok boyutlu değişkenlerin iç tutarlılık güvenilirliğini belirlemek için kullanılan bir indekstir [31]. Güvenilirlik analizi, güvenilir ölçekler oluşturmak ve mevcut durumu iyileştirmek için kullanılır. Cronbach alfa katsayısı istatistiksel bir test değildir, alt göstergeler arasındaki korelasyonlara dayanan güvenilirlik katsayısıdır. Korelasyonun yüksek olması durumunda, alt göstergelerin aynı temel yapıyı bileşeni ölçtüğünü gösterir [32]. Güvenilirliğin değerlendirilmesinde kullanılan Cronbach alfa katsayısının (Cofficient Alpha) formülü aşağıdaki gibidir;

$$\alpha = \frac{k}{k-1}\left[1 - \frac{\sum \sigma_i^2}{\sigma_c^2}\right] \quad (3.1)$$

Formulde, k sayıda madde sayısı olduğunda $\sum \sigma_i^2$ öğe varyanslarının toplamıdır, σ_c^2 toplam bileşik puanın varyansıdır [33].

Cronbach alfa katsayısı 0 ile 1 arasında değerler alır ve bir ağırlıklı standart değişim ortalamasıdır. Cronbach alfa katsayısı, ölçekte yer alan k sorunun homojen bir yapıyı açıklamak üzere bir bütün oluşturup oluşturmadığınıı araştırır. Cronbach alfa katsayısı bazı durumlarda negatif değer alabilir ve alfanın negatif çıkması, güvenirlik modelinin bozulmasına neden olur. Çünkü bu durumda ölçeğin toplanabilirlik varsayımı bozulmuş ve ölçek toplanabilir ölçek olmaktan çıkmış olur [33]. Alfa katsayısının bulunabileceği aralıklar ve buna bağlı olarak da ölçeğin güvenirlik durumu aşağıda verilmiştir;

$0{,}00 \leq \alpha < 0{,}40$ ise ölçek güvenilir değildir,

$0{,}40 \leq \alpha < 0{,}60$ ise ölçek düşük güvenilirliktedir,

$0{,}60 \leq \alpha < 0{,}80$ ise ölçek oldukça güvenilirdir, $0{,}80 \leq \alpha < 1{,}00$ ise ölçek yüksek derecede güvenilir bir ölçektir [34].

3.2.1.2 Omega Katsayıları

Omega katsayısı (Mcdonald's Omega), analitik model tabanlı faktör güvenilirlik tahminidir [35]. Omega katsayıları, ölçütlerin güvenilirliği hakkında daha ayrıntılı bilgi sağlar, ayrıca bu katsayılar ve dayandığı faktör modeli arasındaki şeffaf ilişki nedeniyle yanlış yorumlanma ihtimali alfa katsayısına göre daha azdır. Bifaktör modeli için omega ideksleri hesaplanabilir [36]. Her bifaktör yapısı için omega katsayılarının dört tipi hesaplanılır; omega (ω), omega alt ölçek (ωs), omega hiyerarşik (ω_H) ve omega hiyerarşik alt ölçek (ω_{HS}).

Omega Katsayısı (ω): Ortak varyansın tüm kaynaklarına atfedilebilen birim ağırlıklı toplam skordaki varyans oranının faktör-analitik "modele dayalı" bir tahminidir [30].

Yani omega, gözlemlenen toplam puanın varyansın "modellenmiş" ortak varyans kaynaklarına yüklenebileceğini (atfedilebileceğini) hesaplar. Modellenen terimlerin kullanılması gereklidir çünkü ortak bir değişken varyansı faktör modeline dahil edilmezse, omega bunu hesaba katmaz [34]. Genel faktör (gen) ve k = 1 ... K grup faktörleri (gpk) üzerine yüklenen maddeleri içerdiğini varsayarsak, omega'nın hesaplanması şu şekildedir:

$$\omega = \frac{(\sum \lambda_{gen})^2 + \sum_{k=1}^{K} (\sum \lambda_{gpk})^2}{(\sum \lambda_{gen})^2 + \sum_{k=1}^{K} (\sum \lambda_{gpk})^2 + \sum(1-h^2)} \quad (3.2)$$

Denklem 3.2'deki pay, birim ağırlıklı toplam puan varyansının modellenmiş ortak kaynaklarını temsil eder ve payda, birim ağırlıklı toplam puan varyansıdır (ilk göstergelerin standart olduğu varsayılmaktadır). Yüksek omega değerleri, çok güvenilir ve çok boyutlu bir bileşimi gösterir, yani bunun altında yatan gizli faktör(ler) ağırlıklı kombinasyonudaki değişimi yansıtan bir bileşiktir [33].

Omega Alt Ölçeği (ω_S): Aynı omega mantığı, her seferinde bir alt grup olan bir grup faktöründeki her öğe kümesine karşılık gelen yüklemeler ve hata terimleri kullanarak altölçümlere uygulanabilir. Sadece birinci grup faktörü için parametre tahminlerini kullanarak, örneğin, omega alt ölçeği (örneğin birinci grup faktörü k=1) aşağıdaki gibi hesaplanır [30],[33]:

$$\omega_S = \frac{(\sum \lambda_{gen})^2 + (\sum \lambda_{k=1})^2}{(\sum \lambda_{gen})^2 + (\sum \lambda_{k=1})^2 + \sum(1-h^2)} \quad (3.3)$$

Denklem 3.3'de OmegaS için, genel faktörün varyansı ve karşılık gelen grup faktörleri, güvenilirlik tahmin elde etmek için birleştirilir ve yüksek değerler son derece güvenilir ve çok boyutlu bir bileşimi gösterir [30], [36].

Omega Hiyerarşik Katsayısı (ω_H): Omega, birden çok ortak faktöre atfedilebilir birim ağırlıklı bileşik skorları etkileyen sistematik varyansı yansıtır. Alternatif olarak, omega hiyerarşik katsayısı (ω_H) ve omega hiyerarşik alt ölçek (ω_{HS}) yalnızca tek bir örtük değişkene atfedilebilir varyansı yansıtır. OmegaH katsayısı, faktör yüklemelerinin karelerin toplamını genel faktör üzerinden toplam skorların (modelden tahmin edilen) varyansına bölmek suretiyle denklem 3.4'deki gibi hesaplanır [30], [33]:

$$\omega_H = \frac{(\sum \lambda_{gen})^2}{(\sum \lambda_{gen})^2 + \sum_{k=1}^{K} (\sum \lambda_{gpk})^2 + \sum(1-h^2)} \quad (3.4)$$

OmegaH değeri, genel faktör üzerindeki bireysel farklılıklara atfedilebilecek birim ağırlıklı toplam puanlardaki sistematik varyans yüzdesini yansıtır. Alfa ve omega gibi, omegaH da öğe sayısıyla birlikte artış eğilimi gösterir, ancak her öğenin grup faktörüne karşı genel yüküne göreceli boyutundan oldukça etkilenir. OmegaH ne kadar yüksekse, genel faktör, sistematik varyansın baskın kaynağıdır ve grup faktörlerinin neden olduğu

çok boyutluluğu azaltmaktadır. Bu nedenle, omegaH yüksek (> .80) olduğunda, toplam puanlar, güvenilir varyansın büyük çoğunluğunun tek bir ortak kaynaktan gelebileceği anlamına gelir ve esasen tek boyutlu kabul edilebilir [30], [33], [35].

Omega Hiyerarşik Alt Ölçek Katsayısı (ω_{HS}): Omega ve omegaS'ye benzer şekilde, omegaH mantığı, genel faktör nedeniyle varyansı kontrol ederek ve her grup faktörü ile ilişkili güvenilir benzersiz varyans hesaplayarak alt ölçeklere uygulanabilir. Bu, omega hiyerarşik alt ölçek hesaplama katsayısı ile gerçekleştirilir (omegaHS or ω_{HS}). OmegaHS, genel faktöre atfedilen değişkenliği bölümlendirdikten sonra alt ölçek puanının güvenilir sistematik varyansının oranını yansıtan bir indekstir [30], [33].

$$\omega_{HS} = \frac{\left(\sum \lambda_{gpk}\right)^2}{\left(\sum \lambda_{gen}\right)^2 + \left(\sum \lambda_{gpk}\right)^2 + \sum(1-h^2)} \tag{3.5}$$

Denklemler 3.4 (ω_H) ve 3.5 (ω_{HS}) arasındaki tek fark, paya aittir, ve böylece grup faktörü değişkenliğiyle ilişkili terim, genel faktör varyans terimini çıkarınca geride kalanlardır. Ayrıca OmegaHS omegaS'ye göre düşük olduğunda, alt ölçek puanlarının güvenilir varyansının büyük bir kısmı genel faktörden kaynaklanabilir ve grup faktörlerine özgü değildir [30].

3.2.1.3 Açıklanan Ortak Varyans Oranı

Veriler bifaktör yapısına uyduğunda da ölçüm modelleri en iyi tanımlamanın nasıl olacağına karar vermek gerekmektedir. Çünkü çok boyutlu ölçüm modellerinde genel faktör güçlü veya bazı grup faktörlerinin kötü tanımlanmış olması ayrıca öğelerin grup faktörlerinde çapraz yüklemeler varsa gereksiz karmaşıklıklar meydana gelir [30].

Özellikle genel faktörün en çok ilgi çeken değişken olması durumunda cazip olan, çok boyutluluğu gözardı etmek ve tek boyutlu bir model olarak belirtilmesidir. Çok boyutlu bir verinin tek boyutlu bir ölçme modeline zorlanmasıyla yapılan model belirleme hatasının riskleri aşağıdaki gibi özetlenebilir;

a) Bu tek boyutlu örtük değişken maddelerdeki ortak varyansın temsili olmak yerine grup faktörlerinin büyüklükleri ile ağırlıklandırılmış bileşik bir yapı olarak ortaya çıkabilir, veya başka bir anlatımla

b) Madde yükleri sistematik hatalı olur. Grup faktörlerinin büyüklük ve güç olarak birbirine yakın olduğu bifaktör modelde, verinin tek boyutlu bir modele zorlanmasıyla faktör yüklerindeki sistematik hata miktarı da yüksek olacaktır [30].

Çok boyutlu (bifaktör) veriler tek boyutlu bir çerçeveye zorlandığında parametrelerin (yüklenmelerin) önyargı derecesini prognostik gösterebilen iki endeks (ECV ve PUC) vardır [33].

Çok boyutlu veriler bir bifaktör modeline uyduğunda, araştırmacıların ortaya çıkan genel ve grup faktörlerinin gücünü incelemesi çok önemlidir. Bifaktör modeli, standart faktör yüklemelerinden başka bir şey kullanmadan faktörlerin göreli kuvvetini değerlendirmek için basit bir yöntem sunmaktadır. Temel olarak tek boyutlu olma derecesinin basit bir ölçüsü açıklanan ortak varyans orandır (explained common variance, ECV) [30], [33]. Spesifik olarak ECV, genel faktör ile genel faktör ve grup faktörleri tarafından açıklanan varyan toplamına bölünerek açıklanan varyans oranı olarak tanımlanabilir [37]. ECV, bifaktör modelinin genel ve grup boyutlarının tahmini faktör yüklemeleri kullanılarak kolayca denklem 3.6'daki gibi hesaplanır [27]:

$$ECV = \frac{(\sum \lambda_{GEN}^2)}{(\sum \lambda_{GEN}^2)+(\sum \lambda_{gpk1}^2)+\left(\sum \lambda_{gpk2}^2\right)+\cdots+(\sum \lambda_{gpkK}^2)} \quad (3.6)$$

Bu denklemi temel alarak, genel faktörle açıklanan varyansın artmasıyla birlikte ECV'de artacak ve Reise (2012) tarafından da belirtildiği gibi, yüksek ECV değerleri, araştırmacılara tek boyutlu bir modele uyup uymayacağına karar vermede çok yönlü verilere rehberlik edebilecek güçlü bir genel faktörü işaret edecektir. Grup faktörlerine kıyasla güçlü bir genel faktörü bulunan veriler, yüksek ECV'ye sahip olacaktır [27]. Başka bir ifadeyle, ECV'nin, 0.70 ile 0.80'den büyük olması durumunda, tek boyutlu bir modelden elde edilen faktör yüklemeleri, bifaktör çözümünden elde edilen genel faktör üzerindeki faktör yüklemelerine oldukça yaklaşabilir [30].

Ele aldığımız ECV endeksi genel faktörden kaynaklanan ortak varyans yüzdesidir; 1'e yakın değerler güçlü bir genel faktörü belirtir ve ortak varyans esasen tek boyutludur sonucunu verir [30].

3.2.1.4 Grup Faktörlerinin Etkisi Bulaşmamış Korelasyonların Oranı

Amaç bifaktör verisinin "tek boyutlu" olup olmadığına karar vermek olduğunda, ECV indeksi çok yararlı bir ölçüttür. Bununla birlikte, ECV'yi ayrı ayrı yorumlamaktan ziyade, ECV genel veri yapısı bağlamında değerlendirilmelidir. Spesifik olarak araştırmacıların endişeleri genellikle tek boyutlu bir modelin çok boyutlu verilere zorlanmasıyla oluşacak sistematik hata etkilerine aittir. Bu söz konusu olduğunda, önemli tanı bilgileri hem ECV hem de PUC incelemesinden türetilebilir. Reise ve diğerleri, (2013) ve Bonifay ve ark. (2015), parametre yanlılığının ECV ile doğrudan ilişkili olduğunu ve bu da grup faktörlerinin etkisi bulaşmamış korelasyon oranı (Percentange of uncontaminated correlations, PUC) tarafından denetlendiğini göstermiştir [30], [33].

PUC, tek bir faktörün toplam benzersiz korelasyon sayısına bölünmesiyle etkilenen bir korelasyon matrisindeki benzersiz korelasyonların sayısıdır ve denklem 3.7'deki gibi gösterilir [30];

$$PUC = 1 - \frac{grup\ faktörleri\ içindeki\ maddeler\ arasındaki\ korelasyon\ sayısı}{toplam\ korelasyon\ sayısı} \tag{3.7}$$

Sabit sayıdaki maddeler göz önüne alındığında, çok sayıda grup faktörü olduğunda PUC daha büyük olacak ve ayrıca grup faktörü başına madde sayısı az olacaktır, ancak grup faktörlerinin sayısı azsa, ancak bir grup faktöründeki madde sayısı büyük olacaktır. İlk durumda, maddeler arası korelasyonların çoğunluğu genel faktörü yansıtacaktır, çünkü farklı grup faktörlerindeki maddelerin arasındaki korelasyonlar sadece genel faktörden kaynaklanabilir. Sonuc olarak, PUC ne kadar yüksek olursa, matristeki tek bir faktörün parametrelerinin tahmin edilmesi iyi ve tek boyutlu bir modeldeki parametre tahminlerinin sistematik hatalı olmadığı sonucunu verir [30]. Ayrıca, PUC çok yüksek olduğunda (> 0.90), düşük ECV değerleri bile yansız parametre tahminlerine yol açabilir [35].

3.3 İkinci Mertebe Model Ve Bifaktör Modeli Arasındaki Farklar

Bifaktör ve ikinci mertebe faktör modelleri, çok sayıda birbiriyle ilişkili alanlardan oluşan genel yapıları temsil etmek için iki alternatif yaklaşımdır.

Bifaktör modelleri, (a) maddelerin ortaklığı için varsayılan genel bir faktör hipotezi mevcutken; (b) birden çok alana özgü faktör varken (bunların her biri, bu faktörlerin ayrı etkisini açıkladığı varsayılmaktadır); (c) araştırmacılar etki alanına özgü faktörlerin yanı sıra odak ilgi alanındaki ortak faktörle ilgilenebilecekleri zaman potansıyel olarak uygulanabilir [1].

İkinci mertebe modeller, (a) alt mertebe faktörler birbiri ile büyük oranda ilişkilendirildiğinde ve (b) alt mertebe faktörler arasındaki ilişkiyi hesaba katmak için hipotez haline getirilmiş daha yüksek mertebeli bir faktör olduğunda potansiyel olarak uygulanabilir ve ikinci mertebe modeller bifaktör modeline göre daha yaygın olarak kullanılınabilir, çünkü bu model kişilik testi araştırmaları gibi geniş çaplı çalışmalarda uygulanmıştır. Ancak bifaktör modelleri, ikinci mertebe modellere kıyasla birkaç potansiyel avantaja sahiptir [1];

Birincisi, bir bifaktör modeli, ikinci mertebeden bir modelin karşılaştırılabileceği daha az kısıtlanmış bir temel model olarak kullanılabilir; ikinci mertebeden model, bifaktör modelinde yuvarlanır ve ayrıca iki modeli birbiriyle karşılaştırmak için olabilirlik oran testi (ki-kare fark testi) kullanılabilir [1].

İkincisi, bifaktör modeli, genel faktörden bağımsız alana özgü faktörlerin rolünü incelemek için kullanılabilir. Örneğin, Spearman'ın (1927) genel ve alana özgü faktörleri kavrayışında, sözel, mekansal, matematiksel ve analitik gibi zeka ile ilgili yeteneklerin alana özgü faktörlerinin yanı sıra, odak ilgi alanının genel zeka faktörü olduğu varsayılır [1].

Üçüncü olarak, bifaktör modelde alana özgü faktörler ve karşılık gelen maddeleri arasındaki ilişkilerin gücü faktör yüklerinde temsil edilerek doğrudan incelenebilirken, ikinci mertebe faktör modellerinde alana özgü faktörler birinci mertebe faktörlerin kalıntıları olarak temsil edildiğinden, bu faktörler ve madddeler arasındaki ilişkiler doğrudan test edilememektedir [1].

Dördüncü olarak, bifaktör modelde alana özgü faktörler birbirinden bağımsız faktörler olarak ele alındığından bu faktörlerin genel faktörle karıştırılmadan başka bir değişkeni tahmin edip etmeyeceğinin testinde kullanımı oldukça faydalı olmaktadır [1].

Beşinci olarak, bifaktör modelde, genel faktöre ek olarak, farklı gruplarda alana özgü faktörlerin ölçme değişmezliği test edilebilmektedir (Ör., Erkekler vs kadınlar, ülke karşılaştırılmaları). Buna karşılık, ikinci mertebe faktör modelinde, alana özgü faktörler kalıntılar ile temsil edilebildiğinden dolayı sadece ikinci mertebe faktörün farklı gruplar arasındaki ölçme değişmezliği doğrudan test edilebilmektedir [1].

Son olarak, bifaktör modelinde, hem genel hem de alana özgü faktörlerin örtük ortalama farkları, yeterli düzeyde bir ölçme değişmezliği göz önüne alındığında, farklı gruplar arasında karşılaştırılabilir. Buna karşılık, ikinci mertebeden modelde yalnızca ikinci mertebe örtük yapılar doğrudan karşılaştırılabilir [1].

BÖLÜM 4

UYGULAMA

4.1 Araştırmanın Örneklemi

PISA (Programme for International Student Assessment), Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı'nın kısaltılmasıdır ve bu program Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) tarafından desteklenmektedir. PISA 2015, 2000 yılından itibaren yürütülen altıncı PISA uygulamasıdır ve bu araştırmada 70'ten fazla katılımcı ülke yer almaktadır. PISA projesinin Türkiye örnekleminde, Türkiye'yi temsilen 61 ilden 187 okuldan 5895 öğrenci bulunmaktadır [38]. Bu çalışmada PISA Türkiye örnekleminin içinden rastgele seçilen ve orijinal örneğin yaklaşık %10'ununu oluşturan 600 birimlik alt örneklerle çalışılmıştır. Bütün örneklem yerine alt örneklerle çalışılmasının iki temel nedeni bulunmaktadır;

1. Orijinal PISA çalışmasında çok aşamalı küme örneklemesi kullanılmasından dolayı (illerden okullar, okullardan öğrenciler seçilmesi) gözlemlerin bağımsızlığı varsayımının bozulması söz konusu olabilmektedir. Bunun önüne geçebilmek ve gözlemlerin olası bağımlılık yapısını ortadan kaldırmak için rastgele alt örnek seçme yoluna gidilmiştir.
2. Tez çalışmasındaki amaçlardan biri de elde edilen ölçme model veya modellerinin anakütleye genelleştirilebilirliğinin araştırılmasıdır. Bu nedenle birden çok örnekleme ihtiyaç duyulduğundan orijinal örnek yerine bu örnekten rastgele seçilen alt örneklemle çalışılması uygun bir yaklaşım olmaktadır.

Ayrıca faktör analizi için 100 birimlik örneğin zayıf, 200 birimlik örneğin yeterli, 300 birimlik örneğin iyi, 500 birimlik örneğin çok iyi olduğu belirlenmiştir [39]. Bu doğrultuda kullanılacak alt örneklemlerin orijinal örneğin yaklaşık %10'unu içerecek şekilde 600 birimden oluşturulmasına karar verilmiştir.

4.2 Veri Analizi

Uluslar arası öğrenci değerlendirme programı (PISA) kapsamında, matematik, fen bilimleri ve okuma becerilerini ölçmek için toplamda 30 skor bulunmaktadır. PISA sorularından matematik soruları için 10, fen bilimleri için 10, okuma için 10 olmak üzere toplam 30 skor oluşturulmuştur.

Öncelikle verinin altında yatan faktör yapısını ortaya çıkarmak için AFA uygulandıktan sonra, PISA 2015 projesinin Türkiye verilerinden rastgele seçilen birinci örneklem kullanılarak (öğrencilerin verdiği cevapların skorlarını göz önüne alarak), değişkenlerin arasındaki kovaryansları açıklayan modelin ikinci mertebe faktör ve bifaktör model yapısına uygunluğu araştırılmış ve farklı modellerle karşılaştırmalar yapılmıştır.

Bu amaçla Doğrulayıcı Faktör Analizi çalışmalarında sıklıkla kullanılan Goodness of Fit Index (GFI), Comparative Fit Index (CFI), Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA), Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) gibi genel model uyum indekslerinden faydalanılmıştır. GFI ve CFI'nın 0.90'dan büyük olması kabul edilebilir bir uyum iyiliği değeridir. RMSEA ve SRMR değerlerinin 0.05'in altında olması iyi bir fit değerini, RMSEA'nın 0.08'in altında olması ise kabul edilebilir bir uyum iyiliği değerini ifade eder. Genel model uyum iyiliği krtirlerinin yanısıra bifaktör modelleri değerlendirmek için önerilmiş olan ECV (Explained Common Variance), PUC ve omega katsayıları da hesaplanmış ve Türkiye'den öğrencilerin oluşturduğu örnek üzerinde öğrencilerin matematik, okuma ve fen puanlarının altında yatan yani bu skorları ürettiren modelin bifaktör modeli olup olmayacağı tartışılmıştır.

Bu çalışmada araştırılacak olan bifaktör modelinin yanı sıra rakip model olarak düşünülen tek faktör modeli, bağımsız kümeler faktör modeli; üç faktörlü korelasyonlu model, üç faktörlü korelasyonsuz model, ikinci mertebe faktör modeli de tahmin edilmiş ve modeller karşılaştırılmıştır. Bu modeller SAS 9.4 programında en yüksek olabilirlik (maximum likelihood, ML) tahmin yöntemi kullanılarak tahmin edilmiş olup,

modellerin genel uyum iyiliği değerleri karşılaştırılmış ve hangi modelin veya modellerin daha uygun olduğu tartışılmıştır.

Yapılan bütün doğrulayıcı faktör modeli uygulamalarında modifikasyon indeksleri matematik, okuma ve fen skorlarının aynı numaralı maddelerinin hataları arasında kovaryans olmasını önermiş, bu modifikasyonun yapılmaması halinde tamamı kabul edilemez modeller ortaya çıktığından bütün modellerde aynı modifikasyon yapılarak aynı numaralı skorlarda ölçme hataları arasında kovaryans olmasına izin verilmiştir.

4.3 Açıklayıcı Faktör Analizi

Öncelikli olarak rastgele seçilen birinci örneğe AFA uygulanarak faktör yapısı bulunmaya çalışılmıştır. Veri setinde boyutluluk (faktör sayısı), faktör yükleri, faktörlerin toplam varyansı açıklama oranları ve kullanılan değişkenlerin ortak varyans değerleri araştırılmıştır. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) örneklem yeterliliği istatistiği 0.98 bulunmuştur. KMO'nun 0.90'dan büyük değerleri mükemmel olarak tanımlanmıştır. Buna göre KMO ölçütüne göre örneklem yeterliliği mükemmel derecede sağlanmış olmaktadır. Bartlett küresellik testi sonuçlarına baktığımızda ise X^2=11836.490, sd=223, p=0.000 bulunmuş olup, değişkenlerin korelasyon matrisinin birim matris olduğu şeklindeki H0 hipotezi reddedilerek, verinin faktör analizine uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Örnekleme ait başlangıç özdeğerleri ve üç faktör olması halinde promax döndürmesinden sonra elde edilen faktör yüklerinin kareleri toplamı Çizelge 4.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1'de görüldüğü gibi tek faktör olması durumunda bu tek faktörün toplam varyansın %79'unu açıkladığı, korelasyonlu üç faktör olması durumunda da toplam varyansın %85.794'unu açıklandığı bulunmuştur.

Çizelge 4. 1 Başlangıç özdeğerleri ve faktörlerin varyans açıklama oranları

Faktör	Başlangıç Özdeğerleri			Promax Döndürmesinden Sonra Yüklerin Kareleri Toplamı
	Toplam	Açıklanan Varyans %	Birikimli %	
1	23.873	79.578	79.578	20.720
2	1.334	4.446	84.024	20.856
3	.531	1.770	85.794	21.049
4	.352	1.172	86.967	
5	.330	1.099	88.065	
6	.317	1.056	89.121	
7	.292	.974	90.095	
8	.287	.956	91.051	
9	.276	.921	91.972	
10	.257	.857	92.829	
11	.249	.830	93.659	
12	.220	.735	94.394	
13	.157	.522	94.916	
14	.146	.487	95.403	
15	.141	.470	95.873	
16	.136	.455	96.327	
17	.126	.422	96.749	
18	.124	.412	97.161	
19	.113	.377	97.538	
20	.107	.358	97.896	
21	.098	.326	98.222	
22	.074	.248	98.470	
23	.069	.232	98.701	
24	.063	.211	98.912	
25	.063	.209	99.121	
26	.059	.196	99.317	
27	.056	.188	99.504	
28	.053	.176	99.680	
29	.049	.162	99.842	
30	.047	.158	100.000	

Çizelge 4. 2 Tek faktörlü model ve üç faktörlü model yükleri

	Tek Faktörlü Model	Üç Faktörlü Model		
	1	1	2	3
PV1READ	.872	.820	.027	.091
PV2READ	.878	.841	.132	-.027
PV3READ	.875	.867	.108	-.032
PV4READ	.884	.816	.118	.018
PV5READ	.880	.802	.026	.119
PV6READ	.882	.826	.011	.113
PV7READ	.874	.826	.031	.084
PV8READ	.868	.828	-.049	.155
PV9READ	.888	.748	.046	.161
PV10READ	.878	.851	.123	-.028
PV1MATH	.882	.008	.692	.245
PV2MATH	.868	.050	.872	.010
PV3MATH	.868	.141	.818	-.026
PV4MATH	.868	.137	.860	-.064
PV5MATH	.860	.013	.833	.076
PV6MATH	.888	.073	.723	.157
PV7MATH	.876	.048	.738	.154
PV8MATH	.881	.064	.766	.116
PV9MATH	.874	.018	.749	.171
PV10MATH	.860	.047	.864	.013
PV1SCIE	.918	.108	.125	.748
PV2SCIE	.925	.136	.199	.654
PV3SCIE	.925	.207	.217	.566
PV4SCIE	.932	.260	.254	.485
PV5SCIE	.928	.140	.180	.672
PV6SCIE	.924	.144	.139	.704
PV7SCIE	.920	.146	.208	.630
PV8SCIE	.921	.197	.131	.658
PV9SCIE	.922	.080	.182	.724
PV10SCIE	.932	.142	.226	.630

Tek faktörlü ve promax döndürmesi ile üç faktörlü çözümden elde edilen faktör yükleri Çizelge 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.2 incelendiğinde tek faktör olması durumunda bu tek faktörün maddelerin fen için daha yüksek olmak üzere matematik ve okuma için hemen hemen eşit ağırlıklı bir bileşkesi olarak ortaya çıktığı görülmektedir. Üç faktörlü modelin yükleri

incelendiğinde birinci faktörün okuma becerisi, ikinci faktörün matematik becerisi ve üçüncü özdeğerin başlangıçta çok küçük bir değer olmasına rağmen (0.531) promax döndürmesi sonucunda fen bilimleri becerisi faktörü olduğu görülmektedir.

Sonuçta AFA ile hem genel başarı olarak ifade edilebilecek tek faktörlü model hem de matematik, okuma ve fen bilimleri becerisi olarak ifade edilebilecek faktörlerinde olabileceği ortaya çıkarılmıştır.

Ayrıca maddeler güvenilirlik açısından da incelenmiştir, bütün maddeler için hesaplanan Cronbach alfa değeri 0.991, matematik skoları için 0.977, okuma skorları için 0.981 ve fen bilimleri skorları için 0.986 olup tümü oldukça yüksek güvenilirliğe işaret etmektedir.

4.4 Doğrulayıcı Faktör Modelleri

4.4.1 Tek Faktörlü Model Uygulaması

Bu model yukarıda belirtilen 30 skorun tamamının tek bir genel başarı faktörünün göstergesi olduğu varsayımı ile kurulan tek boyutlu bir modeli ifade etmektedir. Çizelge 4.3'te bu model için uyum iyiliği değerleri sonuçlarına bakıldığında modelin kabul edilemez olduğunu söyleyebiliriz. Örneğin, RMSEA=0.1522'dir ve RMSEA ≥0.10'dan büyük değerler kabul edilemez bir uyumdur. Sonuç olarak değişkenlerin tek boyutlu olmadığı yorumu yapılabilir.

Çizelge 4. 3 Tek faktörlü model uyum iyiliği değerleri

Uyum İyiliği Değerleri		
Model Bilgisi	Gözlem Sayısı	600
	Değişken Sayısı	30
	Moment Sayısı	465
	Parametre Sayısı	61
	Aktif Kısıt Sayısı	0
	Temel Model Fonksiyon Değeri	54.6205
	Temel Model Ki-Kare	32717.6576
	Temel Model Ki-Kare SD	435
	Pr > Temel Model Ki-Kare	<.0001
Mutlak İndeks	Uyum Fonksiyonu	10.0384
	Ki-Kare	6012.9933

Çizelge 4. 3 Tek faktörlü model uyum iyiliği değerleri (devamı)

	Ki-Kare SD	404
	Pr > Ki-Kare	<.0001
	Hoelter'in Kritik N değeri	46
	Kök Artık Kareler Ortalaması (RMR)	273.1312
	Standartlaştırılmış RMR (SRMR)	0.0404
	Uyum İyiliği İndeksi (GFI)	0.4795
Tutumlu İndeks	Düzeltilmiş GFI (AGFI)	0.4009
	Parsimonious GFI	0.4453
	RMSEA Tahmini	0.1522
	RMSEA 90% Alt Güven Sınırı	0.1489
	RMSEA 90% Üst Güven Sınırı	0.1557
	Yakın Uyum Olasılığı	<.0001
	ECVI Tahmini	10.2532
	ECVI 90% Alt Güven Sınırı	9.8302
	ECVI 90% Üst Güven Sınırı	10.6893
	Akaike Bilgi Kriteri	6134.9933
	Bozdogan CAIC	6464.2060
	Schwarz Bayesian Kriteri	6403.2060
Artırmalı İndeks	Bentler Karşılaştırılmalı Uyum İndeksi	0.8263
	Bentler-Bonett NFI	0.8162
	Bentler-Bonett Ölçeklendirilmemiş İnd.	0.8129
	Bollen Ölçeklendirilmiş İndeks Rho1	0.8021
	Bollen Ölçeklendirilmemiş İndeks Delta2	0.8264
	James et al. Parsimonious NFI	0.7580

4.4.2 Bağımsız Kümeler Modeli

Bu modelde faktörler arasında yapısal ilişki yoktur yani ayrık yapılardır. Ancak faktörler dik olabileceği gibi aralarında korelasyon da olabilir. Bundan dolayı matematik, okuma ve fen bilimleri faktörleri aralarında korelasyon olan ve olmayan ayrık yapılar olduğu varsayılarak iki farklı model tahmin edilmiştir.

4.4.2.1 Üç-Faktörlü Korelasyonlu Bağımsız Faktör Modeli

Bu model için uyum iyiliği değerleri hesaplanarak Çizelge 4.4'de verilmiştir. Uyum iyiliği değerleri incelendiğinde bu modelin tek faktörlü modelden daha iyi ve kabul edilebilir olduğunu görürüz. Örneğin, RMSEA=0.016 değeri iyi uyumu gösterir. AIC değerinde de tek faktörlü modele göre belirgin bir düşüş (iyi uyum) vardır.

Çizelge 4. 4 Korelasyonlu bağımsız faktör modeli uyum iyiliği değerleri

Uyum İyiliği Değerleri		
Model Bilgisi	Gözlem Sayısı	600
	Değişken Sayısı	30
	Moment Sayısı	465
	Parametre Sayısı	96
	Aktif Kısıt Sayısı	0
	Temel Model Fonksiyon Değeri	54.6205
	Temel Model Ki-Kare	32717.6576
	Temel Model Ki-Kare SD	435
	Pr > Temel Model Ki-Kare	<.0001
Mutlak İndeks	Uyum Fonksiyonu	0.6743
	Ki-Kare	403.8969
	Ki-Kare SD	369
	Pr > Ki-Kare	0.1019
	Hoelter'in Kritik N değeri	616
	Kök Artık Kareler Ortalaması (RMR)	62.7693
	Standartlaştırılmış RMR (SRMR)	0.0094
	Uyum iyiliği İndeksi (GFI)	0.9585
Tutumlu İndeks	Düzeltilmiş GFI (AGFI)	0.9477
	Parsimonious GFI	0.8131
	RMSEA Tahmini	0.0126
	RMSEA 90% Alt Güven Sınırı	0.0000
	RMSEA 90% Üst Güven Sınırı	0.0199
	Yakın Uyum Olasılığı	1.0000
	ECVI Tahmini	1.0123
	ECVI 90% Alt Güven Sınırı	0.9877
	ECVI 90% Üst Güven Sınırı	1.1014
	Akaike Bilgi Kriteri	595.8969
	Bozdogan CAIC	1114.0021
	Schwarz Bayesian Kriteri	1018.0021
Artırmalı İndeks	Bentler Karşılaştırmalı Uyum İndeksi	0.9989
	Bentler-Bonett NFI	0.9877
	Bentler-Bonett Ölçeklendirilmemiş İnd.	0.9987
	Bollen Ölçeklendirilmiş İndeks Rho1	0.9854
	Bollen Ölçeklendirilmemiş İndeks Delta2	0.9989
	James et al. Parsimonious NFI	0.8378

Üç faktörlü korelasyonlu bağımsız modelin DFA sonucunda tahmin edilen standartlaştırılmış yük değerleri, anlamlılık testi için standart hata değerleri ve t değerleri Çizelge 4.5'te verilmiştir. Çizelge 5.3 incelendiğinde ise bütün katsayıların t değerlerinin 0.01 seviyesinde t tablo kritik değeri olan değerini fazlaca aştıklarından istatiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. R^2 ölçütü her bir maddedeki toplam varyansın ilgili faktör tarafından açıklanma oranları olup aynı zamanda maddelerin

güvenilirliklerini belirtir [40]. Bu ölçüt 0.50 ve üstü olduğunda yeterli kabul edilir. 1' e ne kadar yaklaşırsa yaklaşırsa tanımlama gücü de o kadar artar. Model ne kadar iyi olursa $R^{2,}$ de o kadar büyük olur. R^2 değerleri 0.81 ile 0.89 arasında değişmekte olup, maddelerin ilgili faktörü ölçme bakımından güvenilir ölçümler oldukları söylenebilmektedir.

Çizelge 4. 5 Korelasyonlu bağımsız modelin standartlaştırılmış yük değerleri

Standartlaştırılmış Yük Değerleri					
Faktör	**Madde**	**Tahmin**	**Standart Hata**	**t Değeri**	**R^2**
F1	PV1MATH	0.89781	0.00836	107.5	0.8061
F1	PV2MATH	0.91238	0.00731	124.7	0.8324
F1	PV3MATH	0.90338	0.00795	113.6	0.8161
F1	PV4MATH	0.90773	0.00764	118.7	0.8240
F1	PV5MATH	0.89925	0.00826	108.8	0.8087
F1	PV6MATH	0.90901	0.00756	120.2	0.8263
F1	PV7MATH	0.90424	0.00789	114.7	0.8176
F1	PV8MATH	0.90505	0.00783	115.6	0.8191
F1	PV9MATH	0.90892	0.00755	120.5	0.8261
F1	PV10MATH	0.90781	0.00764	118.8	0.8241
F2	PV1READ	0.92707	0.00610	152.0	0.8595
F2	PV2READ	0.92804	0.00603	153.9	0.8612
F2	PV3READ	0.92515	0.00624	148.4	0.8559
F2	PV4READ	0.92783	0.00605	153.4	0.8609
F2	PV5READ	0.93090	0.00581	160.1	0.8666
F2	PV6READ	0.93185	0.00575	162.2	0.8684
F2	PV7READ	0.92155	0.00651	141.6	0.8493
F2	PV8READ	0.92509	0.00625	148.1	0.8558
F2	PV9READ	0.92009	0.00661	139.1	0.8466
F2	PV10READ	0.91852	0.00673	136.5	0.8437
F3	PV1SCIE	0.93661	0.00529	177.1	0.8772
F3	PV2SCIE	0.94394	0.00474	199.2	0.8910
F3	PV3SCIE	0.93949	0.00507	185.3	0.8826
F3	PV4SCIE	0.93757	0.00522	179.6	0.8790
F3	PV5SCIE	0.94317	0.00480	196.7	0.8896
F3	PV6SCIE	0.94607	0.00458	206.6	0.8950
F3	PV7SCIE	0.94225	0.00486	193.9	0.8878
F3	PV8SCIE	0.93278	0.00557	167.4	0.8701
F3	PV9SCIE	0.93867	0.00513	183.0	0.8811
F3	PV10SCIE	0.93957	0.00506	185.5	0.8828

4.4.2.2 Üç-Faktörlü Korelasyonsuz Bağımsız Faktör Modeli

Bu model için Çizelge 4.6'da uyum iyiliği değerlerine bakıldığında faktörler arasında korelasyonun olmadığı durumda korelasyonlu duruma göre uyum iyiliği ölçütlerinde daha olumsuz sonuçlar ortaya çıkmıştır. Örneğin, RMSEA=0.0996 değeri iyi bir uyum değeri değildir. AGFI=0.79 değeri ise kabul edilebilir bir uyum ölçütü değildir. Ayrıca AIC değeride korelasyonlu faktör modeline göre belirgin bir yükseliş göstermiş ve uyum iyiliğini azaltmıştır.

Çizelge 4. 6 Korelasyonsuz bağımsız faktör modeli uyum iyiliği değerleri

Uyum İyiliği Değerleri		
Model Bilgisi	Gözlem Sayısı	600
	Değişken Sayısı	30
	Moment Sayısı	465
	Parametre Sayısı	93
	Aktif Kısıt Sayısı	0
	Temel Model Fonksiyon Değeri	54.6205
	Teme Model Ki-Kare	32717.6576
	Temel Model Ki-Kare SD	435
	Pr > Baseline Model Ki-Kare	<.0001
Mutlak İndeks	Uyum Fonksiyonu	4.3086
	Ki-Kare	2580.8709
	Ki-Kare SD	372
	Pr > Ki-Kare	<.0001
	Hoelter'in Kritik N değeri	98
	Kök Artık Kareler Ortalaması (RMR)	4130.0770
	Standartlaştırılmış RMR (SRMR)	0.6209
	Uyum İyiliği İndeksi (GFI)	0.8323
Tutumlu İndeks	Düzeltilmiş GFI (AGFI)	0.7904
	Parsimonious GFI	0.7118
	RMSEA Tahmini	0.0996
	RMSEA 90% Alt Güven Sınırı	0.0960
	RMSEA 90% Üst Güven Sınırı	0.1032
	Yakın Uyum Olasılığı	<.0001
	ECVI Tahmini	4.6361
	ECVI 90% Alt Güven Sınırı	4.3673
	ECVI 90% Üst Güven Sınırı	4.9181
	Akaike Bilgi Kriteri	2766.8709
	Bozdogan CAIC	3268.7854
	Schwarz Bayesian Kriteri	3175.7854
Artırmalı İndeks	Bentler Karşılaştırmalı Uyum İndeksi	0.9316
	Bentler-Bonett NFI	0.9211
	Bentler-Bonett Ölçeklendirilmemiş İn.	0.9200
	Bollen Ölçeklendirilmiş İndeks Rho1	0.9078

Çizelge 4. 6 Korelasyonsuz bağımsız faktör modeli uyum iyiliği değerleri (devamı)

Bollen Ölçeklendirilmemiş indeks Delta2	0.9317
James et al. Parsimonious NFI	0.7877

Ayrıca Çizelge 4.7'de standartlaştırımış yük değerleri ve R^2 değerlerinde de korelasyonlu duruma göre daha olumsuz sonuçlar çıkmıştır. Sonuç olarak faktörler arasında korelasyonun olması modelin kabul edilebirliğini arttırmaktadır.

Çizelge 4. 7 Korelasyonsuz bağımsız modelin standartlaştırılmış yük değerleri

Standartlaştırılmış Yük Değerleri					
Faktör	**Madde**	**Tahmin**	**Standart Hata**	**t Değeri**	**R^2**
F1	PV2MATH	0.91047	0.00740	123.1	0.8290
F1	PV3MATH	0.90105	0.00800	112.6	0.8119
F1	PV4MATH	0.90544	0.00771	117.4	0.8198
F1	PV5MATH	0.89779	0.00826	108.7	0.8060
F1	PV6MATH	0.90637	0.00770	117.7	0.8215
F1	PV7MATH	0.90243	0.00787	114.7	0.8144
F1	PV8MATH	0.90195	0.00792	113.9	0.8135
F1	PV9MATH	0.90698	0.00756	119.9	0.8226
F1	PV10MATH	0.90551	0.00772	117.3	0.8199
F2	PV1READ	0.92552	0.00617	150.1	0.8566
F2	PV2READ	0.92662	0.00609	152.3	0.8586
F2	PV3READ	0.92258	0.00635	145.2	0.8512
F2	PV4READ	0.92609	0.00615	150.7	0.8576
F2	PV5READ	0.92913	0.00591	157.3	0.8633
F2	PV6READ	0.93001	0.00585	158.9	0.8649
F2	PV7READ	0.92021	0.00654	140.7	0.8468
F2	PV8READ	0.92443	0.00624	148.2	0.8546
F2	PV9READ	0.91848	0.00665	138.0	0.8436
F2	PV10READ	0.91722	0.00673	136.3	0.8413
F3	PV1SCIE	0.93472	0.00534	175.1	0.8737
F3	PV2SCIE	0.94273	0.00477	197.4	0.8887
F3	PV3SCIE	0.93784	0.00511	183.4	0.8795
F3	PV4SCIE	0.93526	0.00532	175.7	0.8747
F3	PV5SCIE	0.94163	0.00485	194.1	0.8867
F3	PV6SCIE	0.94465	0.00465	203.3	0.8924
F3	PV7SCIE	0.94031	0.00492	191.0	0.8842
F3	PV8SCIE	0.93070	0.00562	165.6	0.8662
F3	PV9SCIE	0.93693	0.00517	181.1	0.8778
F3	PV10SCIE	0.93770	0.00512	183.3	0.8793

4.4.3 İkinci Mertebe Faktör Modeli

İkinci mertebe faktör analizi modellerinde, ikinci mertebeyi tanımlayabilmek için ez az üç grup faktörü (birinci mertebe faktör) ve her bir grup faktörün en az iki göstergesi olmalı gerektiği ifade edilmişti. Çalışmamızda da matematik, fen bilimleri ve okuma olmak üzere birinci mertebeye ait üç faktörümüz bulunmakta ve bu faktörlerin her birinin on tane göstergesi mevcuttur.

Yapılan doğrulayıcı faktör analizi de, üç faktörlü çözümün maddeler arasındaki ilişkiyi daha iyi açıkladığını göstermiştir. Bu aşamada ise, faktörler arasındaki ilişkinin bir üst boyuttan (genel başarı/etki) kaynaklandığı varsayılarak ikinci mertebe (second-order) faktör modeli uygulanmış ve sonuçta, 30 madde, 3 alt boyut (grup faktör, birinci mertebe) ve bir üst (genel faktör, ikici mertebe faktörü) boyuttan oluşan modelin uyum indeksleri oldukça iyi bulunmuştur. Çizelge 4.8'e baktığımızda örneğin, RMSEA=0,0120 ve AGFI=0.948 değerleri mükemmel bir uyumu gösterir. Diğer incelediğimiz modellerle ikinci mertebe (second-order) modelin AIC ve CAIC değerlerine baktığımızda düşüş görülmektedir.

Çizelge 4.8 İkinci mertebe faktör modelinin uyum iyiliği ölçütleri

Uyum İyiliği Değerleri		
Model Bilgisi	Gözlem Sayısı	600
	Değişken Sayısı	30
	Moment Sayısı	465
	Parametre Sayısı	93
	Aktif Kısıt Sayısı	0
	Temel Model Fonksiyon Değeri	54.6205
	Temel Model Ki-Kare	32717.6576
	Temel Model Ki-Kare SD	435
	Pr > Temel Model Ki-Kare	<.0001
Mutlak Indeks	Uyum Fonksiyonu	0.6743
	Ki-Kare	403.8969
	Ki-Kare SD	372
	Pr > Ki-Kare	0.1227
	Hoelter'in Kritik N değeri	620
	Kök Artık Kareler Ortalaması (RMR)	0.0094
	Standartlaştırılmış RMR (SRMR)	0.0094
	Uyum İyiliği İndeksi (GFI)	0.9585
Tutumlu İndeks	Düzeltilmiş GFI (AGFI)	0.9481
	Parsimonious GFI	0.8197
	RMSEA Tahmini	0.0120

Çizelge 4.8 İkinci mertebe faktör modelinin uyum iyiliği ölçütleri (devamı)

	RMSEA 90% Alt Güven Sınırı	0.0000
	RMSEA 90% Üst Güven Sınırı	0.0195
	Yakın Uyum Olasılığı	1.0000
	ECVI Tahmini	1.0018
	ECVI 90% Alt Güven Sınırı	0.9824
	ECVI 90% Üst Güven Sınırı	1.0905
	Akaike Bilgi Kriteri	589.8969
	Bozdogan CAIC	1091.8114
	Schwarz Bayesian Kriteri	998.8114
Artırmalı İndeks	Bentler Karşılaştırılmalı Uyum İndeksi	0.9990
	Bentler-Bonett NFI	0.9877
	Bentler-Bonett Ölçeklendirilmemiş İn.	0.9988
	Bollen Ölçeklendirilmiş İndeks Rho1	0.9856
	Bollen Ölçeklendirilmemiş İndeks Delta2	0.9990
	James et al. Parsimonious NFI	0.8446

İkinci mertebeden faktör modeli için standartlaştırılmış yük değerleri, anlamlılık testi için standart hata değerleri ve t değerleri Çizelge 4.9'da verilmiştir ve t değerleri istatistiksel olarak anlamlıdır. Ayrıca çıkan yüksek R^2 değerleri maddelerin ilgili faktörü ölçme bakımından güvenilir ölçümler olduklarını göstermektedir.

Çizelge 4.9 İkinci mertebe faktör model standartlaştırılmış yük değerleri

Standartlaştırılmış yük değerleri					
Faktör	**Madde**	**Tahmin**	**Standart Hata**	**t Değeri**	**R^2**
F1	PV1MATH	0.89781	0.00836	107.5	0.8061
F1	PV2MATH	0.91238	0.00731	124.7	0.8324
F1	PV3MATH	0.90338	0.00795	113.6	0.8161
F1	PV4MATH	0.90773	0.00764	118.7	0.8240
F1	PV5MATH	0.89925	0.00826	108.8	0.8087
F1	PV6MATH	0.90901	0.00756	120.2	0.8263
F1	PV7MATH	0.90424	0.00789	114.7	0.8176
F1	PV8MATH	0.90505	0.00783	115.6	0.8191
F1	PV9MATH	0.90892	0.00755	120.5	0.8261
F1	PV10MATH	0.90781	0.00764	118.8	0.8241
F2	PV1READ	0.92707	0.00610	152.0	0.8595
F2	PV2READ	0.92804	0.00603	153.9	0.8612
F2	PV3READ	0.92515	0.00624	148.4	0.8559
F2	PV4READ	0.92783	0.00605	153.4	0.8609
F2	PV5READ	0.93090	0.00581	160.1	0.8666
F2	PV6READ	0.93185	0.00575	162.2	0.8684
F2	PV7READ	0.92155	0.00651	141.6	0.8493
F2	PV8READ	0.92509	0.00625	148.1	0.8558
F2	PV9READ	0.92009	0.00661	139.1	0.8466

Çizelge 4.9 İkinci mertebe faktör model standartlaştırılmış yük değerleri (devamı)

F2	PV10READ	0.91852	0.00673	136.5	0.8437
F3	PV1SCIE	0.93661	0.00529	177.1	0.8772
F3	PV2SCIE	0.94394	0.00474	199.2	0.8910
F3	PV3SCIE	0.93949	0.00507	185.3	0.8826
F3	PV4SCIE	0.93757	0.00522	179.6	0.8790
F3	PV5SCIE	0.94317	0.00480	196.7	0.8896
F3	PV6SCIE	0.94607	0.00458	206.6	0.8950
F3	PV7SCIE	0.94225	0.00486	193.9	0.8878
F3	PV8SCIE	0.93278	0.00557	167.4	0.8701
F3	PV9SCIE	0.93867	0.00513	183.0	0.8811
F3	PV10SCIE	0.93957	0.00506	185.5	0.8828

Çizelge 4.10'da genel faktörden birinci mertebe faktörler (grup faktörlerin) standartlaştırılmış yük değerleri, standart hata ve t değerleri, birinci mertebe faktörlerin genel faktör tarafından açıklanma oranları olan R^2 değerleri verilmektedir. Faktör1 (Matematik) varyansının %86'sı, Faktör2'nin (Okuma) %87'i, Faktör3'ün (Fen Bilimeleri) %98'i ikinci mertebe genel faktör ile açıklanmaktadır. Sonuç olarak hem genel model uyumunda hem de bileşen uyumunda iyileşme olduğu görülmektedir ve ikinci mertebe modelin kabul edilebilirliği daha yüksektir.

Çizelge 4.10 Genel faktörden grup faktörlerine standartlaştırılmış yük değerleri

	Tahmin	**Standart Hata**	**t Değeri**	**R^2**
Genel faktör →Faktör1	0.92877	0.00695	133.7	0.8626
Genel faktör →Faktör2	0.93348	0.00661	141.1	0.8714
Genel faktör →Faktör3	0.99205	0.00388	255.9	0.9842

4.4.4 Bifaktör Modeli

Bifaktör modelleri, hiyerarşik modellere alternatif olmakta ve G faktörüyle yansıtılan genel bir yapının altında yatan bütün maddelerin tek boyut olarak, G faktörüyle açıklanmayan kısmında çok daha özel yönlerle (grup faktörleri ile) birlikte var olup olmadığını doğrudan araştırmaktadır [25].

Bifaktör yapısındaki genel faktör genel başarıdır ve üç alt alana (grup faktörüne) sahiptir. Bunlar; 10 matematik becerisi, 10 fen bilimleri becerisi ve 10 okuma becerisi alanlarından oluşmaktadır. Kurulan bifaktör modelinin uyum iyiliği sonuçları Çizelge 4.11'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.11 Bifaktör modeli uyum iyiliği değerleri

Uyum İyiliği Değerleri		
Model Bilgisi	Gözlem Sayısı	600
	Değişken Sayısı	30
	Moment Sayısı	465
	Paremetre Sayısı	120
	Aktif Kısıt Sayısı	0
	Temel Model Fonksiyon Değeri	54.6205
	Temel Ki-Kare Modeli	32717.6576
	Temel Ki-Kare Modeli SD	435
	Pr > Temel Ki-Kare Modeli	<.0001
Mutlak İndeks	Uyum Fonksiyonu	0.6280
	Ki-Kare	376.1656
	Ki-Kare SD	345
	Pr > Ki-Kare	0.1195
	Eliptik Düzeltilmiş Ki-Kare	0.6109
	Pr > Eliptik Düz. Ki-Kare	1.0000
	Hoelter'in Kritik N değeri	620
	Kök Artık Kareler Ortalaması(RMR)	51.2660
	Standartlaştırılmış RMR (SRMR)	0.0076
	Uyum İyiliği İndeksi (GFI)	0.9613
Tutumlu İndeks	Düzeltilmiş GFI (AGFI)	0.9479
	Parsimonious GFI	0.7624
	RMSEA Tahmini	0.0123
	RMSEA 90% Alt Güven Sınırı	0.0000
	RMSEA 90% Üst Güven Sınırı	0.0200
	Yakın Uyum Olasılığı	1.0000
	ECVI Tahmini	1.0505
	ECVI 90% Alt Güven Sınırı	1.0299
	ECVI 90% Üst Güven Sınırı	1.1366
	Akaike Bilgi Kriteri	616.1656
	Bozdogan CAIC	1263.7972
	Schwarz Bayesian Kriteri	1143.7972
Artırmalı Indeks	Bentler Karşılaştırmalı Uyum İndeksi	0.9990
	Bentler-Bonett NFI	0.9885
	Bentler-Bonett Ölçeklendirilmemiş İndeks	0.9988
	Bollen Ölçeklendirilmiş İndeks Rho1	0.9855
	Bollen Ölçeklendirilmemiş İndeks Delta2	0.9990
	James et al. Parsimonious NFI	0.7840

Çizelge 4.11'de bifaktör modelinin uyum iyiliği değerlerini incelersek; RMSEA=0.0123, NFI=0.989, NNFI=0.999, CFI=0.999, SRMR=0.008, GFI=0.961 ve AGFI=0.948 sonuçları iyi bir uyumun göstergesidir. Ayrıca AIC=616.17 değeride tek faktörlü model ve bağımsız

kümeler modellerine göre daha iyi uyum göstermiştir. Sonuç olarak uyum iyiliği değerlerine bakarak modelin kabul ediliebilirliğinin fazla olduğu yorumu yapılabilir.

Çizelge 4.12 Bifaktör modeli standartlaştırılmış yük değerleri

Standartlaştırılmış yük değerleri				
Faktör	**Madde**	**Tahmin**	**Standart Hata**	**t Değeri**
Factor1	PV1MATH	0.34178	0.02055	16.6279
FactorG	PV1MATH	0.83037	0.01285	64.6142
Factor1	PV2MATH	0.33680	0.02117	15.9124
FactorG	PV2MATH	0.84729	0.01194	70.9612
Factor1	PV3MATH	0.34483	0.02076	16.6082
FactorG	PV3MATH	0.83503	0.01261	66.2030
Factor1	PV4MATH	0.32835	0.02012	16.3208
FactorG	PV4MATH	0.84646	0.01180	71.7181
Factor1	PV5MATH	0.36029	0.02072	17.3890
FactorG	PV5MATH	0.82574	0.01315	62.7966
Factor1	PV6MATH	0.32563	0.02057	15.8266
FactorG	PV6MATH	0.84882	0.01173	72.3685
Factor1	PV7MATH	0.36882	0.02024	18.2255
FactorG	PV7MATH	0.82665	0.01303	63.4482
Factor1	PV8MATH	0.33734	0.02015	16.7411
FactorG	PV8MATH	0.83941	0.01224	68.5770
Factor1	PV9MATH	0.35029	0.02025	17.2999
FactorG	PV9MATH	0.83831	0.01234	67.9550
Factor1	PV10MATH	0.33246	0.02009	16.5443
FactorG	PV10MATH	0.84466	0.01190	70.9625
Factor2	PV1READ	0.34698	0.01962	17.6815
FactorG	PV1READ	0.85973	0.01094	78.5835
Factor2	PV2READ	0.32905	0.02010	16.3738
FactorG	PV2READ	0.86679	0.01060	81.7547
Factor2	PV3READ	0.32731	0.01949	16.7979
FactorG	PV3READ	0.86507	0.01059	81.7179
Factor2	PV4READ	0.33166	0.01959	16.9305
FactorG	PV4READ	0.86680	0.01050	82.5773
Factor2	PV5READ	0.33293	0.01900	17.5258
FactorG	PV5READ	0.86942	0.01023	85.0019
Factor2	PV6READ	0.32648	0.01923	16.9747
FactorG	PV6READ	0.87282	0.01007	86.6715
Factor2	PV7READ	0.35344	0.01979	17.8635
FactorG	PV7READ	0.85115	0.01148	74.1155
Factor2	PV8READ	0.36291	0.01976	18.3681
FactorG	PV8READ	0.85174	0.01146	74.3518
Factor2	PV9READ	0.34803	0.01994	17.4546
FactorG	PV9READ	0.85152	0.01149	74.0873
Factor2	PV10READ	0.37016	0.01971	18.7784

Çizelge 4.12 Bifaktör modeli standartlaştırılmış yük değerleri (devamı)

FactorG	PV10READ	0.84191	0.01202	70.0521
Factor3	PV1SCIE	-0.07412	0.03548	-2.0894
FactorG	PV1SCIE	0.93356	0.00613	152.2
Factor3	PV2SCIE	-0.17030	0.03921	-4.3437
FactorG	PV2SCIE	0.93378	0.00706	132.2
Factor3	PV3SCIE	-0.11998	0.03689	-3.2525
FactorG	PV3SCIE	0.93295	0.00661	141.1
Factor3	PV4SCIE	-0.07072	0.03545	-1.9946
FactorG	PV4SCIE	0.93546	0.00598	156.3
Factor3	PV5SCIE	-0.02896	0.03714	-0.7797
FactorG	PV5SCIE	0.94355	0.00531	177.7
Factor3	PV6SCIE	-0.08118	0.03518	-2.3074
FactorG	PV6SCIE	0.94284	0.00556	169.7
Factor3	PV7SCIE	-0.06546	0.03522	-1.8588
FactorG	PV7SCIE	0.93912	0.00569	165.0
Factor3	PV8SCIE	-0.07298	0.03569	-2.0447
FactorG	PV8SCIE	0.92951	0.00641	145.0
Factor3	PV9SCIE	-0.10555	0.03588	-2.9417
FactorG	PV9SCIE	0.93266	0.00646	144.4
Factor3	PV10SCIE	-0.03790	0.03624	-1.0457
FactorG	PV10SCIE	0.93948	0.00558	168.3

Bifaktör modeli için standartlaştırılmış yük değerleri, anlamlılık testi için standart hata değerleri ve t değerleri Çizelge 4.12'de verilmiştir ve t değerleri istatistiksel olarak anlamlıdır. Bifaktör modelinde genel bir başarı faktörü ve matematik, okuma, fen bilimleri grup faktörleri olarak tahmin edilmiş ve sunulmuştur. Bu indekslerin psikometrik özelliklerini daha iyi anlayabilmek için bifaktör modelini değerlendirmede kullanılan ölçütlerden yararlanılmıştır. Öncelikle aşağıdaki sorular ele alınmıştır:

- Toplam skorlar genellikle tek bir örtük değişken (omega, omegaH) üzerindeki değişimi yansıtıyor ve buna bağlı olarak, alt ölçek skorları, genel faktörden (omegaS, omegaHS) bağımsız olarak güvenilir varyansı yansıtıyor mu?
- Maddeler esasen tek boyutlu mudur ve bu nedenle, tek bir örtük değişkenin varlığından bahsedilebilinir mi (ECV,PUC) [29]?

Çizelge 4.13'de bifaktör modelleme yaklaşımı için yapılan değerlendirme sonuçları bulunmaktadır.

Çizelge 4.13 Bifaktör modeli değerlendirme ölçütleri

	Omega (ω)	**OmegaH (ω_H)**	**OmegaS (ω_s)**	**OmegaHS (ω_{HS})**	**ECV**	**PUC**
Matematik	0.96	0.93	0.89	0.12	0.90	0,68
Okuma			0.90	0.12		
FenBilimleri			0.90	0.06		

Omega, birim ağırlıklı test skorlarının güvenirliliğinin (gözlemlenen skordaki varyansa göre gerçek skor değişimi) faktör analitik modele dayalı tahminidir [32] ve yüksek omega değerleri, güvenilir ve çok boyutlu bir bileşimi gösterir. Omega Katsayıları sonuçlarına baktığımızda ise omega katsayısının 0.96 olduğunu görüyoruz.

OmegaH ise tek bir genel faktöre atfedilebilir toplam skorun varyans yüzdesi olarak belirtilmişti. OmegaH sonucuna baktığımızda, birim ağırlıklı toplam skor varyansının % 93'ünün genel faktör üzerindeki bireysel farklılıklara atfedileceği (yüklenebileceği) anlamına gelir.

OmegaS için, genel faktörün varyansı ve karşılık gelen grup faktörleri, güvenilirlik tahmin elde etmek için birleştirilir ve çıkan yüksek değerler son derece güvenilir çok boyutlu bir bileşimi gösterir. OmegaHS omegaS'ye göre düşük olduğunda, alt ölçek skorlarının güvenilir varyansının büyük kısmı genel faktörden kaynaklanabilir ve grup faktörlerine özgü değildir [29].

ECV, genel faktör ile açıklanan ortak varyans yüzdesidir. Bu, bir tek boyutluluk indeksi olup, doğrudan genel faktörün göreli gücü ile ilgilidir [32]. Genel faktörden kaynaklanan ortak varyans yüzdesinin 1'e yakın değerler güçlü bir genel faktörü belirtir. Bifaktör modelimizde ECV değerine baktığımızda, açıklanabilen ortak varyans %90'dir yani genel faktör ortak varyansın %90'nını açıklar. Bu da genel faktörün ortak varyansın yarısından çok daha fazlasını oluşturduğunu göstermektedir. PUC, tek bir faktörün toplam benzersiz korelasyon sayısına bölünmesiyle etkilenen bir korelasyon matrisindeki benzersiz korelasyonların sayısıdır. PUC ne kadar yüksek olursa, matris tek bir faktörün parametrelerinin tahmin edilmesi ile ilgili bilgi ile doludur ve tek boyutlu bir modeldeki parametre tahminleri sistematik hatalı olmaz [32]. PUC = 0,68'de ve

güçlü bir genel faktör (ECV .90) ile kombine edildiğinde, makul bir şekilde ortak varyansın aslında tek boyutlu olduğu sonucuna varılabilir.

4.5 Modellerin Karşılaştırılması

Önerilen tek faktörlü model, bağımsız kümeler modeli, ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli için elde edilen uyum iyiliği değerleri Çizelge 4.14'de verilmiştir. Genel olarak modelleri uyum iyiliği değerlerine bakarak karşılaştırdığımızda tek faktörlü model ile korelasyonsuz faktör modelinin diğer modellere göre kabul edilebilirliğinin olmadığını söyleyebiliriz. Örneğin RMSEA'nın 0.08 den küçük değerleri kabul edilebilir bir uyum ölçütü olarak değerlendirilir ve tek faktörlü modelde RMSEA=0.15, korelasyonsuz faktör modelinde ise RMSEA=0.92 olduğundan RMSEA değerleri kabul edilebilir bir uyumu göstermez. Diğer bir ölçüt olan AGFI'nın 0.85 den büyük değerleri kabul edilebilir bir uyum ölçütü olarak değerlendirilir ve iki modele baktığımızda tek faktörlü modelde AGFI=0.40, korelasyonsuz faktör modelinde ise AGFI=0.79 olduğundan AGFI değerleri kabul edilebilir bir uyumu göstermez. Son bir örnek olarak AIC ve CAIC'in minimum değerlerinin iyi bir uyum göstergesidir ve tek faktörlü ve korelasyonsuz faktör modelin AIC, CAIC değerlerine baktığımızda diğer modellere göre aşırı yüksek değerler almışlardır. Sonuc olarak AIC ve CAIC değerleri de kabul edilebilir bir uyumu göstermez.

Çizelge 4.14 Modellerin uyum iyiliği değerleri karşılaştırması

Model	**χ2 (s.d)**	**p**	**χ2/s.d**	**RMSEA**	**NFI**	**NNFI**	**CFI**	**SRMR**	**GFI**	**AGFI**	**AIC**	**CAIC**
Tek Faktörlü Model	6012.9933 (404)	0.0	14.884	0.152	0.816	0.813	0.826	0.040	0.480	0.401	6134.993	6464.206
Korelasyonlu Faktör Modeli	403.8969 (369)	0.0	1.095	0.013	0.988	0.999	0.999	0.009	0.959	0.948	595.897	1114.002
Korelasyonsuz Faktör Modeli	2580.8709 (372)	0.0	6.938	0.921	0.921	0.920	0.932	0.621	0.832	0.790	2766.871	3268.785
İkinci Mertebe Faktör Modeli	403.8969 (372)	0.0	1.086	0.012	0.988	0.999	0.999	0.009	0.820	0.948	589.897	1091.811
Bifaktör Model	376.1656 (345)	0.0	1.090	0.012	0.989	0.999	0.999	0.008	0.961	0.948	616.166	1263.797

Çizelge 4.14'de korelasyonlu faktör modeli, ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modellerinin uyum iyiliği değerlerine baktığımızda ise tek faktörlü model ve korelasyonsuz faktör modeline göre daha kabul edilebilir olduğunu söyleyebiliriz.

Örneğin RMSEA, AGFI, SRMR, AIC ve CAIC değerleri tek faktörlü model ve korelasyonsuz faktör modeline göre daha iyi kabul edilebilir uyum değerleri almıştır.

İkinci mertebe faktör modeli ile korelasyonlu faktör modeli aynı ki-kare (X^2=466.69) değerine sahip olduğundan modelleri sadece uyum iyiliği ölçütlerine bakarak değerlendirebiliriz ve uyum iyiliği ölçütleri sonuçlarına göre ikinci mertebe modelin elimizdeki veriyi korelasyonlu faktör modelinden daha iyi temsil attiğini söyleyebiliriz.

İkinci mertebe faktör ve bifaktör modelleri arasında karşılaştırma sonuçları ise Çizelge 4.15'te verilmiştir ve bu karşılaştırmayı yaparak hangi modelin veriyi daha iyi temsil ettiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.15 Ki-Kare fark testi sonuçları

	İkinci Mertebe faktör modeli Vs. Bifaktör Modeli
Δχ2	27.7313
Δsd	27
p	0.4266

İkinci mertebe faktör modeli bifaktör modeline göre daha az kısıtlı modeldir. Bifaktör modelinde serbestce tahmin edilen daha çok parametre vardır. Bu iki model arasında ki-kare fark testi yapıldığında ($\Delta\chi^2$=27.7, s.d=27, p=0.4266) modellerin ki-kareleri arasındaki fark istatistiki olarak anlamsız bulunmuştur. Bu durumda bifaktör modele konulan kısıtlar model iyiliğini anlamlı derecede arttıramamıştır.

4.6 Modellerin Genelleştirilebilirliğinin Araştırılması

İncelediğimiz modellerin çekilecek rasgele başka bir örnek için genelleştirilebilir sonuçların olup olmadığını araştırmak için 5895 birimlik PISA 2015 örneğinden yine 600 birimlik başka bir rasgele örnek çekilmiş, bu örnekle yukarıdaki modellerin aynıları tekrar uygulanmış ve benzer sonuçlar elde edilmiştir. Daha öncede yapıldığı gibi tek faktörlü model, korelasyonlu faktör modeli, korelasyonsuz faktör modeli, ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli uyum iyiliği indeksleri aşağıdaki Çizelge 4.16'da özet olarak verilmiştir.

Çizelge 4.16 Rasgele seçilen ikinci örnek için modellerin uyum iyiliği karşılaştırması

Model	χ2 (s.d)	p	χ2/s.d	RMSEA	NFI	NNFI	CFI	SRMR	GFI	AGFI	AIC	CAIC
Tek Faktörlü Model	6360.2515 (404)	0.0	15.743	0.157	0.806	0.802	0.816	0.044	0.451	0.369	6482.252	6811.464
Korelasyonlu Faktör Modeli	466.6993 (369)	0.0	1.265	0.021	0.986	0.996	0.997	0.011	0.807	0.939	658.699	1176.805
Korelasyonsuz Faktör Modeli	2615.9984 (372)	0.0	7.032	0.100	0.920	0.919	0.931	0.618	0.709	0.786	2801.998	3303.913
İkinci Mertebe Faktör Modeli	466.6993 (372)	0.0	1.255	0.021	0.986	0.996	0.997	0.011	0.814	0.940	652.699	1154.614
Bifaktör Model	427.3295 (345)	0.0	1.239	0.020	0.987	0.997	0.998	0.008	0.758	0.941	667.330	1314.961

Çizelge 4.17'de ise rasgele çekilen ikinci örnek için uygulanan ikinci mertebe faktör ve bifaktör modelleri arasındaki ki-kare fark testi karşılaştırma sonuçları verilmiştir ($\Delta\chi2=39.36$, s.d=27, p=0.0686) ve bu fark istatistiksel açıdan birinci örnekteki gibi anlamlı değildir. Sonuç olarak modellerin genelleştirilebilirliğini araştırmak üzere ikinci bir rasgele örnek seçilmiş ve çıkan sonuçlar modellerin anakütleye genelleştirilebilir olduğunu göstermiştir.

Çizelge 4.17 Rastgele seçilen ikinci örnek için ki-kare karşılaştırması

	İkinci Mertebe faktör modeli Vs. Bifaktör Modeli
$\Delta\chi^2$	39.3698
Δsd	27
p	0.0586

BÖLÜM 5

SONUÇ

Araştırmacılar, ikinci mertebe faktör ve bifaktör modelleri gibi ölçme modellerine son yıllarda ilgi göstermiştir. Özellikle bilgisayar programlarının gelişmesiyle bu modeller denenmiş ve klasik modellerle karşılaştırmalar yapılarak sonuca gidilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada da en son yapılmış olan PISA 2015 projesinden elde edilen veriler kullanılarak, Türkiye örnekleminin içinden rastgele seçilen ve orijinal örneğin yaklaşık %10'ununu oluşturan 600 birimlik alt örneklerle çalışılmış ve örnekleme ait matematik, okuma ve fen bilimleri becerileri için bir ölçme modeli bulunmaya çalışılmıştır. Bunun için tek faktörlü model, bağımsız kümeler faktör modelleri, ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli karşılaştırılmalı olarak denenmiştir.

İlk olarak, ölçeğin geçerliliği faktör analizi özellikleri incelenerek test edilmiştir. Faktör analizi çerçevesinde açıklayıcı faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizi teknikleri kullanılmıştır. Açıklayıcı faktör analizi sonucunda hem tek faktörlü hem de üç faktörlü modeli destekler bir ölçek yapısı ortaya çıkmıştır. Bu durum hem genel faktörün hem de grup faktörlerinin olabileceğini göstermiştir. Tek faktörlü model denendiğinde uyum çok kötü olmuştur ve tek faktörlü model uygun olmamıştır. Faktörlerdeki maddelerin faktör yükleri, faktörlerin özdeğerleri ve açıklanan varyans oranları göz önüne alındığında ölçeğin, yapı geçerliğine sahip olduğu söylenebilir. Ölçeğin iç tutarlılığı için Cronbach alfa katsayıları incelenmiştir ve elde edilen değerler, ölçeğin hem faktörler hem de geneli için güvenilir ölçümler yapabildiği söylenebilir.

Açıklayıcı faktör analizi sonucunda üç faktörden oluştuğu tespit edilen ölçeğin faktör yapılarının doğrulanması için doğrulayıcı faktör analizi modelleri uygulanmıştır. Uygun modeli belirlemek için öncelikle uyum iyiliği ölçütlerine bakılmıştır.

Genel olarak uyum iyiliği indekslerine baktığımızda tek faktörlü model ve korelasyonsuz bağımsız kümeler modelinin diğer modellere göre kabul edilebilirliğinin olmadığını söyleyenebilir. İkinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modelinin RMSEA değeri birbirine çok yakın ve diğer modellere göre daha uygundur, NFI, NNFI, CFI, AGFI değerleri ise ikinci mertebe faktör modeli, bifaktör modeli ve korelasyonlu faktör modelde daha uygun bulunmuştur. Ayrıca AIC ve CAIC değerleri ikinci mertebe faktör modelinde diğer modellere göre daha küçük bulunmuştur ve sonuç olarak ikinci mertebe faktör modeli daha iyi uyum göstermiştir. GFI ve SRMR değeri ise bifaktör modeli için daha iyi uyumu göstermiştir.

Sonuçlar gösteriyor ki ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli uyum iyiliği değerleri bakımından birbirine oldukça yakın değerlere sahiptirler ve diğer modellere göre daha iyi uyum göstermişlerdir. Bundan dolayı alt mertebe faktörlerinin ortaklıklarını açıklayan daha yüksek bir mertebeden faktörün bulunduğu varsayımında bulunabilinir.

Bifaktör modelini değerlendirmesinde kullanılan ölçütlerden (cronbach alfa, omega katsayıları, ECV, PUC) yararlanılarak yapının güvenilir ve çok boyutlu bir bileşim olduğu belirlenmiştir. Çok boyutlu veriler bir bifaktör modeline uyduğunda ortaya çıkan genel ve grup faktörlerinin gücü incelenmiş olup, grup faktörlerine kıyasla güçlü bir genel faktör bulunduğu sonucuna varılmıştır.

Ayrıca ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli arasında ki-kare fark testi yapılarak, elde edilen $\Delta\chi^2$ değeri iki modelin serbestlik dereceleri arasındaki farka işaret eden Δsd'ye karşılık gelen kritik ki-kare değeriyle karşılaştırılarak isatistiksel olarak anlamlılığına bakılmıştır. Modellerin ki-kareleri arasındaki fark istatistiki olarak anlamsız bulunmuştur. Sonuç olarak bifaktör modeline konulan kısıtlar model iyiliğini anlamlı derecede artırmamış ve ikinci mertebe faktör modelinin veriyi daha iyi temsil edebilme yeteneği görülmüştür.

Tez çalışmasındaki amaçlardan biri de elde edilen ölçme model veya modellerinin anakütleye genelleştirilebilirliğinin araştırılmasıdır. Bu nedenle ikinci bir rastgele 600 birimlik örnek seçilmiştir ve bu örneğe de birinci örneğe uygulanan modellerin aynıları tekrar uygulanmış ve benzer sonuçlar elde edilmiştir. Böylelikle çıkan sonuçlar modellerin anakütleye genelleştirilebilir olduğunu göstermiştir.

Sonuç olarak, ikinci mertebe faktör modeli ve bifaktör modeli gibi modern ölçüm yaklaşımları, öğrencilerin genel başarısını, maddeler ve faktörler arasındaki bağlantıları varsayan geleneksel yaklaşımlardan daha uygun bir şekilde temsil edebileceği sonucuna varılabilir.

KAYNAKLAR

[1] Chen, F.F., West, S.G. ve Sousa, K.H., (2006). "A Comparison of Bifactor and Second-Order Models of Quality of Life", Multivariate Behavioral Research, 41(2):189-225.

[2] Black, R., Yang, Y., Beitra, D. ve McCoffery, S., (2015). "Compering Fit and Reliability Estimates of a Psychological Instrument Using Second-order CFA, Bifactor and Essentially Tau-Equivalent (Coefficient Alpha) Models via AMOS 22", Journal of Psychoeducational Assessment, 33(5): 451-472.

[3] Reise, S.P., Morizot, J. ve Hays, R.D., (2007). "The Role of The Bifactor Model in Resolving Dimensionality Issues in Health Outcomes Measures", Quality of Life Research, 16(1): 19-31.

[4] Weisner, M. ve Schanding, G.T., (2013). "Exploratory Structural Equation Modeling, Bifactor Models, and Standard Confirmatory Factor Analysis Models: Application to The BASC-2 Behavioral and Emotional Screening System Teacher Form", Journal of School Psychology, 51(6):751-763.

[5] Coco, A., Ingoglia, S. ve Lundqvist, L., (2014). "The Assessment of Susceptibility to Emotional Contagion: a Contribution to The Italian Adaptation of The "Emotional Contagion Scale" ", Journal of Nonverbal Behavıor, 38:67-87.

[6] Olatunji, B.O., Ebesutani, C., Haid,t J. ve Sawchuk, C.N., (2014). "Specificity of Disgust Domains in The Prediction of Contamination Anxiety and Avoidance: a Multimodal Examination", Journal of Behavior Therapy, 45(4):469-481.

[7] Ciucci, E., Baroncelli, A., Franchi, M., Golmaryami, F.N. ve Frick, P.J., (2014). "The Association Between Callous-Unemotional Traits and Behavioral and Academic Adjustment in Children: Further Validation of The Inventory of Callous-Unemotional Traits", Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment, 36:189-200.

[8] Gomez, R., Vance, A. ve Gomez, R.M., (2013). "Validity of : The ADHD Bifactor Model in General Community Samples of Adolescents and Adults, and a Clinic-Referred Sample of Children and Adolescents", Journal of Attention Disorders, https://doi.org/10.1177/1087054713480034.

[9] Mckay, M.T., Boduszek, D. ve Harvey, S.A., (2014). " The Rosenberg Self-Esteem Scale: a bifactor Answer to a Two-factor Question?", Journal of Personality Assessment , 96(6):654-660.

[10] Olatunji, B.O, Ebesutani, C. ve Reise, S.P., (2015). "A Bifactor Model of Disgust Proneness: Examination of The Disgust Emotion Scale", Assessment, 22(2):248-262.

[11] Young, M.A., Hutman, P., Justin, L., Enggasser ve Meesters, Y., (2015). "Assessing Usual Seasonal Depression Symptoms: The Seasonality Assessment Form", Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment, 37:112-121.

[12] Hyland, P., Shevlin, M., Adamson, G. ve Boduszek, D., (2014). "Modeling The Structure of The Attitudes and Belief Scale 2 Using CFA and Bifactor Approaches: Toward the Development of an Abbreviated Version", Cognitive Behaviour Therapy, 43(1):60-71.

[13] Davidson, M.M., Gervais, S.J., Canivez, G.L. ve Cole, B.P, (2013). "A Psychometric Examination of The Interpersonal Sexual Objectification Scale Among College Men", Journal of Counselling Psychology, 60(2):239-250.

[15] Thege, B.K., Kovacs, E. ve Balog P., (2914). "A bifactor Model of The Posttraumatic Growth Inventory", Health Psychology and Behavioral Medicine, 2(1):529-540.

[16] Iani, L., Lauriola, M. ve Costantini, M., (2015). "A Confirmatory Bifactor Analysis of The Hospital Anxiety and Depression Scale in an Italian Community Sample", Health and Quality of Life Outcomes, 12:84.

[17] Büyüköztürk, Ş., (2002). "Faktör analizi: Temel kavramlar ve Ölçek Geliştirmede Kullanımı", Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi, 32:470-483.

[18] Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G. ve Büyüköztürk, Ş., (2010). Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve Lisrel Uygulamaları, Üçüncü Baskı, Pegem Akademi, Ankara.

[19] Yapısal Eşitlik Modellemesi, Doğrulayıcı Faktör Analizi, http://www.yapisalesitlik.com/yem.php?gln=dogru, 21 Aralık 2016.

[20] Erkorkmaz, Ü., Etikan İ., Demir, O., Özdamar, K. ve Sanisoğlu, S., (2011). "Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Uyum İndeksleri", Türkiye Klinikleri J Med Science, 33(1):210-223.

[21] Engel, K.S. ve Moosbrugger, H., (2002). "Evaluating The Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures", Methods of Psychological Research Online, 8:23-74, Internet: http://www.mpr-online.de

[22] Khojasteh, J.J., (2012). Investigating The Sensitivity Of Goodness-Of-Fit Indices To Detect Measurement Invariance in The Bifactor Model, PhD Educational Statistics and Research Methods, University of Arkansas.

[23] Chen, F.F., Hayes, A., Carver, S.C., Laurenceau, j.P. ve Zhang, Z., (2012). "Modeling General and Specific Variance in Multifaceted Constructs: A

Comparison of the Bifactor Model to Other Approaches", Journal of Personality, 80:1.

[24] Zheng, C., (2013). Examination of te Parameter Estimate Bias When Violating the Orthogonality Assumption of the Bifactor Model. Ph.D, The University of Kansas, the Department of Psychology and Research in Education.

[25] Morin, A.J.S., Arens, K. ve Marsh, H.W., (2016). " A Bifactor Exploratory Structural Equation Modeling Framework for the Identification of Distinct Sources of Construct-Relevant Psychometric Multidimensionality", Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 23(1):116-139.

[26] DeMars, E.D., (2013). " A Tutorial on Interpreting Bifactor Model Scores", International Journal of Testing, 13(4): 354-378.

[27] Quinn, H.O. , (2014). Bifactor Models, Explaıned Common Variance (ECV), and The Usefulness of Scores from Unidimensional Item Response Theory Analyses, The University of North Carolina, Ph.D, the Department of Psychology, Chapel Hill.

[28] A Note on Estimating Composite Reliability of Bifactor Structured Scales, Educational and Psychological Measurement, Manuscript ID EPM-15-0270.R1.

[29] Innamorat,i M., Balsamo M. ve Fairfield B., (2014). "Construct Validity and Reliability of the Adult Rejection Sensitivity Questionnair: A Comparison of Three Factor Models" , Depression Research an Treatment, Volume 2014.

[30] Rodriguez, A., Reise, S.P., Haviland M.G., (2016). " Applying Bifactor Statistical Indices in the Evaluation of Psychological Measures", Journal of Personality Assessment, 98(3):223-237.

[31] Rogers, W.M., Schmitt, N. ve Mullins, M.E., (2002). "Correction for Unreliability of Multifactor Measures: Comparison of Alpha and Parallel Forms Approaches", Organizational Research Methods, 5(2):184-199.

[32] Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A. ve Tarantola, S., (2005)., Tools for Composite Indicators Building, Joint Resarch Centre European Commission, Institute for the Protection and Security of the Citizen Econometrics and Statistical Support to Antifraud, Unit I-21020, Ispra (VA) Italy.

[33] Rodriguez, A., Reise, S.P., ve Haviland, M.G., (2016). "Evaluating Bifactor Models: Calculating and Interpreting Statistical Indices", Psychological Methods 2015 American Psychological Association, 21(2):137–150.

[34] Güvenilirlik Ölçütleri, https:// kemaldoymus.files.wordpress.com/2009/12/guvenirlik-gecerlik-ve-kullanislilik1.ppt, 20 Ocak 2017.

[35] Widhiarso, W. ve Ravand, H., (2014). "Estimating Reliability Coefficient for Multidimensional Measures: a Pedagogical Illustration", Original Scientific Paper, 21(2):111-121.

[36] Green, S.B. ve Yang, Y., (2015). "Evaluation of Dimensionality in the Assessment of Internal Consistency Reliability: Coefficient Alpha and Omega Coefficients", Educational Measurement: Issues and Practice, 34(4):14-20.

[37] Reise, S.P., (2012). “The Rediscovery of Bifactor Measurement Models”, Psychology Press, 47:667-696.

[38] PISA Turkiye, PISA 2015 Nihai Uygulama Okul Koordinatör Kılavuzu http://pisa.meb.gov.tr/?page_id=23, 20 Ocak 2017.

[39] Şimşek, G.G., (2016). “Süpermarket Müşterilerinin Hizmet ve Ürün Kalitesi Algılarıyla Birinci ve İkinci Mertebe Doğrulayıcı Faktör Modelleri Deneysel Bir Araştırma”, Alphanumeric Journal, 4:2.

EK-A

KULLANILAN KODLAR

#Datanın içinden rastgele örnek seçme

```
libname pisa 'C:\SEM\pisa';

proc surveyselect data=pisa.pisapv

method=srs n=600 out=pisa.pisasample1;

run;
```

 # Alfa katsayısı

```
proc corr data=pisa.pisasample1 alpha;

var

PV1MATH PV2MATH PV3MATH PV4MATH PV5MATH PV6MATH PV7MATH PV8MATH PV9MATH PV10MATH

PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ PV9READ PV10READ

PV1SCIE PV2SCIE PV3SCIE PV4SCIE PV5SCIE PV6SCIE PV7SCIE PV8SCIE PV9SCIE PV10SCIE;

run;
```

 # Açıklayıcı faktör analizi

```
ods graphics on;
```

```
proc factor data=pisa.pisapv  method=ml heywood priors=smc msa residual
  rotate=promax reorder plots=(scree initloadings preloadings loadings) outstat=fact_all ;
var PV1MATH PV2MATH PV3MATH PV4MATH PV5MATH PV6MATH PV7MATH PV8MATH PV9MATH PV10MATH;
var PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ PV9READ PV10READ;
var PV1SCIE PV2SCIE PV3SCIE PV4SCIE PV5SCIE PV6SCIE PV7SCIE PV8SCIE PV9SCIE PV10SCIE;
run;
ods graphics off;
```

#Tek faktörlü model

```
proc calis data=pisa.pisasample1 modification;
  factor
    GENERAL ---> PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ PV9READ PV10READ
    PV1MATH PV2MATH PV3MATH PV4MATH PV5MATH PV6MATH PV7MATH PV8MATH PV9MATH PV10MATH
    PV1SCIE PV2SCIE PV3SCIE PV4SCIE PV5SCIE PV6SCIE PV7SCIE PV8SCIE PV9SCIE PV10SCIE  ;
  pvar
   GENERAL  = 1* 1.;
  run;
```

#Korelasyonsuz bağımsız kümeler faktör analizi

```
proc calis data=pisa.pisasample1 modification;
  factor
```

READ_Factor ---> PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ PV9READ PV10READ ,

MATH_Factor ---> PV1MATH PV2MATH PV3MATH PV4MATH PV5MATH PV6MATH PV7MATH PV8MATH PV9MATH PV10MATH ,

SCIE_Factor ---> PV1SCIE PV2SCIE PV3SCIE PV4SCIE PV5SCIE PV6SCIE PV7SCIE PV8SCIE PV9SCIE PV10SCIE ;

```
  pvar
    Read_Factor Math_Factor SCIE_Factor = 3* 1.;
  cov
    Read_Factor Math_Factor SCIE_Factor = 3 * 0.,
    e1 e11 e21,
          e2 e12 e22,
          e3 e13 e23,
    e4 e14 e24,
          e5 e15 e25,
          e6 e16 e26,
          e7 e17 e27,
          e8 e18 e28,
          e9 e19 e29,
          e10 e20 e30;
run;
```

#Korelasyonlu bağımsız kümeler faktör analizi

```
proc calis data=pisa.pisasample1 modification;
  factor
```

READ_Factor ---> PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ PV9READ PV10READ ,

```
    MATH_Factor  ---> PV1MATH PV2MATH PV3MATH PV4MATH PV5MATH PV6MATH
PV7MATH PV8MATH PV9MATH PV10MATH ,

    SCIE_Factor  ---> PV1SCIE PV2SCIE PV3SCIE PV4SCIE PV5SCIE PV6SCIE PV7SCIE
PV8SCIE PV9SCIE PV10SCIE ;

  pvar

    Read_Factor Math_Factor SCIE_Factor = 3* 1.;

  cov

    Read_Factor Math_Factor SCIE_Factor /* = 3 * 0. */;

run;
```

#İkinci mertebe faktör modeli

```
proc calis corr data=pisa.pisasample1 method=max modification ;

    lineqs

PV1MATH=X11  Factor1                +        E1,

PV2MATH=X21  Factor1                +        E2,

PV3MATH=X31  Factor1                +        E3,

PV4MATH=X41  Factor1                +        E4,

PV5MATH=X51  Factor1                +        E5,

PV6MATH=X61  Factor1                +        E6,

PV7MATH=X71  Factor1                +        E7,

PV8MATH=X81  Factor1                +        E8,

PV9MATH=X91  Factor1                +        E9,

PV10MATH=X101  Factor1              +       E10,

PV1READ=X112  Factor2               +       E11,

PV2READ=X122  Factor2               +       E12,

PV3READ=X132  Factor2               +       E13,
```

```
PV4READ=X142  Factor2                    +        E14,
PV5READ=X152  Factor2                    +        E15,
PV6READ=X162  Factor2                    +        E16,
PV7READ=X172  Factor2                    +        E17,
PV8READ=X182  Factor2                    +        E18,
PV9READ=X192  Factor2                    +        E19,
PV10READ=X202  Factor2                   +        E20,
PV1SCIE=X213  Factor3                    +        E21,
PV2SCIE=X223  Factor3                    +        E22,
PV3SCIE=X233  Factor3                    +        E23,
PV4SCIE=X243  Factor3                    +        E24,
PV5SCIE=X253  Factor3                    +        E25,
PV6SCIE=X263  Factor3                    +        E26,
PV7SCIE=X273  Factor3                    +        E27,
PV8SCIE=X283  Factor3                    +        E28,
PV9SCIE=X293  Factor3                    +        E29,
PV10SCIE=X303  Factor3                   +        E30,
 Factor1 =                    L1g FactorG + E31,
 Factor2 =                    L2g FactorG + E32,
 Factor3 =                    L3g FactorG + E33;
std
      FactorG   = 1. ,
      E1-E33    = U1-U30 W1-W3;
cov
    e1 e11 e21,
```

```
        e2 e12 e22,
        e3 e13 e23,
        e4 e14 e24,
        e5 e15 e25,
        e6 e16 e26,
        e7 e17 e27,
        e8 e18 e28,
        e9 e19 e29,
        e10 e20 e30;
    bounds
      0. <= U1-U30;
    /* SAS Programming Statements: Dependent parameter definitions */
      W1  = 1. - L1g * L1g;
      W2  = 1. - L2g * L2g;
      W3  = 1. - L3g * L3g;
run;
```

#Bifaktör Modeli

```
proc calis data=pisa.pisasample1 method=ML OUTEST=SEM1 OUTSTAT=TENKO1 modification ;
lineqs
PV1MATH=X11  Factor1                    + X1g  FactorG + E1,
PV2MATH=X21  Factor1                    + X2g  FactorG + E2,
PV3MATH=X31  Factor1                    + X3g  FactorG + E3,
PV4MATH=X41  Factor1                    + X4g  FactorG + E4,
PV5MATH=X51  Factor1                    + X5g  FactorG + E5,
```

```
PV6MATH=X61  Factor1                                    + X6g  FactorG + E6,

PV7MATH=X71  Factor1                                    + X7g  FactorG + E7,

PV8MATH=X81  Factor1                                    + X8g  FactorG + E8,

PV9MATH=X91  Factor1                                    + X9g  FactorG + E9,

PV10MATH=X101  Factor1                                  + X10g  FactorG + E10,

PV1READ=X112  Factor2                                + X11g  FactorG + E11,

PV2READ=X122  Factor2                                + X12g  FactorG + E12,

PV3READ=X132  Factor2                                + X13g  FactorG + E13,

PV4READ=X142  Factor2                                + X14g  FactorG + E14,

PV5READ=X152  Factor2                                + X15g  FactorG + E15,

PV6READ=X162  Factor2                                + X16g  FactorG + E16,

PV7READ=X172  Factor2                                + X17g  FactorG + E17,

PV8READ=X182  Factor2                                + X18g  FactorG + E18,

PV9READ=X192  Factor2                                + X19g  FactorG + E19,

PV10READ=X202  Factor2                               + X20g  FactorG + E20,

PV1SCIE=X213 Factor3          + X21g  FactorG + E21,

PV2SCIE=X223 Factor3          + X22g  FactorG + E22,

PV3SCIE=X233 Factor3          + X23g  FactorG + E23,

PV4SCIE=X243 Factor3          + X24g  FactorG + E24,

PV5SCIE=X253 Factor3          + X25g  FactorG + E25,

PV6SCIE=X263 Factor3          + X26g  FactorG + E26,

PV7SCIE=X273 Factor3          + X27g  FactorG + E27,

PV8SCIE=X283 Factor3          + X28g  FactorG + E28,

PV9SCIE=X293 Factor3          + X29g  FactorG + E29,

PV10SCIE=X103 Factor3          + X30g  FactorG + E30;
```

```
  STD
    Factor1-Factor3 = 3 * 1.,
    FactorG       = 1. ,
    E1-E30        = U1-U30;
  cov
    Factor1-Factor3 FactorG = 6 * 0.,
          e1 e11 e21,
          e2 e12 e22,
          e3 e13 e23,
    e4 e14 e24,
          e5 e15 e25,
          e6 e16 e26,
          e7 e17 e27,
          e8 e18 e28,
          e9 e19 e29,
          e10 e20 e30;
  bounds
    0. <= U1-U30;
run;
```

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Remziye Meltem GENÇ

Doğum Tarihi ve Yeri : 20.07.1992 – Kocaeli/Karamürsel

Yabancı Dili : İngilizce

E-posta : rmeltemgenc @gmail.com

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	İstatistik	Yıldız Teknik Üniversitesi	2017
Lisans	İstatistik	Yıldız Teknik Üniversitesi	2015
Lise	Fen Bilimleri	Karamürsel Lisesi	2010

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2015-2016	Pay by Me	Finans raporlama analisti

YAYINLARI

Bildiiri

1. Genç R. M., & Şimşek G. G., (2017) Türk Öğrencilerin PISA 2015 skorları için Bifaktör Modelinin Değerlendirilmesi. International Balkan and Near Eastern Social Sciences Conference Series (IBANESS). March 04-05, 2017, Edirne, Turkey.