



**HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ**  
**EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı  
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Programı

KİŞİ UYUM İNDEKSLERİNİN TESTİN PSİKOMETRİK ÖZELLİKLERİNE ETKİSİ

Sibel AYDOĞAN

Doktora Tezi

Ankara, 2021

Liderlik, arařtırma, inovasyon, kaliteli eęitim ve deęiřim ile

*Daha ileriye ... En İyiyeye ...*



**HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ**  
**EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı  
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Programı

KİŞİ UYUM İNDEKSLERİNİN TESTİN PSİKOMETRİK ÖZELLİKLERİNE ETKİSİ

EFFECT OF PERSON FIT INDEX ON TEST PSYCHOMETRIC PROPERTIES

Sibel AYDOĞAN

Doktora Tezi

Ankara, 2021

## Kabul ve Onay

Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼rl¼đ¼ne,  
Sibel AYDOĐAN'ın hazırladıđı “Kiři-Uyum İndekslerinin Testin Psikometrik  
Özelliklerine Etkisi” başlıklı bu alıřma j¼rimiz tarafından **Eđitim Bilimleri Ana  
Bilim Dalı, Eđitimde Ölme ve Deđerlendirme Bilim Dalında Doktora Tezi** olarak  
kabul edilmiřtir.

J¼ri Başkanı	Prof. Dr. řEREF TAN	İmza
J¼ri Üyesi (Danıřman)	Do. Dr. BURCU ATAR	İmza
J¼ri Üyesi	Prof. Dr. SELAHATTİN GELBAL	İmza
J¼ri Üyesi	Prof. Dr. CEM OKTAY G¼ZELLER	İmza
J¼ri Üyesi	Do. Dr. K¼BRA ATALAY KABASAKAL	İmza

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Lisans¼st¼ Eđitim, Öğretim ve Sınav Yönetmeliđi'nin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki j¼ri üyeleri tarafından 24/03/2021 tarihinde uygun gör¼lm¼ř ve Enstit¼ Yönetim Kurulunca ..... / ..... / ..... tarihi itibarıyla kabul edilmiřtir.

Prof. Dr. Selahattin GELBAL  
Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼r¼

## Öz

Test alan bir kişi eğer testin zor madde ya da maddelerini doğru yanıtlarken, kolay madde ya da maddelerini yanlış yanıtlıyorsa, bu beklenenin dışında bir durumdur. Beklenmeyen bu durumun derecesi kişi-uyum indeksleri ile belirlenebilir. Kişi seviyesinde uyumun değerlendirilmesine imkân tanıyan bu indekslerinin, birçok uygulama alanı vardır. Bu çalışmanın birinci amacı ikili puanlanmış bir testten elde edilmiş gerçek veri seti üzerinde kişi-uyum indekslerinin testin ve maddelerin psikometrik özelliklerine etkisini incelemektir. Çalışmanın bir diğer amacı da kişi-uyum indekslerinin farklı kriterler altında testin psikometrik özelliklerine etkisini karşılaştırmaktır. Çalışma için gerekli gerçek veri seti TIMSS sınavında kullanılan başarı testinden elde edilmiştir. Farklı kriterler açısından kişi-uyum indekslerinin etkisini incelemek için ise birçok alt koşul altında {1PLM ve 2PLM ile uyumlu veri; “b” parametresi (-1.5/+1.5) ve (-3/+3) ranjı; “a” parametresi ortalaması 1, 1.5 ve 2; uyumsuzluk yüzdesi %5, %10 ve %20; 6 farklı uyumsuz yanıt türü} simülatif veriler üretilmiştir. Gerçek verilerde elde edilen bulgulardan biri, %6 civarında model ile uyumsuz kişi testten çıkarıldığında, testin tek boyutluluğa daha iyi uyum sağladığıdır. Simülatif verilerde elde edilen bulgulardan biri ise model ile uyumsuz yanıt vektörleri, “b” parametre ranjı genişledikçe; daha rahat ikinci bir boyut, birinci boyutta eksi faktör yükleri ve fazlaca bağımlı madde çifti oluşturmaktadır.

**Anahtar sözcükler:** kişi-uyum indeksi, uyumsuz yanıt türü, psikometrik özellikler, açıklanan varyans, yerel bağımlılık

## Abstract

If a person who takes the test answers the difficult item (s) correctly and incorrectly answers the easy item (s), this is unexpected. The degree of this unexpected situation can be determined by person-fit indexes. These indexes, which allow the assessment of individual compliance, have many application areas. In this study, the effect of the test items and the psychometric properties of the person-fit indices on real data set examined. Another aim of the study is to compare the performance of person-fit indexes under different criteria. The real data set was obtained from the achievement scale used in the TIMSS exam. In order to examine the effect of person fit indexes in terms of different criteria, simulative data were produced under many sub-conditions {data compatible with 1PLM and 2PLM; parameter "b" is (-1.5 / + 1.5) and (-3 / + 3) range; mean of parameter "a" is 1, 1.5 and 2; the mismatch rate is 5%, 10% and 20%; 6 different aberrant response type}. One of the findings obtained in the real data is that when around 6% of people who are incompatible with the model are excluded from the test, the test adapts better to unidimensionality. One of the findings obtained in simulative data is that as the "b" parameter range expands, response patterns incompatible with the model create a much more comfortable second dimension, negative factor loadings in the first dimension, and many local dependent item pairs.

**Keywords:** person fit index, aberrant response type, simulation, psychometric properties, explained variance, local dependency

## Teşekkür

Sevgili danışmanım Doç. Dr. Burcu ATAR o kadar ilgili, sevecen ve yol gösterici oldunuz ki size ne kadar teşekkür etsem azdır.

Değerli jüri üyeleri Prof. Dr. Şeref TAN ve Prof. Dr. Cem Oktay GÜZELLER katkılarınız için çok teşekkür ederim.

Çok değer verdiğim ve çok şey öğrendiğim sayın hocalarım Prof. Dr. Selahattin GELBAL, Prof. Dr. Nuri DOĞAN, Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU, Prof. Dr. Duygu ANIL ve Doç. Dr. Kübra ATALAY KABASAKAL iyi ki sizlerden ders alma fırsatım oldu, katkılarınız için çok teşekkür ederim.

Tezime ve neşeme katkılarından dolayı arkadaşlarım Sebahat GÖREN, Tuba GÜNDÜZ ve Fidan UĞUR GEÇİCİ size de çok teşekkür ederim.

Çekirdek ailemin minik üyeleri, can parçalarım Arda ve Duru AYDOĞAN, tezi yazmamı hiç kolaylaştırmadınız fakat karşılıksız sevgiyi sizinle deneyimledim, teşekkür ederim.

Doktora eğitimim boyunca çocuklarımın bakımında yardımcı olarak, belki de tezime en çok katkı sağlayan annelerim Nurten DEMİRBİLEK ve Nesrin AYDOĞAN iyi ki varsınız çok teşekkür ederim. Ayrıca gösterdikleri sabırdan dolayı babalarım Halil DEMİRBİLEK ve Sedat AYDOĞAN sizlere de teşekkür ederim.

Can kardeşlerim Serap DEMİRBİLEK ve Soner DEMİRBİLEK destekleriniz için size de çok teşekkür ederim.

Canım eşim Tugay AYDOĞAN, kendimi geliştirmem konusunda bana hep destek oldun, çok teşekkür ederim.

Son olarak doktora eğitimim süresince burs olanağı sağlayan TÜBİTAK'a teşekkür ederim.

## İçindekiler

Öz.....	ii
Abstract.....	iii
Teşekkür.....	iv
İçindekiler.....	v
Tablolar Dizini.....	vii
Şekiller Dizini.....	xi
Simgeler ve Kısaltmalar Dizini.....	xii
Bölüm 1 Giriş.....	1
Problem Durumu.....	3
Araştırmanın Amacı ve Önemi.....	4
Araştırma Problemi.....	5
Sayıtlılar.....	6
Sınırlılıklar.....	6
Tanımlar.....	6
Bölüm 2 Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar.....	8
Testin Psikometrik Özellikleri.....	8
Madde Tepki Kuramı.....	15
Model-Veri Uyumu.....	27
Kişi-Uyum İndeksleri.....	31
İlgili Araştırmalar.....	44
Bölüm 3 Yöntem.....	49
Araştırmanın Türü.....	49
Simülatif Veriler.....	49
Araştırma Deseni.....	49
Simülatif Verilerin Üretimi.....	51
Simülatif Verilerin Analizi.....	54



Gerçek Veriler Örnekleme .....	54
Gerçek Veri Toplama Araçları .....	54
Gerçek Verilerin Analiz Yöntemi .....	55
Bölüm 4 Bulgular ve Yorumlar .....	56
Gerçek Veri Bulgular .....	56
Simülatif Veri Özellikler .....	65
Simülatif Veri Bulgular .....	74
Bölüm 5 Sonuç, Tartışma ve Öneriler .....	102
Sonuçlar .....	102
Tartışma .....	105
Öneriler .....	110
Kaynaklar .....	113
EK-A: Newton Rapson Yöntemi ile Kişinin Yeteneğini Hesaplama .....	123
EK-B: Parametrik Olmayan Kişi-Uyum İndeksleri .....	124
EK-C: Parametrik Temelli İndeksler .....	127
EK-D: Uyumsuz Kişilerden Temizlenmiş ve Uyumsuzluk Türü %20 Olan Veri Setlerinin Tek Boyut Altındaki Faktör Yükleri .....	131
EK-F: Simdata Fonksiyonu a ve d Değerleri .....	150
EK-G: Güvenirlik için Kullanılan Varyans-Kovaryans Matisindeki Eksi Kovaryans Sayısı .....	150
EK-I: Etik Komisyonu Onay Bildirimi .....	151
EK-İ: Etik Beyanı .....	152
EK-J: Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu .....	153
EK-K: Dissertation Originality Report .....	154
EK-L: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı .....	155

## Tablolar Dizini

Tablo 1 Model ile Uyumsuz Kişi İçermeyen 800 Kişilik Veri için Varyans-Kovaryans Matrisi.....	9
Tablo 2 Model ile Uyumsuz %20 Dikkatsiz Kişi İçeren 1000 Kişilik Veri için Varyans-Kovaryans Matrisi.....	10
Tablo 3 Altı Maddeli Bir Testte Maddeler-Arası Korelasyonlar .....	12
Tablo 4 Faktör Yükleri .....	12
Tablo 5 800 Kişilik Veride Tek Boyutlu ve Yerel Bağımlı Madde Bulunmayan 10 Madde için Korelasyonlar .....	18
Tablo 6 800 Kişilik Veri için Birinci Bileşenin Faktör Yüklerinin Çarpımından (Çapraz Çarpımdan) Oluşturulan Korelasyon Matrisi.....	18
Tablo 7 800 Kişilik Veri için Artık Matris .....	19
Tablo 8 1000 Kişilik 200 Dikkatsiz Kişi İçeren Veride 10 Madde için Korelasyonlar .....	19
Tablo 9 1000 Kişilik Veri için Birinci Bileşenin Faktör Yüklerinin Çarpımından (Çapraz Çarpımdan) Oluşturulan Korelasyon Matrisi .....	20
Tablo 10 1000 Kişilik Veri için Artık Matris.....	20
Tablo 11 Madde Parametreleri.....	21
Tablo 12 Maddeler Arası Q3 Değerleri.....	22
Tablo 13 Dört Maddeye Ait Madde Parametreleri ve A Kişisi için Yanıt Vektörü ..	24
Tablo 14 A ve B Kişilerinin Yanıt Vektörleri .....	26
Tablo 15 Kişilerin $\theta$ 'ları ve Hesaplanan İz İndeksleri .....	32
Tablo 16 A ve B Kişisinin Yanıtları .....	33
Tablo 17 A ve B Kişisinin Yanıtları .....	34
Tablo 18 A ve B Kişisinin Yanıt Vektörleri .....	35
Tablo 19 36 Kişi-Uyum İndeksinin Sınıflandırılması .....	37
Tablo 20 Perfit Paketi Kapsamında Hesaplanan Kişi-Uyum İndeksleri .....	38
Tablo 21 1 ve 2PLM'nin Karşılaştırılması .....	57

Tablo 22	<i>Temizlenmiş ve Temizlenmemiş Veriler Birinci Boyut Faktör Yükleri ....</i>	59
Tablo 23	<i>Kişi-uyum İndeksi Etkisiyle “a” ve “b” Parametrelerindeki Değişim .....</i>	60
Tablo 24	<i>İteratif Olmayan Yöntem ile Uyumsuz Olarak Sınıflandırılan 27 Kişinin Yanıt Vektörü.....</i>	61
Tablo 25	<i>Elde Edilen Üç Verinin 2PLM ile Uyumu.....</i>	62
Tablo 26	<i>Elde Edilen Üç Veri için Güvenirlik Katsayıları .....</i>	62
Tablo 27	<i>Üç Veri Seti için Yerel Bağımlılıklar .....</i>	63
Tablo 28	<i>Verilerin Üç Boyut Altında Değerlendirilmesi .....</i>	64
Tablo 29	<i>12 Farklı Temizlenmiş Veri Madde Parametreleri.....</i>	66
Tablo 30	<i>“a” Parametre Ortalaması 1 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri.....</i>	67
Tablo 31	<i>“a” Parametre Ortalaması 1.5 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri.....</i>	68
Tablo 32	<i>“a” Parametre Ortalaması 2 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri.....</i>	69
Tablo 33	<i>12 Koşul Altında Üretilen Verilerde Maddelerin Doğru Yanıtlanma Yüzdesi .....</i>	71
Tablo 34	<i>Temizlenmiş Verilerin Tek ve İki Boyutta Açıklanan Varyans Oranları ..</i>	72
Tablo 35	<i>%20 Uyumsuzluk Koşulunda 6 Farklı Uyumsuz Yanıt Vektörü için Birinci Boyutta En Düşük Faktör Yükleri.....</i>	73
Tablo 36	<i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM <math>a=1</math>, <math>b=(-1.5,+1.5)</math>).....</i>	74
Tablo 37	<i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, <math>a=(.5-1.5)</math>, <math>b=(-1.5,+1.5)</math>) .....</i>	74
Tablo 38	<i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, <math>a=1</math>, <math>b=(-3,+3)</math>).....</i>	76
Tablo 39	<i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, <math>a=(.5-1.5)</math>, <math>b=(-3,+3)</math>) .....</i>	76

Tablo 40 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, a=1.5, b=(-1.5,+1.5))</i> .....	78
Tablo 41 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(1-2), b=(-1.5,+1.5))</i> .....	78
Tablo 42 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, a=1.5, b=(-3,+3))</i> .....	80
Tablo 43 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(1-2), b=(-3,+3))</i> .....	80
Tablo 44 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, a=2, b=(-1.5,+1.5))</i> .....	82
Tablo 45 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(1.5-2.5), b=(-1.5,+1.5))</i> .....	82
Tablo 46 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, a=2, b=(-3,+3))</i> .....	84
Tablo 47 <i>Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(1.5-2.5), b=(-3,+3))</i> .....	84
Tablo 48 <i>“Kopya25” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya25)</i> .....	90
Tablo 49 <i>“Kopya25” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya25)</i> .....	90
Tablo 50 <i>“Random” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Random)</i> .....	92
Tablo 51 <i>“Random” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Random)</i> .....	92
Tablo 52 <i>“Kopya10” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya10)</i> .....	94
Tablo 53 <i>“Kopya10” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya10)</i> .....	94
Tablo 54 <i>“Kopya4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya4)</i> .....	96

Tablo 55 “Kopya4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya4) .....	96
Tablo 56 “Dikkatsiz4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Dikkatsiz4) .....	98
Tablo 57 “Dikkatsiz4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Dikkatsiz4) .....	98
Tablo 58 “Karma” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Karma) .....	100
Tablo 59 “Karma” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Karma) .....	100

## Şekiller Dizini

Şekil 1. A kişisi için çizilen olabilirlik fonksiyonu .....	24
Şekil 2. A ve B kişilerinin birlikte olabilirlik fonksiyonları .....	27
Şekil 3. A ve B kişisi için çizilen olabilirlik fonksiyonları .....	34
Şekil 4. A ve B kişisi için 2PLM altında çizilen olabilirlik fonksiyonları .....	35
Şekil 5. A ve B kişisi için 3PLM altında çizilen olabilirlik fonksiyonları .....	36
Şekil 6. 435 kişilik veri paralel analiz yamaç birikinti grafiği .....	56
Şekil 7. Temizlenmiş veri (408 kişi) paralel analiz yamaç birikinti grafiği .....	58
Şekil 8. Dar “b” (-1.5/+1.5) ranjı simülatif veri bulgular .....	86
Şekil 9. Geniş “b” (-3/+3) ranjı simülatif veri bulgular.....	87

## **Simgeler ve Kısaltmalar Dizini**

**MTK:** Madde Tepki Kuramı

**IRT:** Item Response Theory

**PLM:** Parametrelili Lojistik Model

**TIMSS:** Trends in International Mathematics and Science Study

**ML:** Maximum Likelihood

**MKE:** Madde Karakteristik Eğrisi

**PLEM:** Parametrelili Lojistik Etkileşim Modeli

## Bölüm 1

### Giriş

Bir testten elde edilen puanların güvenilirliği ile puanların geçerli bir şekilde yorumlanıp kullanılması uzun yıllardır üzerinde çalışılan bir konudur. Bir testin güvenilirlik ve geçerlik gibi özellikleri, çoğunlukla testi alan kişilerin yanıtlarından faydalanılarak hesaplanır. Ne var ki testi alan kişiler, birçok farklı sebeple beklenenin dışında yanıt vektörlerine sahip olabilir. Bu sebepler arasında motivasyon eksikliği, dikkatsizlik, kopya çekme, biçimsel yanıt verme vb. yer alabilir. Test alan bir kişi eğer testin zor madde/maddelerini doğru yanıtlarken, kolay madde/maddelerini yanlış yanıtlıyorsa, bu beklenenin dışında bir durumdur. Bu tür yanıt vektörleri çok sık gözlenmemekle birlikte, bir veri setinde belirli bir yüzdede mevcutsa, testin psikometrik özellikleri olumsuz etkilenebilir. Dahası, bu beklenmeyen yanıt vektörüne sahip kişiler hakkında verilecek kararlar da yanıltıcı olabilir.

Uyumsuz yanıt vektörlerini belirlemek için yararlanılabilecek yollardan biri kişi-uyum indeksleridir. Kişi-uyum indekslerinin çok fazla çeşidi vardır. Bunlar parametrik ve parametrik olmayan şeklinde sınıflandırılabilir. Parametrik olmayan kişi-uyum indekslerinde Madde Tepki Kuramı (MTK) model parametrelerinden faydalanılmaz. Bu indekslerde sadece kişilerin yanıt matrisinden faydalanılır (Karabatsos, 2003). Bu durumun tersine parametrik kişi-uyum indekslerinde MTK model parametreleri yardımıyla indeksler kestirilir. Alan yazında en sık kullanılan kişi-uyum indeksleri, MTK yardımı ile hesaplananlardır.

MTK'nın kendinden beklenenleri gerçekleştirebilmesi için sağlaması gereken temel varsayımları bulunmaktadır. Bu varsayımlar uygun boyutluluk, yerel bağımsızlık ve model-veri uyumun sağlanması şeklinde sınıflandırılabilir. Bu üç varsayım birbiriyle sıkı sıkıya ilişkili olmakla birlikte, her biri ayrı ayrı değerlendirmeye alınmalıdır. Model-veri uyumunun sağlanması ilk iki varsayım için temel oluşturmaktadır ve üç farklı düzeyde incelenebilir. Bunlar model, madde ve kişi düzeyidir. Kişi-uyum düzeyi bir bakıma MTK temelli ölçme modellerinin geçerliğini kişi seviyesinde değerlendirmeyi ve MTK modellerinden elde edilen puanların anlamlılığını bu düzeyde belirlemeyi amaçlar. "Kişi-uyum indeksleri" olarak adlandırılan yöntemler, kişilerin yanıt vektörlerinin seçilen MTK modeli veya örneklemdenki diğer kişiler ile uyumunu değerlendiren istatistiklerdir.



Alt gruplardaki aynı yetenek düzeyindeki kişiler için bir maddenin aynı şeyi ifade etmesi (değişen madde fonksiyonu), benzer yanıt vektörüne sahip kişileri ayırma veya kümeleme analizi ile gruplama yöntemlerinin hepsi, yanıt vektörlerinin grup bazında birbirine benzerliği veya farklılığı noktasında bilgiler sunar. Fakat kişi düzeyinde yanıt vektörlerinin özelliğinin incelenmesi, farklı uygulama alanları olan ve araştırmaya dâhil olan örneklemin en küçük birimi hakkında kapsamlı bilgiler sunan bir alandır.

Normal dışı yanıt vektörleri genellikle düşük yetenekli kişilerin zor madde/maddelere doğru yanıt vermesi ya da yüksek yetenekli kişilerin ise kolay madde/maddelere yanlış yanıt vermesi durumunda oluşur. Madde Tepki Kuramında, normal dışı yanıt vektörleri belirli bir model temelli beklenen yanıt vektöründen gözlenen yanıt vektörünün farklılaşması olarak tarif edilebilir (Levine ve Drasgow, 1988; Reise ve Wideman, 1999). Kısaca, kolaydan zora sıralanan maddelerden oluşan bir testte bir kişi kolay madde/maddelere yanlış yanıt verirken, zor madde/maddelere doğru yanıt veriyor ise uyumsuz olarak sınıflandırılma olasılığı yüksektir.

MTK, kişilerin yeteneklerini kestirirken ayırt edicilik parametresini ön planda tutar. MTK'da 1 Parametrelili Lojistik Modelde (1PLM) sadece güçlük parametresi işe koşulur ve tüm maddelerin ayırt edicilik değerlerinin aynı olduğu kabul edilir. Bu kuramda 1PLM kapsamında aynı testi alan ve aynı sayıda doğrusu olan bütün kişiler aynı yeteneğe sahip olacak şekilde ölçeklenir (farklı testler alınırsa daha zor test, kolay olana göre eşit sayıda doğru için daha yüksek yetenek kestirimi sağlar). 2PLM'de maddelerin ayırt edicilik parametreleri bir değişken olarak modele eklenir ve daha ayırt edici ama daha kolay olan maddeyi doğru yanıtlamak, daha zor ama daha az ayırt edici olana göre kişinin yeteneğini daha çok artırır. Bunun sebebi MTK'nın maddeler zorlaştıkça kişinin doğru yanıtlama olasılığının düşeceğini varsaymasıdır. İşte tam olarak bu noktada kişinin modelle uyumsuzluğu ortaya çıkabilir. Çünkü bazı kişiler birçok farklı sebeple daha kolay maddeleri yanlış yanıtlarken, daha zor olanları doğru yanıtlayabilir. Beklenenin dışında yanıt vektörüne sahip bu kişileri belirlemenin bir yolu da kişi-uyum indeksleridir.

Kişi-uyum indekslerinin bir yanıt vektörünü uyumsuz olarak sınıflandırabilmesi için, yanıt vektörünün birlikte olabilirlik değerlerinin maddelerin zorluk derecelerine göre dalgalanması gerekir. Örneğin, kopya çekerek bütün

maddeleri doğru yanıtlayan bir kişi bu indeksler yardımıyla tespit edilemez; çünkü bu durumda yanıt vektörünün birlikte olabilirlik grafiğinde bir dalgalanma olmaz.

Alan yazında bir öğrencinin sınavdaki puanının beklenmedik bir şekilde yüksek veya düşük olmasına neden olan en az beş faktörün olduğu belirtilmiştir. Bunlar: kopya çekme, dikkatsizce yanıt verme, şanslı tahmin, yaratıcı yanıt verme ve rastgele yanıt verme olarak sınıflandırılabilir (Meijer, 1996). Bu faktörler yetenekle ilişkisizdir; fakat yetenek kestirimini etkiler. Normal dışı yanıt vektörlerinin varlığını belirlemek için alan yazında istatistiksel metotlar veya indeksler kullanılır.

Kişi-uyum indeksleri “Bir kişi seçilen modele göre tutarlı davranıyor mu?” ya da “Kestirilen yetenek kişinin gerçek yeteneğini doğru bir şekilde ölçmüş mü veya doğru bir şekilde temsil edebiliyor mu?” maddesine yanıt verebilir (de Ayala, 2009).

MTK’da model düzeyinde uyum, tipik bir şekilde seçilen modelin veri setinin kapsadığı tüm kişiler üzerinde ne derece uyumlu olduğunu belirler. Kişi-uyumu ise seçilen modelin kişi düzeyinde ne kadar iyi uyum sağladığı noktasında bilgi sunar. Ayrıca kişi düzeyinde uyum sadece MTK modelinin uyumu noktasında bilgi vermez, bunun yanı sıra verilecek kararlara temel oluşturan yetenek ölçümünün doğruluğuna da kanıt olabilir (Karabatsos, 2003).

Normal dışı veya uyumsuz yanıt vektörlerine sahip kişiler, aldıkları test puanları ile verilecek kararlarda risk altındadırlar. Bu tür yanıt vektörlerine sahip kişiler için verilecek kararlar adaletsiz veya uygunsuz olabilir. Buna ek olarak veri matrisindeki normal dışı yanıt vektörlerinin varlığı madde kalibrasyon süreci üzerinde de olumsuz etkiler doğurabilir. Bunun sonucunda ise testin psikometrik özellikleri olumsuz etkilenebilir ve çok fazla kişinin yeteneği hatalı kestirilebilir. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda normal dışı yanıt vektörlerinin veri setinden uzaklaşmasının gerekliliği vurgulanmaktadır. Bu uzaklaştırma madde kalibrasyonu ve test puanlarının geçerliğini yükseltici olarak görülmektedir (Belov, 2013).

## **Problem Durumu**

Alan yazında bir veri setinin seçilen bir MTK modeli ile uyumu daha çok model ve madde düzeyinde incelenmektedir. Fakat model düzeyinde inceleme uyumun değerlendirilmesinden ziyade iki model için uyumun karşılaştırılması anlamında kullanılmaktadır. Madde düzeyinde uyumda ise örneklemin tümü dikkate alınarak,

maddenin seçilen model ile uyumunu incelenmekte ve bu düzeyde araştırmaya dâhil olan kişileri ayrı ayrı inceleme imkânı olmamaktadır. Bu nedenle bu iki model- veri uyumu incelemesinde kişi düzeyinde bilgi kaybı olmaktadır. Kişi düzeyinde uyumun incelenmesine olanak sunan ve “kişi-uyum indeksleri” olarak adlandırılan istatistikler hem kişilerin seçilen modelle uyumunu değerlendirerek model uyumunun iyileştirilmesi noktasında bilgiler sunar hem de veri setinin temizlenmesi noktasında imkân sağlar. Bunlara ek olarak kişiler bazında sunduğu bilgiler ile kopya çekme, rastgele yanıt verme, dikkatsizlik, düşünme stratejileri gibi çeşitli alanlarda araştırmacılara veri sağlar.

Kişi-uyum indeksleri bağlamında yurt içinde yapılmış çalışmalar sınırlıdır. Avşar (2019) yaptığı çalışmada farklı kişi-uyum indekslerinin gücünü karşılaştırmıştır. Uluslararası yapılan çalışmalarda da daha çok bu indekslerin istatistiksel gücüne yoğunlaşmış, pratik uygulamalarda kullanılabilirliği görece geri planda kalmıştır. Özellikle uyumsuzluk türlerinin test istatistiklerine etkisini karşılaştıran çalışma alan yazında bulunamamıştır. Alan yazında model ile uyumsuz kişilerin test istatistiklerine etkisini araştıran çalışmalar daha çok “rastgele yanıt verme” uyumsuzluk türü ile sınırlı kalmış ve bu çalışmaların bulgularında daha çok madde ve yetenek parametrelerinin hatasına yoğunlaşmıştır.

### **Araştırmanın Amacı ve Önemi**

Bu çalışmanın ilk amacı gerçek yaşamda elde edilmiş veride uyumsuz yanıt vektörlerinin testten çıkarılmasının, testin psikometrik özellikleri üzerine etkisini araştırmaktır. Çalışmanın bir diğer amacı da farklı koşullarda simüle edilen uyumsuz kişilerin testin psikometrik özelliklerine etkisini karşılaştırmaktır.

Bu çalışmada kişi-uyum indekslerinin pratik sonuçlarından olan testin psikometrik özelliklerine etkisi farklı simülatif koşullar ve gerçek verilerle incelenmiştir. Gerçek verilerde uyumsuz kişilerin veri setinde bulunması test psikometrik özelliklerini olumsuz etkileyebilmektedir (Karabatsos, 2003). Test psikometrik özelliklerini, uyumsuz kişileri veri setinden çıkararak iyileştirebilme durumu uygulamada birçok araştırmacıya yararlı veriler sunabilir. Çalışma bu durumu örneklendirmek adına alan yazına katkı sağlamaktadır.

Alan yazında yapılan simülasyon çalışmalarında, uyumsuz kişilerin test psikometrik özelliklerine etkisi madde yanlılığı ve madde standart hataları üzerinden

incelenmiştir. Bu çalışmanın simülasyon bölümünde ise alan yazından farklı olarak test psikometrik özellikleri arasında güvenilirlik, yerel bağımsızlık ve testin tek boyutluluğuna etkisi yer almaktadır. Bunlar araştırmacılar tarafından çok yaygın kullanılan özelliklerdir. Buna ek olarak mevcut çalışmada uyumsuzluk türlerinden kopya çekme, rastgele yanıt verme, dikkatsizlik ve hepsinin karması mevcuttur. Alan yazında bu türlerden sadece rastgele cevap verme uyumsuzluk türünün test psikometrik özelliklerine etkisi incelenmiştir. Farklı uyumsuzluk türlerinin, test istatistiklerine etkisini, farklı koşullarda inceleyen bir çalışmayla alan yazında karşılaşılmamıştır. Çalışma bu yönleriyle önem arz etmektedir.

### **Araştırma Problemi**

Gerçek yaşam durumlarından elde edilmiş veri seti ve farklı koşullarda simüle edilmiş verilerde kişi-uyum indekslerinin testin psikometrik özelliklerine etkisi nasıl değişim göstermektedir?

**Alt problemler.** Çalışma kapsamında yanıt aranan alt problemler aşağıda yer almaktadır:

1. TIMSS başarı testinden elde edilen veri setindeki uyumsuz yanıt vektörlerinin testten çıkarılması testin (tek boyutta açıklanan varyans, test güvenilirliği) ve maddenin (madde parametreleri, yerel bağımsızlık) psikometrik özelliklerini nasıl etkilemektedir?
2. MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM'ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini;
  - 2a. “a” parametre ortalaması 1, “b” parametre ranjı (-1.5/+1.5) iken nasıl etkilemektedir?
  - 2b. “a” parametre ortalaması 1, “b” parametre ranjı (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?
  - 2c. “a” parametre ortalaması 1.5, “b” parametre ranjı (-1.5/+1.5) iken nasıl etkilemektedir?

- 2d. “a” parametre ortalaması 1.5, “b” parametre ranjı (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?
- 2e. “a” parametre ortalaması 2, “b” parametre ranjı (-1.5/+1.5) iken nasıl etkilemektedir?
- 2f. “a” parametre ortalaması 2, “b” parametre ranjı (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?
3. MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM'ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranjı [(-1.5/+1.5), (-3/+3)] ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) test psikometrik özelliklerini;
- 3a. “Kopya25” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?
- 3b. “Random” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?
- 3c. “Kopya10” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?
- 3d. “Kopya4” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?
- 3e. “Dikkatsiz4”uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?
- 3f. “Karma” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilemektedir?

### **Sayıtlılar**

Çalışma kapsamında üretilen simülatif verilerin gerçek yaşam durumlarında ortaya çıkabileceği varsayılmaktadır.

### **Sınırlılıklar**

Bu çalışmada ele alınan veri setleri TIMSS başarı testi ve simülatif veriler ile sınırlıdır.

Bu çalışmada veri setlerinin psikometrik özelliklerini iyileştirmek için madde çıkarma yapılmamış sadece uyumsuz yanıt vektörleri kapsamında kişi bazında çıkarma yapılmıştır.

### **Tanımlar**

**Test:** Nesnel olarak değerlendirilebilen maddelerden oluşan ölçme aracı.

**Yanıt Vektörü Kopya Uyumsuzluk Türüne Uyan Kişi:** Yeteneğinden daha yüksek güçlükte maddelere doğru cevap veren kişi. Maddeleri kolaydan zora sıralanan bir testte, bu kişiler birçok kolay maddeye yanlış cevap verirken, az sayıda zor maddeye doğru cevap vermektedir. Çalışma kapsamında bu kişilerin yanıt vektörleri “kopya” uyumsuzluk türü olarak sınıflandırılmıştır.

**Yanıt Vektörü Rastgele Cevap Verme Uyumsuzluk Türüne Uyan Kişi:** Yetenekten bağımsız şekilde rastgele cevap veren kişi. Çalışma kapsamında bu kişiler, dört kategorili bir başarı testinde her soruya doğru cevap verme olasılıkları .25’e sabitlenerek üretilmiştir.

**Yanıt Vektörü Dikkatsiz Cevap Verme Uyumsuzluk Türüne Uyan Kişi:** Yeteneğinden daha düşük güçlükte maddelere yanlış cevap veren kişi. Maddeleri kolaydan zora sıralanan bir testte, bu kişiler az sayıda kolay maddeye yanlış cevap verirken, birçok zor maddeye doğru cevap vermektedir. Çalışma kapsamında bu kişilerin yanıt vektörleri “dikkatsiz” uyumsuzluk türü olarak sınıflandırılmıştır.

**Karma Uyumsuzluk Türü:** Çalışma kapsamında oluşturulan bu uyumsuzluk türü, yanıt vektörü kopya, dikkatsiz ve rasgele cevap verme uyumsuzluk türüne uyan kişilerin aynı yüzde ile karıştırılması ile oluşturulmuştur.

## Bölüm 2

### Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar

Araştırma kapsamında kişi-uyum indekslerinin testin psikometrik özelliklerine etkisi incelenmiştir. Testin psikometrik özellikleri denilince akla gelen ilk iki kavram güvenirlik ve geçerlik kavramlarıdır. Bu bölümde ilk olarak bu kavramlara değinilmiş, daha sonra MTK, kişi-uyum indeksleri ve ilişkili kavramlar kapsamında bilgilere yer verilmiştir.

#### Testin Psikometrik Özellikleri

**Güvenirlik.** Güvenirlik genel olarak test puanlarının hatalardan arınık olma düzeyini gösterir. Bir testten elde edilen puanların güvenirliğini kestirmek için “test-tekrar test”, “paralel testler”, “testi yarılama” ve “iç tutarlılık” yöntemlerine başvurulabilir. Bu bölümde iç tutarlılık kapsamına giren ve alan yazında sıkça kullanılan “Cronbach alfa” güvenirlik katsayısından bahsedilmiştir.

Cronbach alfa katsayısı madde puanlarına ilişkin varyans-kovaryans matrisine dayalı olarak kestirilir. Cronbach alfa katsayısının formülü eşitlik 1'deki gibidir.

$$a = \frac{k}{k-1} \times \left[ 1 - \frac{\sum s_j^2}{S_x^2} \right] \quad \dots \text{eşitlik 1}$$

$k$ =Testteki madde sayısı

$S_x^2$ =Toplam test puanlarının varyansı

$s_j^2$ =  $j$  maddesine ilişkin puanların varyansı

Yukarıdaki eşitlik incelendiğinde, madde varyanslarının artması ile güvenirliğin düşebileceği düşünülebilir. Ancak güvenirliğin artmasında en büyük etkenlerden biri yüksek varyanslı maddelerin varlığıdır. Güvenirliğin artması, yüksek varyanslı maddelerin diğer maddelerle kovaryansının yüksek olmasıyla ilişkilidir. Çünkü varyansı düşük maddelerle yüksek kovaryanslar elde etme olasılığı daha düşüktür. Madde sayısı  $k$  tane iken bu maddelerin oluşturdukları kovaryans,  $k$ 'nın ikili permütasyonu kadardır. Madde sayısının artması madde sayısının ikili permütasyonunda (kovaryanslarda) daha yüksek bir artışa neden olacağı için, aynı özellikteki maddeler ne kadar fazla ise güvenirlik o kadar artacaktır denilebilir. Eşitlik

1’de verilen Cronbach alfa formülü, maddeler için hesaplanan varyans-kovaryans matrisi üzerinden de hesaplanabilir.

Varyans kovaryans matrisi üzerinden Cronbach alfa’yı hesaplamak için model ile uyumsuz, dikkatsiz yanıt veren kişileri de içerecek şekilde küçük bir örnek sunulmuştur. Bu örnek için “a” parametre ortalaması 1.69, “b” parametresi -.49 ile .60 ranjında olan 10 maddeli 800 kişilik bir veri üretilmiştir. Bu 800 kişi içinde model ile uyumsuz, “ $l_z$  kişi-uyum indeksi -1.65’ten küçük” yanıt vektörleri yoktur. Drasgow, Levine ve Williams (1985) “ $l_z$ ” kişi-uyum indeksinin yokluk hipotezi altında, standart normal dağılım gösterdiğini, dolayısıyla kesme puanı için  $\alpha=.05$  ve  $\alpha=.01$  için sırasıyla -1.65 ve -2.33 değerlerinin kullanılabileceğini önermiştir.

Aşağıda öncelikle -1.65 kesme puanına göre içinde uyumsuz yanıt vektörü bulunmayan veri için oluşturulan varyans-kovaryans matrisi (Tablo 1) verilmiştir.

Tablo 1

Model ile Uyumsuz Kişi İçermeyen 800 Kişilik Veri için Varyans-Kovaryans Matrisi

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
M1	<u>.23</u>	.08	.09	.08	.09	.08	.07	.07	.07	.07	
M2	.08	<u>.23</u>	.07	.09	.1	.09	.07	.08	.08	.06	
M3	.09	.07	<u>.24</u>	.09	.08	.08	.08	.09	.07	.08	
M4	.08	.09	.09	<u>.25</u>	.09	.09	.08	.08	.08	.07	
M5	.09	.1	.08	.09	<u>.25</u>	.08	.09	.09	.09	.07	
M6	.08	.09	.08	.09	.08	<u>.25</u>	.06	.09	.08	.06	
M7	.07	.07	.08	.08	.09	.06	<u>.25</u>	.09	.07	.05	
M8	.07	.08	.09	.08	.09	.09	.09	<u>.24</u>	.08	.07	
M9	.07	.08	.07	.08	.09	.08	.07	.08	<u>.23</u>	.07	
M10	.07	.06	.08	.07	.07	.06	.05	.07	.07	<u>.22</u>	$S_x^2$
Toplam	.93	.95	.97	1	1.03	.96	.91	.98	.92	.82	9.47

Tablo 1’de bütün varyans ve kovaryansların (bütün hücrelerin) toplamı 9.47’dir. Bu değer aynı zamanda testi alan 800 kişinin toplam puanlarının varyansına eşittir. Yukarıdaki tabloda kırmızıyla işaretlenmiş köşegen elemanları ise madde puanlarının varyanslarıdır ve bunların toplamı 2.39’dur. Bu değerler eşitlik 1’deki Cronbach alfa formülüne yerleştirildiğinde,

$$a = \frac{10}{10-1} \times \left[ 1 - \frac{2.39}{9.47} \right] = .83 \text{ değeri elde edilir.}$$



Tablo 2’de ise 1000 kişilik [800 kişiye, dikkatsiz (yeteneği yüksek olmasına rağmen en kolay iki maddede yanlış yanıt verme olasılığı yüksek) ve kişi-uyum indeksi -1.65’ten küçük 200 kişi eklenerek oluşturulmuş] veri için varyans-kovaryans matrisi verilmiştir.

*Tablo 2*

*Model ile Uyumsuz %20 Dikkatsiz Kişi İçeren 1000 Kişilik Veri için Varyans-Kovaryans Matrisi*

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
M1	.25	.11	.05	.04	.06	.05	.03	.02	.01	.01	
M2	.11	.25	.04	.05	.06	.06	.04	.02	.02	0	
M3	.05	.04	.24	.07	.06	.07	.06	.08	.07	.07	
M4	.04	.05	.07	.24	.07	.07	.07	.08	.08	.07	
M5	.06	.06	.06	.07	.25	.06	.07	.08	.08	.07	
M6	.05	.06	.07	.07	.06	.25	.05	.08	.08	.06	
M7	.03	.04	.06	.07	.07	.05	.25	.09	.08	.06	
M8	.02	.02	.08	.08	.08	.08	.09	.25	.11	.1	
M9	.01	.02	.07	.08	.08	.08	.08	.11	.25	.1	
M10	.01	0	.07	.07	.07	.06	.06	.1	.1	.25	$S_x^2$
Toplam	.63	.65	.81	.84	.86	.83	.8	.91	.88	.79	8

Bu tablo için madde puanlarının varyanslarının toplamı ( $\sum s_j^2$ ) 2.48 çıkmıştır. Madde puanlarının varyansları artarken, toplam puanların varyansının ( $S_x^2=8$ ) düştüğü gözlenmektedir. Bunun da Cronbach alfa değerini düşüreceği aşikârdır. Bu değerler formüle yerleştirildiğinde,

$$a = \frac{10}{10-1} \times \left[ 1 - \frac{2.48}{8} \right] = .76 \text{ değeri elde edilir.}$$

Bu örnekte veri setine eklenen dikkatsiz kişiler maddelerin varyanslarını arttırırken, kovaryanslarını olumsuz etkilemiş ve Cronbach alfa ile ölçülen güvenilirliği .07 düşürmüştür.

**Geçerlik.** Geçerlik bir testin ölçmek istediği değişkeni, onu başka değişkenlerle karıştırmadan ölçebilme derecesidir (Thorndike ve Hagen, 1961; Turgut ve Baykul, 2013). Testlerin geçerliği üzerine yapılan bütün işlemler, ölçülmek istenen değişkene başka değişkenlerin karışmama derecesi ile ilgili bir kanıt toplama sürecidir. Daha güncel bir tanımla geçerlik, testlerin kullanım amacı için test puanlarına ilişkin yorumları destekleyen teori ve kanıtların düzeyidir (AERA, APA, NCME, 2014, s. 11). Geçerlik kavramının sınıflandırılması ile ilgili alan yazında tam

bir fikir birliđi sađlanamamıştır. Çünkü genel olarak, sınıflamalarla ilgili fikir birliđi zor sađlanan bir konudur. Bununla birlikte geçerlik kavramı ile ilgili en güncel sınıflama aşıađıdaki gibidir:

2014 yılında yayınlanan Standartlar'da (APA, AERA ve NCME, 2014) geçerlikle ilgili kanıt toplama süreci; test içeriđi (kapsamı), tepki (cevaplama) süreçleri, diđer deđişkenlerle ilişkiler, içsel yapı (yapısal) ve testin sonuçları şeklinde sınıflandırılmıştır. Bu bölümde içsel yapıya ilişkin kanıt toplama süreçlerinde en yaygın şekilde kullanılan istatistiksel yöntem olan faktör analizinden bahsedilmiştir.

**Faktör analizi.** Bir test bir örneklem grubuna uygulandıđında, bu testteki maddelerin tek bir faktör altında mı, yoksa birden fazla faktör altında mı toplanacađını belirlemek, test geçerliđi hakkında kanıt toplama yollarından biridir. Faktör analizi genel olarak, aşımlayıcı ve dođrulayıcı olmak üzere iki kategoriye ayrılmaktadır (Thompson, 2004). Çalışma kapsamında kullanılan aşımlayıcı faktör analizi bu bölümde kısaca açıklanacaktır.

Bir testteki faktörler, maddeler-arası korelasyonlar ile ilişkilidir. Maddeler-arası korelasyonlar ile maddelerin faktörler altındaki yükleri arasındaki bu ilişki, iki madde ve iki faktör için aşıađıdaki eşitlik 2 ile (eđer faktörler birbirine dik ise) temsil edilebilir (Crocker ve Algina, 1986).

$$p_{ij} = a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2} \quad \dots \text{eşitlik 2}$$

Eşitlik 2'deki  $p_{ij}$  madde  $i$  ve  $j$  arasındaki korelasyon,  $a_{i1}$  ve  $a_{j1}$  sırasıyla madde  $i$  ve  $j$ 'nin birinci faktördeki yükleri  $a_{i2}$  ve  $a_{j2}$  ise sırasıyla madde  $i$  ve  $j$ 'nin ikinci faktördeki yükleridir.

Maddeler-arası korelasyon ve faktör yükleri arasındaki ilişkiyi bir ölçek üzerinden somutlaştırmak için aşıađıda yer alan örneđi inceleyelim. Altı maddeli bir test için maddeler arasında belirlenen korelasyonlar Tablo 3'teki gibi olsun.

Tablo 3

*Altı Maddeli Bir Testte Maddeler-Arası Korelasyonlar*

Ölçek	Maddeler	1	2	3	4	5	6
	1	----					
	2	.65	---				
	3	.65	.65	---			
	4	.15	.15	.15	---		
	5	.15	.15	.15	.50	---	
	6	.15	.15	.15	.50	.50	---

Faktör analizi, bu korelasyon matrislerini basitleştirmek için tasarlanmıştır. Faktör analizi gibi basitleştirici işlemler olmadan böyle bir matrisin anlaşılması, özellikle madde sayısı arttıkça çok zor olabilir.

Bu ölçekte ilk üç madde birbirleriyle orta derecede korelasyon gösterirken, son üç madde de birbirleriyle orta derecede korelasyon göstermektedir. İlk üç madde bir grup, son üç madde bir grup olarak ele alınır ise bu iki grup içindeki maddeler arasındaki korelasyonların da düşük olduğu, dolayısıyla oluşturulacak faktörlerin birbiriyle neredeyse ilişkisiz olacağı düşünülebilir. Bu maddeler için belirlenen faktör yükleri için seçeneklerden biri Tablo 4'teki gibi olabilir.

Tablo 4

*Faktör Yükleri*

Ölçek	Maddeler	Faktör 1	Faktör 2
1. Faktör	1	.8	.1
	2	.8	.1
	3	.8	.1
2. Faktör	4	.1	.7
	5	.1	.7
	6	.1	.7

Eşitlik 2 ( $p_{ij} = a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2}$ ) için 6 maddeli ölçeğin birinci ve ikinci maddelerini kullanalım. Birinci ve ikinci madde arasındaki korelasyon Tablo 3'e göre

.65'tir. Madde 1 ve 2'nin birinci faktördeki yükleri .8 iken ikinci faktördeki yükleri .1'dir. Bu sayılar eşitlikte yerlerine yerleştirilirse,

.65=.8×.8+.1×.1 eşitliği yaklaşık olarak elde edilir.

Tablo 4, Tablo 3'ü sağlaması şartıyla doldurulacak bir bulmaca gibidir. Eşitlik 2 baskın iki faktörlü bir test için geçerlidir. Maddeler-arası korelasyon ve faktör yükleri arasındaki genel ilişki aşağıda yer alan eşitlik 3'teki gibidir.

$$p_{ij} = \sum_{k=1}^m a_{ik}a_{jk} \quad \dots \text{eşitlik 3}$$

Yukarıdaki eşitlikte  $m$  faktör sayısıdır.

Yukarıda yer alan iki eşitliği de doğrulayacak sayısız faktör yükü oluşturulabilir. Bu faktör yükleri döndürme (*rotation*) denilen işlemle elde edilebilir.

“Eşitlik 2 ve 3'ü doğrulayacak sayısız faktör yükü eşleri varsa, araştırmacılar en doğru kümeyi nasıl seçebilir?” sorusunun cevabı tek olmamakla birlikte, prensipte en uygun set Thurstone (1947) tarafından geliştirilmiş olan basit yapı olabilir (Crocker ve Algina,1986). Bu kriterde bahsedilen, maddeler olabildiğince az faktörde yüksek yük vermeli, diğer faktörlere ise düşük veya sıfır yük vermelidir (Mulaik, 1972). Diğer bir ifadeyle veri, örneğin iki faktörlü ise maddelerin iki faktör için verdikleri yükler arası olabildiğince açılmalı ve bir madde iki faktöre birden yüksek yük vermemelidir. Ayrıca eğer mümkünse faktör sayısı olabildiğince azaltılmalıdır. Sayısız faktör yükü eşleri arasından en doğru kümeyi seçmede, eğer gerekli ise döndürme işleminden de faydalanılabilir.

*Faktör analizi ve döndürme.* İki madde (test) için  $p_{ij}$  (korelasyon) bir tane olmasına rağmen faktör yükleri (eşitlik 2 ve eşitlik 3'te birden fazla bilinmeyen olduğu için) çok sayıda olabilir. Maddeler-arası tek korelasyonlar için elde edilebilecek sonsuz sayıdaki faktör yükleri, döndürme denilen işlemle elde edilebilir. Bu işlemde genel olarak daha basit yapı elde edilmeye çalışılır. Yani döndürme işlemiyle test tarafından açıklanan toplam varyans değişmemekle birlikte (çünkü bunu maddeler-arası korelasyon belirler ve veri değişmediği sürece korelasyonlar değişmez) faktörlerin ağırlıkları değişebilir. Döndürme işlemiyle elde edilen iki tane faktör yükü tablosu eşit sayıda faktörü içerebilir ve bu iki tablodaki yüklerde maddeler-arası korelasyonu iyi derecede açıklayabilir. Değişen, faktörlerin yükleridir.

Döndürme işlemi dik ve eğik döndürme olmak üzere iki sınıfa ayrılabilir. Dik döndürmeler birbiriyle korelasyon göstermeyen faktörlere yol açarken, eğik döndürmeler sonucu birbiriyle korelasyon gösteren faktörler elde edilir. Eğik döndürmeler sonucu elde edilen faktörler arasındaki açı artık 90 derece değildir. Eğik döndürmeler sonucu iki faktör için yazılan  $p_{ij}$  eşitliği (eşitlik 2) aşağıdaki eşitlik 4'e dönüşür.

$$p_{ij} = a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2} + a_{i1}a_{j2}\Phi + a_{i2}a_{j1}\Phi \quad \dots\text{eşitlik 4}$$

$\Phi$  2 faktör arası korelasyondur.

Alan yazında en popüler dik döndürme yöntemi Varimax'ken (Kaiser,1958) eğik döndürme yöntemi, Jennrich ve Sampson (1966) tarafından geliştirilen Oblimin'dir (Hattoria, Zhanga ve Preacher, 2017).

Faktör analizinde minimum örneklem büyüklüğü için birçok farklı yaklaşım vardır. Croker ve Algina (1986) en az 100 veya her bir değişkenin en az 10 katı olması gerekliliğini bildirmiştir. Faktör analizinde boyut sayısına karar vermek için de farklı kriterler uygulanabilmektedir. Bunlardan biri özdeğeri 1'den büyük olan faktörleri boyut olarak kabul etmektir. Diğer basit yapının elde edilmesi, bir diğeri de aynı ölçeğin daha önce benzer bir örneklemden elde edilen verilerdeki faktör sayısı olabilir. Bazı durumlarda öz değeri birden küçük olan faktörlerin dâhi boyut olarak kabul edildiği görülebilir (Crocker ve Algina, 1986).

Faktör analizi yapının belirlenmesinde sadece istatistiksel bir süreçtir. Bir yapının boyutlarını belirlemek için o yapının iyi tanınması uzmanlık gerektiren bir konudur. Ayrıca faktör analizinde çıkan sonuçlar örnekleme bağımlıdır ve örneklemin evreni iyi temsil edememesi kaynaklı yanıltıcı olabilir. Faktör analizinin bu zayıflıklarını bilmekle birlikte, eğer doğru kullanılırsa yapıyı ortaya çıkarma noktasında araştırmacılara objektif veriler sunduğunu ve alan yazında çok sık kullanılan bir yöntem olduğunu vurgulamak gerekir.

Faktör analizinde maddeler-arası korelasyonun önemi açıktır. Psikometrik olarak iyi özelliklere sahip bir test oluşturmak isteniyor ise maddeler-arası korelasyonun iyi düzeyde olması beklenir. Faktör analizinde bir testin açıklanan varyansını arttırmak için faktör yüklerinin dolayısıyla maddeler-arası korelasyonun arttırılması gerektiği söylenebilir ve maddeler-arası korelasyonun artması için bir yöntem de uyumsuz kişilerin veriden temizlenmesi olabilir. Uyumsuz kişilerin tespit

edilmesinde kullanılabilecek yöntemlerden biri de kişi-uyum indeksleridir. Bununla birlikte “Mahalonobis Distance” gibi indeksler de verideki uyumsuz kişilerin belirlenmesinde kullanılabilir. Bu noktada her uyumsuz kişi verideki maddeler-arası korelasyonu bozacak diye kesin bir yargının olmadığını da belirtmek gerekir.

Parametrik ve parametrik olmayan birçok farklı kişi-uyum indeksi vardır. Parametrik olanlarda MTK kapsamında üretilen madde parametrelerinden faydalanılır. Çalışma kapsamında parametrik kişi-uyum indekslerinden faydalanılmıştır. Parametrik kişi-uyum indeklerini daha iyi anlamlandırabilmek adına öncelikle MTK kapsamında bazı bilgilere yer verilmiştir.

### **Madde Tepki Kuramı**

MTK, uygulanan maddelerin özelliklerine ve kişilerin bu maddelere verdikleri cevaplara dayalı olarak yeteneklerinin kestirilmesi için geliştirilmiş, modele dayalı bir yaklaşımdır (Embretson ve Reise, 2000). Bu kuram 20. yüzyılın ikinci yarısından itibaren gelişmeye başlamıştır (Embretson ve Reise, 2000). Lord ve Novick'in (1968) çalışmalarıyla birlikte MTK, psikolojik ölçme alanında önemli yer bulmuştur. Bu kuramın (MTK) belirli varsayımları vardır. Bunlar; uygun boyutluluk, yerel bağımsızlık ve model-veri uyumun sağlanması şeklinde sınıflandırılabilir. Her ne kadar bu varsayımlar ayrı ayrı ele alınsa da temelde birbirleriyle sıkı sıkıya ilişkilidir.

Yapılan araştırmalar yoluyla giderek artan bir şekilde fark edilmektedir ki, gerçek yaşam verileri katı bir şekilde tek boyutluluğa uymamaktadır. Bu nedenle boyutluluğun (MTK kapsamında) belirlenmesi için işe koşulan istatistikler, model temelli yapılan parametre kestirimlerinin güvenilir ve tutarlı olacağı seviyede “temel tek boyutluluk” konusunda bilgi vermelidir (Hambleton, 2000). Stout'un (1993) temel tek boyutluluğu ölçmek amaçlı geliştirdiği bir yöntem, baskın bir faktörün diğer daha az baskın faktörlerden (kişilerin yetenek seviyesini belirleme noktasında) etkilenip etkilenmediğinin ortaya koyulması amacıyla geliştirilmiştir. Bu yöntem için kullanılan istatistikler yerel bağımsızlık aracılığıyla elde edilir. Bu noktadan da anlaşılacağı üzere boyutluluk ve yerel bağımsızlık temelde ilişkilidir. MTK'nın iki önemli varsayımı olan boyutluluk ve yerel bağımsızlıkta madde parametrelerinden faydalanılır. Parametre kestirimlerinin hatasızlığı ölçüsünde bu varsayımların test edilmesi geçerlik kazanır. Bu noktada üçüncü varsayım olan model-veri uyumunun sağlanması ilk ikisi için ön koşul arz eder.

**Tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık.** Tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık birbiriyle oldukça ilişkili olmakla birlikte, ayrı ayrı incelenmesi ile daha doğru sonuçlar elde edilebileceğini vurgulamak gerekir. Bunun nedeni, yerel bağımsızlığın madde çiftleri bazında incelenmesi ve bu bağımlılık maddelerin büyük bir kısmını etkilemediği sürece ayrı boyutlar olarak tespit edilememesidir (Demars, 2010). Uygun boyutluluk ve yerel bağımsızlık varsayımlarının daha net anlaşılması için öncelikle boyut kavramının net anlaşılması gereklidir.

Tek boyutluluk her bir kişi için tek bir yetenek değerinin ölçülmesidir. Psikolog ve eğitimcilerin iki farklı yapı olarak kavramsallaştırdığı bir özellik matematiksel olarak tek boyutlu olabilir. Eğer tüm maddeler her iki yapıyı aynı oranda ölçüyor veya tüm kişiler yapıların bir tanesinde değişmiyorsa ölçülen değişken tek boyutlu olur (Reckase, Ackerman ve Carlson, 1988). Ölçülen değişkenin çok boyutlu olması için, farklı maddelerin yapıların farklı kombinasyonları ile bağlantılı olması ve kişilerin iki yapıda da farklılaşması gerekir (Demars, 2010). Boyutluluk kavramı örnekleme ve duruma bağlıdır. Örneğin, okuma ve matematik yeteneğinin birlikte ölçüldüğü maddelerden oluşan bir test, farklı örneklemlerde aynı boyut sayısına sahip çıkmayabilir. Kişiler okuma becerisi bakımından farklılaşmıyor ise yapı tek boyutlu, farklılaşıyor ise iki boyutlu olabilir. Ayrıca, bazı maddeler baskın olarak okuma becerisini ölçerken, bazıları üst düzey okuma becerisi gerektirmez ise yine test tek boyutlu çıkmayabilir. Bu durumda boyutluluk kavramının örnekleme ve duruma göre değişebileceği söylenebilir. Test maddelerinde yer alması istenmeyen bir özellik olan ipucu da testin tek boyutluluğunu tehdit edebilir. Çünkü ipucu yakalamak da bir beceridir ve kişiler ölçülmek istenen özellik ve ipucu yakalama becerisi olmak üzere iki yetenek düzeyinde farklılaşabilir (Hambleton, Swaminathan ve Rogers, 1991). Bununla birlikte kopya çekme, rastgele yanıt verme gibi davranışların da testin boyutluluğunu etkileyebileceğini belirtmek gerekir.

Bir testte herhangi bir nedenle, birden fazla boyut ölçen maddeler, tek boyutluluk temelinde hesaplanan yerel bağımsızlığı ihlal eder. Yen'in Q3 istatistiği ile tek boyutlu yerel bağımsızlığının araştırılmasında, madde çiftlerinin artıkları arasında korelasyon oluşup oluşmadığı araştırılır (Christensen, 2017). Bu durum faktör analizinde birinci boyut için faktör yükleri çıkarıldıktan sonra geriye kalan artık matrisindeki korelasyonların yüksek olmasıyla ilişkilidir. Bu artık matristeki korelasyonlar ikinci bir boyutun faktör yüklerinin belirlenmesinde kullanılabilir. Tek

boyutluluk temelinde oluşan artık matristeki korelasyonlar ikinci bir boyut oluşturabilecek güçte olabileceği gibi, örneğin; sadece iki madde arasında görülen korelasyon o madde çiftinin yerel bağımlı olduğunu gösterir, fakat boyut oluşturma kriterlerini sağlamayabilir. Yerel bağımlılık madde çiftleri bazında önem arz ederken, boyutluluk test genelindeki varyansı açıklama oranında değerlidir. Testte yer alan iki madde birbirine ipucu veriyorsa, bu maddeler birbirine ölçülen yetenek dışında bir nedenle bağımlıdır. Bu da onların yerel olarak bağımlı çıkmalarına neden olabilir. Aynı madde köküne bağlı birkaç madde de yerel bağımsızlığı tehdit edebilir. Christensen (2017) yerel bağımlılığın kişi parametrelerini de olumsuz etkileyebileceği vurgulanmıştır. Bu durumun benzeri, bu çalışma kapsamında da incelenmiştir. Çalışma kapsamında simülatif verilerde yer alan uyumsuz kişilerin, test kapsamında yerel bağımlı madde oluşturma durumu incelenmiştir.

**Yerel bağımlılık ve faktör analizi ilişkisi.** Yerel bağımlılığın araştırılmasında kullanılan bir yöntem de faktör analizidir. Faktör analizi bilgisayar programlarıyla yapılabileceği gibi el ile korelasyon matrislerinden hesaplayarak da yapılabilir. Temel bileşenler analizini el ile hesaplamak faktör analizine göre daha kolay olduğu için bu bölümde temel bileşenler analizinden bir örnek tercih edilmiştir. Tek boyutlu 10 maddelik 800 kişiye uygulanmış bir teste, 200 dikkatsiz kişi eklenerek, korelasyon matrisinin nasıl değiştiği ve bu korelasyon matrisinden ilk boyut için açıklanan varyanslar çıkarıldıktan sonra, artık matris olarak isimlendirilen ve ikinci bir boyut çıkarılması için kullanılan matrislerin nasıl değiştiği örneklendirilecektir (dikkatsiz kişiler yüksek yetenek düzeyindeki kişilerin testin en kolay birinci ve ikinci maddelerine doğru yanıt verme olasılıkları düşürülerek elde edilmiştir). Artık matriste yer alan maddeler-arası korelasyonların ayrıca yerel bağımlılık için de kullanıldığı söylenebilir.



Tablo 5

800 Kişilik Veride Tek Boyutlu ve Yerel Bağımlı Madde Bulunmayan 10 Madde için Korelasyonlar

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	1.00	.54	.54	.47	.63	.54	.57	.49	.50	.51
M2	.54	1.00	.43	.41	.58	.58	.54	.57	.59	.55
M3	.54	.43	1.00	.36	.42	.40	.40	.34	.45	.42
M4	.47	.41	.36	1.00	.37	.44	.42	.36	.47	.40
M5	.63	.58	.42	.37	1.00	.50	.56	.43	.53	.55
M6	.54	.58	.40	.44	.50	1.00	.47	.33	.45	.50
M7	.57	.54	.40	.42	.56	.47	1.00	.47	.57	.44
M8	.49	.57	.34	.36	.43	.33	.47	1.00	.44	.37
M9	.50	.59	.45	.47	.53	.45	.57	.44	1.00	.50
M10	.51	.55	.42	.40	.55	.50	.44	.37	.50	1.00

Tablo 6

800 Kişilik Veri için Birinci Bileşenin Faktör Yüklerinin Çarpımından (Çapraz Çarpımdan) Oluşturulan Korelasyon Matrisi

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	.64									
M2	.64	.65								
M3	.52	.52	.42							
M4	.51	.51	.41	.41						
M5	.62	.62	.50	.49	.60					
M6	.58	.58	.46	.46	.56	.52				
M7	.60	.61	.49	.48	.58	.54	.57			
M8	.53	.53	.42	.42	.51	.47	.49	.43		
M9	.61	.61	.49	.48	.59	.55	.57	.50	.58	
M10	.58	.58	.47	.46	.56	.52	.54	.47	.55	.52

Tablo 5'ten Tablo 6'daki değerler çıkarıldığında, korelasyonlardan birinci boyut çıkarılmış olur ve kalan değerler "artık matris" (bkz. Tablo 7) olarak değerlendirilir. Eğer veri tek boyutluysa ve veride bağımlı madde çifti yoksa, Tablo 7'deki köşegen dışındaki korelasyonların düşük olması beklenir.

Tablo 7

800 Kişilik Veri için Artık Matris

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	.36									
M2	-.10	.35								
M3	.02	-.09	.58							
M4	-.04	-.10	-.05	.59						
M5	.01	-.04	-.08	-.12	.40					
M6	-.04	.00	-.06	-.02	-.06	.48				
M7	-.03	-.07	-.09	-.06	-.02	-.07	.43			
M8	-.04	.04	-.08	-.06	-.08	-.14	-.02	.57		
M9	-.11	-.02	-.04	-.01	-.06	-.10	.00	-.06	.42	
M10	-.07	-.03	-.05	-.06	-.01	-.02	-.10	-.10	-.05	.48

Tablo 7’de görüldüğü üzere bu veri için artık matriste hiçbir madde birbiriyle yüksek düzeyde korelasyon göstermemiştir. Bu da verilen maddeler için yerel bağımsızlığı ihlal eden madde çifti olmadığını gösterir. Ayrıca bu artık matristen öz değeri yüksek bir ikinci boyut çıkarılamayacağı da aşikârdır.

800 kişilik veriye birinci ve ikinci maddelerde (M1 ve M2’de) dikkatsizlik yapan 200 kişi eklenince bu 10 maddenin korelasyonu (Tablo 8), birinci boyut için korelasyon matrisi (Tablo 9) ve artık matristeki (Tablo 10) değişim aşağıdaki tablolardan incelenebilir.

Tablo 8

1000 Kişilik 200 Dikkatsiz Kişi İçeren Veride 10 Madde için Korelasyonlar

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	1.00	.69	.27	.19	.32	.21	.24	.11	.15	-.03
M2	.69	1.00	.17	.14	.27	.28	.26	.14	.24	.04
M3	.27	.17	1.00	.37	.41	.37	.36	.36	.43	.45
M4	.19	.14	.37	1.00	.37	.41	.40	.36	.46	.48
M5	.32	.27	.41	.37	1.00	.46	.49	.41	.46	.54
M6	.21	.28	.37	.41	.46	1.00	.44	.30	.42	.52
M7	.24	.26	.36	.40	.49	.44	1.00	.44	.46	.44
M8	.11	.14	.36	.36	.41	.30	.44	1.00	.38	.42
M9	.15	.24	.43	.46	.46	.42	.46	.38	1.00	.52
M10	-.03	.04	.45	.48	.54	.52	.44	.42	.52	1.00

Tablo 9

1000 Kişilik Veri için Birinci Bileşenin Faktör Yüklerinin Çarpımından (Çapraz Çarpımdan) Oluşturulan Korelasyon Matrisi

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	.26									
M2	.27	.28								
M3	.33	.34	.40							
M4	.32	.33	.40	.40						
M5	.38	.39	.47	.47	.55					
M6	.35	.36	.43	.43	.50	.46				
M7	.36	.37	.45	.45	.52	.48	.50			
M8	.30	.31	.38	.37	.44	.40	.42	.35		
M9	.36	.37	.44	.44	.52	.48	.49	.41	.49	
M10	.34	.35	.42	.42	.49	.45	.47	.39	.47	.44

Tablo 10

1000 Kişilik Veri için Artık Matris

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	.74									
M2	.42	.72								
M3	-.06	-.17	.60							
M4	-.13	-.19	-.03	.60						
M5	-.06	-.12	-.06	-.10	.45					
M6	-.14	-.08	-.06	-.02	-.04	.54				
M7	-.12	-.11	-.09	-.05	-.03	-.04	.50			
M8	-.19	-.17	-.02	-.01	-.03	-.10	.02	.65		
M9	-.21	-.13	-.01	.02	-.06	-.06	-.03	-.03	.51	
M10	-.37	-.31	.03	.06	.05	.07	-.03	.03	.05	.56

Tablo 10'da görüldüğü üzere M1 ve M2 birbirlerine tek boyutluluk bağlamında bağımlıdır (korelasyon .42). Ayrıca M1 ve M10 ile M2 ve M10 arasında da negatif bağımlılık olduğu görülmektedir (korelasyon katsayıları sırasıyla -.37, -.31). Bu matristen ikinci bir faktör çıkarılırsa, M1 ve M2'nin ikinci boyuta yüksek pozitif faktör yükü vermesi beklenirken, M10'un ikinci boyuta orta derece negatif faktör yükü vermesi beklenebilir.

**Yerel bağımlılıkların madde parametrelerine etkisi.** Yerel bağımlılıkların madde parametrelerini nasıl etkilediğini anlamak için aşağıdaki formülden faydalanılabilir. Eşitlik 5 iki parametrelili lojistik etkileşim modeli (2PLEM) olarak adlandırılır (Chen ve Wang, 2007).

$$\Pr(X_1 = x_1, X_2 = x_2 | \theta_n) = \frac{\exp[x_1 a_1 (\theta_n - b_1) + x_2 a_2 (\theta_n - b_2) + x_1 x_2 (-b_{12})]}{1 + \exp[a_1 (\theta_n - b_1)] + \exp[a_2 (\theta_n - b_2)] + \exp[a_1 (\theta_n - b_1) + a_2 (\theta_n - b_2) - b_{12}]} \quad \dots \text{eşitlik 5}$$

Eşitlik 5'te  $x_1$  ve  $x_2$  madde 1 ve 2'ye verilen yanıtlar [(0,0),(1,0),(0,1) ya da (1,1)];  $a_1$  ve  $a_2$  ayırt edicilik parametreleri,  $b_1$  ve  $b_2$  güçlük parametreleri;  $b_{12}$  madde 1 ve 2 arasındaki etkileşim indeksi;  $\theta_n$  ise  $n$  kişinin gizil yeteneğidir.

Bu eşitlikte  $b_{12}=0$  olur ise 2PLEM, 2PLM'ye indirgenir. Eğer  $b_{12}<0$  ise maddeye (1,1) yanıt verme ihtimali artar, bu maddeler arası pozitif etkileşim olarak adlandırılır ve bu durumda  $-Q3$  değeri elde edilir. Eğer  $b_{12}>0$  olursa (1,1) olma durumu  $b_{12}=0$  olma durumuna göre azalır. Buna negatif etkileşim denir ve maddeler arasında  $+Q3$  değeri elde edilir.

Negatif Q3 değerlerini göz ardı etmek "a" parametrelerinin olduğundan daha yüksek, "b" parametrelerinin ise olduğundan daha düşük kestirilmesine neden olur. Pozitif Q3 değerlerini göz ardı etmek ise "a" parametrelerinin olduğundan daha düşük, "b" parametrelerinin ise olduğundan daha yüksek kestirilmesine neden olur (Chen ve Wang, 2007). Bu durumu somutlaştırmak adına küçük bir örnek verilmiştir:

Tablo 11'de 10 madde 800 kişilik (içinde uyumsuz yanıt vektörü olmayan) veri ve 1000 kişilik (içinde %20 dikkatsiz yanıt vektörü içeren) veri için hesaplanan madde parametreleri yer almaktadır.

*Tablo 11*

*Madde Parametreleri*

	800 Kişilik Temiz Veri		İçinde %20 Dikkatsiz Yanıt İçeren 1000 Kişilik Veri		
	a	b		a	b
M1	1.50	-.63	M1	.55	-.35
M2	1.48	-.66	M2	.53	-.38
M3	2.19	-.29	M3	1.51	-.35
M4	1.79	-.19	M4	1.41	-.30
M5	1.34	-.18	M5	1.03	-.31
M6	2.48	.01	M6	1.84	-.07
M7	1.73	.18	M7	1.78	-.07
M8	1.17	.36	M8	1.22	.03
M9	2.32	.41	M9	2.28	.13
M10	1.33	.61	M10	1.37	.23

Tablo 12’de 10 madde çifti için hesaplanan Q3 istatistiklerinden en düşük 5 ve en yüksek 5 tanesinin hangi maddeler arasında hesaplandığı ve aldıkları değerler yer almaktadır.

*Tablo 12*

**Maddeler Arası Q3 Değerleri**

800 Kişilik Temiz Veri için Hesaplanan Q3’ler			Dikkatsiz Kişileri de İçeren 1000 Kişilik Veri için Hesaplanan Q3’ler		
Madde Çiftleri		Q3	Madde Çiftleri		Q3
M4	M8	-.22	M1	M10	-.35
M5	M9	-.17	M2	M10	-.32
M1	M7	-.16	M1	M7	-.30
M1	M2	-.16	M2	M9	-.29
M8	M9	-.15	M1	M9	-.28
M4	M10	-.05	M7	M9	.00
M6	M10	-.04	M10	M9	.02
M3	M10	-.04	M8	M10	.02
M4	M6	-.04	M7	M10	.06
M1	M8	.00	M1	M2	.29

Tablo 11 ve 12 birlikte incelendiğinde, örneğin; en yüksek pozitif bağımlılığın olduğu M1 ve M2 için ayırt edicilik parametreleri düşerken, güçlüklerinin arttığı gözlenebilir. En küçük negatif bağımlılık ise M1 ve M10 arasında oluşmuştur. M10’nun ayırt ediciliği bir miktar artarken, güçlüğü’nün azaldığına dikkat çekilebilir. Bu durum “Negatif Q3 değerlerini göz ardı etmek “a” parametrelerinin olduğundan daha yüksek, “b” parametrelerinin ise olduğundan daha düşük kestirilmesine, pozitif Q3 değerlerini göz ardı etmek ise “a” parametrelerinin olduğundan daha düşük, “b” parametrelerinin ise olduğundan daha yüksek kestirilmesine neden olur” cümlesini bir miktar somutlaştırabilir.

**Yerel bağımlılık ve MTK ilişkisi.** Yerel bağımlılığı incelemenin bir yolu, yetenek düzeyi ( $\theta$ ) kontrol edildiğinde, yanıt vektörünün bir araya gelme olasılığının, ayrı ayrı olma olasılıklarının çarpımına eşit olmasıdır. Bu varsayım matematikte bağımsız olayların bir araya gelme olasılığının hesaplanmasıyla ilişkilidir. Bağımsız olayların bir araya gelme olasılığı ayrı ayrı olma olasılıklarının çarpımına eşittir. Birbirine bağımlı olayların ise ayrı ayrı olma olasılıkları çarpımı bir araya gelme olasılıklarından küçüktür. Aşağıda yer alan eşitlik (eşitlik 6) MTK için önem arz etmektedir. Çünkü iteratif yöntemlerle hesaplanan yetenek ve madde parametreleri bu eşitlik yardımıyla hesaplanır.

$$P(U_1, U_2, \dots, U_j, \dots, U_n, / \theta) = P(U_1, / \theta) \cdot P(U_2, / \theta) \dots P(U_j, / \theta) \dots P(U_n, / \theta) \dots \text{eşitlik 6}$$

Eşitlik 6'nın iki yanı yerel bağımsızlığın sağlanması durumunda birbirine eşittir. Bu eşitlik ile MTK temelli yetenek kestirimlerinin nasıl gerçekleştiği aşağıda örneklendirilmiştir.

**MTK ile yetenek kestirimi.** MTK ile yetenek kestirim süreci seçilen model bağlamında önemli değişiklikler gösterir. Bu bölümde, sürecin daha somut anlaşılması için madde parametreleri bilinen bir test ile yetenek kestirimi el ile hesaplamalar aracılığıyla yapılmıştır. Aşağıda ele alınan örnek için 2PLM seçilmiştir. Daha sonra 1, 2 ve 3PLM'nin yeteneğin ölçeklenmesini nasıl etkilediği ayrı ayrı ele alınmıştır.

Bu bölümde madde parametreleri bilinen bir test için yanıt vektörüne göre hesaplanan yetenek kestirimine örnek verilmiştir. Tesadüfi olarak seçilen bir kişinin yanıt vektörü  $(U_1, U_2, U_3, \dots, U_n)$  olsun. Yerel bağımsızlık varsayımı aracılığıyla yetenek kontrol altına alındığında bu yanıt vektörünün bir araya gelme olasılığı ayrı ayrı olma olasılığının çarpımına eşit olur.

Yanıt vektörü bilinen bir kişi için bir araya gelme olasılığı, madde parametreleri denkleme dâhil edilerek bir araya gelme fonksiyonuna dönüşür ve iteratif süreç işe koşularak bu fonksiyonun maksimuma ulaştığı nokta tespit edilebilir. Teorikte artı sonsuzdan eksi sonsuza değişim gösterebilen yetenek düzeylerinin, her birinin bir araya gelme olasılığı tek tek hesaplandığı için maddelerin kontrol altına alınan yetenek düzeyinde bağımsız olmaları, MTK hesaplamaları bağlamında gereklidir. Bu da yerel bağımsızlığın parametre kestirim süreciyle doğrudan ilişkili olduğunu gösterir. Her bir maddenin doğru yanıtlanma olasılığı 0 ile 1 arasında değişir ve bu olasılıkların çarpımı oldukça küçük bir değer olur. Bu nedenle, daha iyi bir ölçekleme için olabilirlik fonksiyonunun logaritması alınır (Hambleton, Swaminathan ve Rogers, 1991). Bu sayede birlikte olabilme olasılığının logaritması ayrı ayrı olma olasılıklarının logaritmalarının toplamı şeklinde ifade edilir. Bu eşitlik aşağıda yer almaktadır (eşitlik 7).

$$\ln P(U_1, / \theta) \cdot P(U_2, / \theta) \dots P(U_j, / \theta) \dots P(U_n, / \theta) = \ln x + \ln y \dots \text{eşitlik 7}$$

Yukarıda yer alan eşitlik 7 ile eşitlik 6'nın  $[P(U_1, U_2, \dots, U_j, \dots, U_n, / \theta) = P(U_1, / \theta) \cdot P(U_2, / \theta) \dots P(U_j, / \theta) \dots P(U_n, / \theta)]$  grafikleri çizildiğinde ikisinin de maksimuma

ulaştığı yetenek düzeyleri aynıdır. Fakat çok küçük değerlerle uğraşmak yerine logaritmik dönüşümlerle çizilen grafikler uygulamada kolaylık sunar.

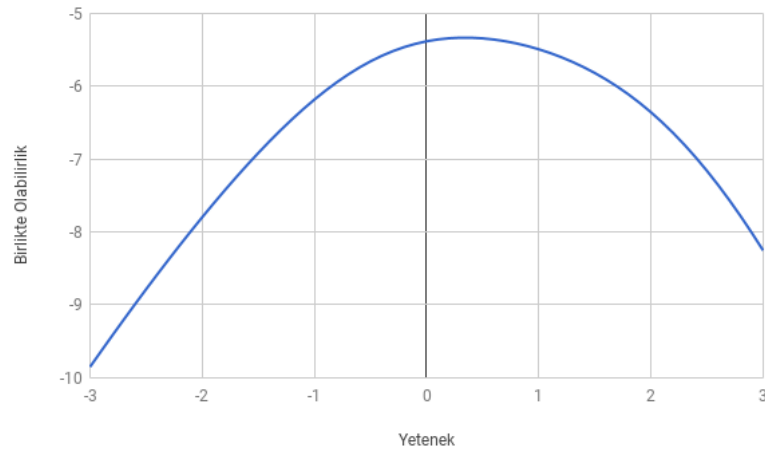
Her bir yanıt vektörünün birlikte olabilme ihtimalinin logaritması ile yetenek düzeyleri arasında bir grafik çizildiğinde bu fonksiyonun genellikle tek bir yetenek düzeyinde maksimuma ulaştığı görülebilir. Elde edilen bu yetenek düzeyi o yanıt vektörüne sahip kişi için maksimum olabilirlik noktasıdır. Örneğin, yanıt vektörü Tablo 13'teki gibi olan A kişisi için 2PLM altında elde edilen birlikte olabilirlik fonksiyonu Şekli 1'de verilmiştir.

Tablo 13

Dört Maddeye Ait Madde Parametreleri ve A Kişisi için Yanıt Vektörü

Madde	$a_i$	$b_i$	A kişisi
1	.6	-1.94	1
2	1.07	-.37	0
3	.97	2.23	0
4	.85	2.86	1

Madde parametreleri Tablo 13'te yer alan 4 madde kapsamında, yanıt vektörü (1,0,0,1) olan bir kişi için çizilen birlikte olabilirlik fonksiyonu Şekil 1'de yer almaktadır. Şekil 1'e göre bu fonksiyonun 0 ile 1 yetenek değeri aralığında tepe noktasına ulaştığı gözle görülmektedir. Bu yanıt vektörüne sahip kişinin bu madde parametreleri altında yeteneğinin en yüksek olasılıkla .3 veya .4 civarında olduğu söylenebilir.



Şekil 1. A kişisi için çizilen olabilirlik fonksiyonu

Grafiksel yöntemlerle kişinin yeteneğini kestirmek kolay ve görsel olarak anlaşılırdır. Fakat ne kadar hatayla bu kestirimin yapıldığı gözle ölçülemeyecek bir durumdur. Bilgisayar programları, iteratif süreç diye adlandırılan yöntemler ile kişinin yeteneğini çizilen bu fonksiyon üzerinde arar. Grafik üzerinde fonksiyonun maksimuma ulaştığı nokta görsel olarak tahmin edilebilir. İteratif süreçte ise bazı matematiksel kurallar kullanılarak görsel olarak çizilmemiş bir fonksiyonun maksimuma ulaştığı nokta bulunmaya çalışılmaktadır. Bu yöntemlerden en çok bilineni Newton-Raphson yöntemidir. Aşağıda bu yöntemin nasıl yürütüldüğü  $A$  kişisi üzerinden kısaca örneklendirilmiştir.

*Newton-Raphson yöntemi ile kişinin yeteneğini ( $\theta$ ) kestirme.* Burada madde parametreleri bilinen bir test için bir kişinin yeteneğini kestirmede izlenen yol özetlenmektedir. Eğer kişi parametreleri (yetenek) bilinir ve madde parametreleri kestirmek istenir ise de benzer bir yol izlenir. Fakat hem kişi hem de madde parametreleri bilinmiyor ise çok fazla bilinmeyen olacağı için belirli varsayımlar altında kestirim yöntemleri yürütülür.

Madde parametreleri bilinen bir test için kişinin yeteneğini kestirmede Newton-Raphson yöntemi kullanılabilir. Bu işlem için ilk olarak yanıt vektörü bilinen bir kişi için bir başlangıç yeteneği atanır. Bu değer kaç olduğu iteratif sürecin uzunluğunu değiştirmekle birlikte sonuçta kişi için elde edilecek yeteneği etkilemesi birçok durumda beklenmez. Bu başlangıç değeri grafik üzerinden seçilen herhangi bir nokta olarak düşünülebilir. Bu seçilen nokta için fonksiyonun bir araya gelme ihtimalinin (yerel bağımsızlık sayesinde ayrı ayrı olma ihtimallerinin çarpımıdır) birinci türevi alınır. Daha sonra aynı nokta için ikinci türev hesaplanır. Matematikte birinci türev eğimi, ikinci türev ise ivmelenmeyi verir. Fonksiyonun maksimuma ulaştığı noktada (tepe yaptığı nokta) birinci türevin sıfıra yaklaşması, ikinci türevin ise sıfırdan uzaklaşması beklenir. İteratif süreçte de matematiğin bu özelliğinden faydalanılır. Fonksiyonun birinci türevi, ikinci türevine bölünerek bir hata terimi hesaplanır. Bu hata terimi başta atanan yetenekten ( $\theta$ ) çıkarılarak yeni bir  $\theta$  elde edilir. Bu elde edilen yeni  $\theta$  ilk atanan  $\theta$ 'dan daha iyi bir alternatiftir, çünkü elde edilen hata teriminin pozitif veya negatif çıkması, işlemi tepe noktasına yaklaştırmaktadır. Bu süreç hata terimi belli bir değer altına (örn; .003) düşene kadar devam eder. Fonksiyonun birinci türevinin, ikinci türevine bölümünün .003 gibi bir değer çıkması eğrinin o noktada tepe yapmaya çok çok yaklaştığının göstergesidir. Böylece kişi



için maksimum olabilirlik kestirim yöntemiyle yetenek kestirilmiş olur. Eğer kişinin maksimum olabilirlik fonksiyonu birden fazla noktada tepe yapmıyor ise hesaplanan yetenek, örneğin üç iteratif süreçle dâhi doğru kestirilebilir. Tablo 13'te yer alan A kişinin Newton Raphson iteratif süreci ile Excel programı ile elde edilen yeteneği EK A'da incelemek isteyenler için verilmiştir.

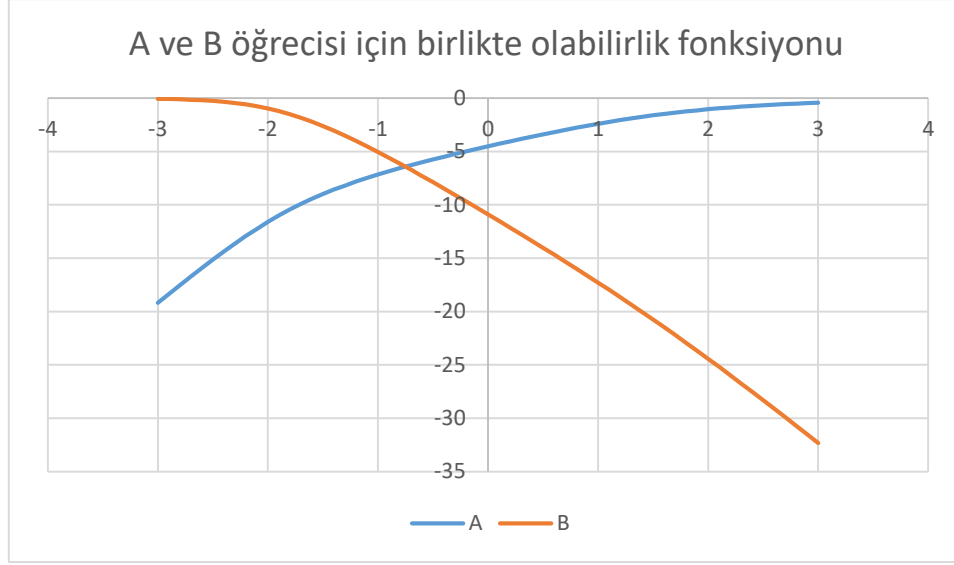
Kısaca yukarıda tarif edildiği üzere gerçekleşen maksimum olabilirlik (ML) kestirim süreci, seçilen modelin değişmesi ile aynı yanıt vektörleri için farklı  $\theta$ 'ların elde edilmesine neden olur. Her model kişileri yetenek düzeyi sürekliliğinde farklı şekilde ölçekler. 1PLM'de aynı testi alan ve aynı sayıda doğru cevaba sahip kişilerin  $\theta$ 'sı eşit kestirilir. 2PLM'de daha ayırt edici maddelere doğru yanıt veren kişilerin  $\theta$ 'sı daha yüksek kestirilir. 3PLM'de kişilerin  $\theta$ 'sı şans parametresinin işin içine girmesi ile 2PLM'ye göre daha düşük kestirilir.

ML kestiriminde tüm maddelere doğru ya da yanlış yanıt verildiği durumlarda kişinin  $\theta$ 'sı kestirilemez bunun sebebi de birlikte olabilirlik fonksiyonunun bu durumda  $\theta$  sürekliliğinde tepe yaptığı bir noktanın bulunmamasıdır. Aşağıda A ve B kişileri üzerinden bu durum örneklendirilmiştir.

*Tablo 14*

*A ve B Kişilerinin Yanıt Vektörleri*

Madde	$a_i$	$b_i$	A kişisi	B kişisi
1	.6	-1.94	1	0
2	1.07	-.37	1	0
3	.97	2.23	1	0
4	.85	2.86	1	0



Şekil 2. A ve B kişilerinin birlikte olabilirlik fonksiyonları

Şekil 2'de görüldüğü üzere bu iki kişi için fonksiyonun tepe yaptığı bir nokta yoktur. MTK'da bu gibi durumlara baş etmek için Bayes kestirimler kullanılabilir.

### Model-Veri Uyumu

Birbirleriyle sıkı sıkıya ilişkili olan üç varsayımdan biri olan model-veri uyumu üç seviyede incelenebilir. Bunlar: kişi, madde ve model seviyesidir.

Psikolojik bir verinin MTK modeli ile uyumunun değerlendirilmesinde elde edilen verinin yapısının veriyi kullanan araştırmacılar tarafından tanınması kilit nokta olmakla birlikte, bu noktada araştırmacılar istatistiksel yöntemleri kullanarak daha formal ve test edilebilir kanıtlar elde etmelidir.

Model-veri uyumu kapsamında araştırmacıların uygulayacağı ve bu model veriye kesinlikle uyuyor ya da uymuyor denilebilecek belirli bir yöntemin varlığından bahsetmek güçtür. Neredeyse bütün istatistiksel modellerde olduğu gibi mükemmel uyum sağlayan model çok nadir bulunur ve "Uyum her zaman bir derece meselesidir." (Tendeiro ve Meijer, 2015). MTK modellerinin uyumu için çok çeşitli ve farklı seviyelerde (kişi, madde, model) yöntemler mevcuttur. Bu noktada araştırmacı elindeki veri için en ideal modeli bulma noktasında kişisel deneyimleri yanında, bu yöntemlerden imkânı dâhilinde uygulayabildiği kadar fazlasını değerlendirmeye almalıdır. En nihayetinde pratik uyumu da göz önüne alıp veri seti için bir karar alınması uygun olabilir.

**Madde düzeyinde uyum.** MTK, her maddenin test bütününe katkısını ayrı ayrı değerlendirebilen bir kuramdır. MTK'da bir testteki tüm maddelere aynı modelin uygulanma zorunluluğu yoktur. Böylece bir test çoklu ve ikili puanlanan maddelerin bileşiminden oluşabilir. Her bir test maddesi için ayrı bir MTK modelinin uygulanma olasılığı mümkün olduğu için birçok araştırmada madde seviyesinde uyuma ağırlık verilmiştir (Hambleton, 2000).

Temel olarak belirli bir maddeye verilen yanıtların MTK modeli tarafından ne kadar iyi açıklandığı veya tahmin edildiğini belirlemek üzere iki genel yaklaşımdan bahsedilebilir. Bunlar: grafiksel yöntem ve istatistiksel yöntemdir.

Grafiksel yöntemde herhangi bir istatistiksel test kullanılmaz. Bu yöntem kısaca kestirilen madde karakteristik eğrisi ile veri seti için gözlenen (görgül) madde karakteristik eğrisinin karşılaştırılması ve araştırmacının subjektif bir karar vermesi sürecine dayanır. Görgül madde karakteristik eğrisini oluşturmanın birçok yolu vardır. Bunlardan yaygın olarak kullanılanı, Hambleton'dan (2000) yararlanılarak aşağıda açıklanmıştır.

Maddeler için MTK modeli temelli parametreler kestirilir ve bu parametreler aracılığıyla kişilerin yetenek düzeyleri belirlenir. Daha sonra kişiler yetenek seviyelerine göre sıralanır ve her bir grupta eşit kişi olacak şekilde 10 gruba ayrılır. Her bir gruptaki kişilerin belirli bir maddeyi doğru yanıtlama oranları elde mevcuttur. Bu oranlar yardımı ile görgül madde karakteristik eğrisi çizilir. Bu eğri ile karşılaştırılacak, kestirilen madde karakteristik eğrisini çizmek için, her bir grubun medyanındaki kişi tespit edilir. Bu kişiler için eldeki madde parametreleri yardımı ile doğru yanıt verme oranları kestirilir. Bu değerler daha sonra kestirilen ve gözlenen olarak bir grafik üzerine çizilerek karşılaştırılır. Bu çizimler yetenek seviyesi sürekliliğinde görgül ve kestirilen madde karakteristik eğrileri (MKE) arasında nerelerde farklılık olduğunu ortaya koyar. Birçok araştırmacı grafiksel tekniğin ötesine geçebilmek için gözlenen ve kestirilen MKE'leri arasındaki artıkların manidarlığını test eden istatistikler de geliştirmiştir. Bu artıklar madde uyumundaki birtakım problemleri gösterir. Zayıf madde uyumunun nedenleri aşağıdakilerden biri veya birkaçı olabilir (Hambleton, 2000):

1. Çok boyutluluk

2. Yeterince madde parametresi kestirmemiş olmak (örn: 2PLM ye uygun bir madde için model bazında uyuyor diye 1PLM kullanılması)
3. Madde, yetenek ilişkisinin monotonik olmayışı
4. Farklı örneklemlerden gelen alt gruplar veya zayıf kişi-uyumu

Zayıf madde uyumunun bir nedeni de zayıf kişi-uyumu olabilir. Bu nedenle daha önce de bahsedildiği gibi sağlıklı bir veri seti elde etmek için birbirini etkileyen bu kavramların her biri dikkate alınmalıdır.

**Model düzeyinde uyum (model karşılaştırma yaklaşımı).** Model seviyesinde uyumu belirlemek üzere bazı kişi ve madde uyum indeksleri bir araya getirilebilir. Örneğin, kişi-uyumunda da örneklendirilecek  $I_z$  indeksi bütün kişi ve madde matrisindeki hücrelerde toplanarak genel bir uyum indeksi elde edilebilir. Bununla birlikte model seviyesinde uyumun belirlenmesinde ki-kare istatistiğinden de faydalanılabilir.

MTK'da model düzeyinde uyumun belirlenmesinde kovaryans yapı modellerinde sıklıkla kullanılan ve aşına olunan ki-kare istatistiğine benzer bir yol izlenir. Kovaryans yapı modellerinde ki-kare istatistiği kestirilen ve gözlenen kovaryans matrisleri arasındaki farkın test edilmesinde uygun bir şekilde kullanılır. Dahası kovaryans modelleri (yuvalanmış modeller, örneğin; bazı parametrelerin kısıtlanmış halleri) ki-kare'deki değişim açısından karşılaştırılabilir. Thissen, Steinberg ve Gerrard (1986) MTK model uyumunu yapısal modeldekine benzer bir şekilde bir karşılaştırma yaklaşımını önermiştir. Thissen vd. (1986) MTK modelleri için hesaplanan log-likelihood değerlerini karşılaştırarak uygulanabilen bir model karşılaştırma yöntemi önermiştir.

İç içe geçmiş (nested) modellerde daha az kısıtlanmış model daha fazla kısıtlanana göre daha iyi uyum gösterme eğiliminde olabilir. Örneğin, 1, 2 ve 3PLM'ler, eksi iki log likelihood (-2LL) temelinde değerlendirildiğinde daha az kısıtlı olan 3PLM diğerlerine göre, 2PLM ise 1'e göre daha iyi uyum sağlama eğiliminde olacaktır (Zhao ve Hambleton, 2017). Fakat bu uyumun sınırlanmanın bize getirdiği avantajları göz ardı edebileceğimiz derecede yüksek olması halinde, daha az sınırlandırılmış modelin tercih edilmesi gerekir. Bununla birlikte operasyonel olarak iyi uyum göstermiş bir model belirli uygulamalarda pratik olarak uygulanmayabilir. Daha az uyumlu model bazı pratik sonuçları sebebiyle tercih edilebilir. Bu sebepler

arasında, model basitliği, yazılıma ulaşabilirlik, fiyat/zaman etkisi, daha karmaşık modelin daha fazla kişi gerektirmesi, eklenen parametrelerin replikasyonlar altında daha az kararlı olabilmesi yer alabilir (Molenaar, 1997; Zhao ve Hambleton, 2017). Bunlara ek olarak 3PLM'de 2PLM'ye şans parametresi eklenir, eklenen bu şans parametresi madde karakteristik eğrilerindeki eğimin azalmasına neden olur. Bu da madde bilgi fonksiyonundan kayıp olması anlamı taşır. 2PLM ile 1PLM karşılaştırmasında da eğer log likelihood değerleri arasında manidar bir fark yok ise 1PLM'nin seçilmesi bazı avantajlar sağlar. Bu avantajlar kısaca, toplam puanların yetenek kestirimi için yeterli olmasının uygulamada getirdiği kolaylık, elde edilen yetenek puanlarının oran ölçeği düzeyine bile çıkabilme ihtimali, uygulama kolaylığı vb. şeklinde özetlenebilir. Model uyumunun derecesi de, uygulamadan uygulamaya gizil değişkenin dağılımındaki değişim ve madde parametrelerindeki kayma nedeniyle değişebilir (Park, Lee ve Xing, 2016).

Model karşılaştırma stratejisi Reise, Widaman ve Pugh (1993), tarafından geliştirilen bir teknik olup, bu konuda hâla büyük uyuşmazlıklar mevcuttur (Hambleton, 2000). Bu uyuşmazlıkların en büyüğü, herhangi gerçek bir veri seti için temel alınan modelin yeterliliğini kanıtlayacak bir işlemin yapılmaması noktasındadır. Örneğin; bir veri seti için 2PLM'nin 1PLM'ye göre daha iyi uyum sağladığı söylenebilir fakat 2PLM'nin temelde uyumunun iyi olduğu noktasında bu karşılaştırmada bilgi edinilemez. Bu nedenle bu yöntem model bazında uyumun belirlendiği değil, karşılaştırıldığı bir yöntemdir.

Diğer önemli bir eleştiri, olasılık tablosunda boşluk olması durumunda istatistiğin kestirilen parametreler arasındaki farka eşit bir serbestlik derecesinde ki-kare dağılımı göstermemesidir. Model karşılaştırma yaklaşımı yapısal modeller için MTK'dan daha büyük önem arz eder. Yapısal modellerde gözlenen değişkenler için çok çeşitli modeller kurulabilir. MTK'da ise araştırmacının seçeceği model bir şekilde kısıtlıdır.

Hambleton (2000) MTK bazında model karşılaştırmalarının önemsiz bir konu olduğunu söylemenin doğru olmadığını belirtmekle birlikte, birçok durumda uygulanacak modelin apaçık ortada olduğunu ve pratik uyumu da göz ardı etmemek gerektiğini vurgulamaktadır. Ayrıca Goldstein (1980)'ın da vurguladığı gibi, değişik modeller kişileri gizil değişken sürekliliğinde farklı şekillerde ölçekleyerek, bu

konuda kayda değer bulgular sunduğu için model karşılaştırmalarının bu bağlamda araştırılması da gereklidir.

## **Kişi-Uyum İndeksleri**

**Kişi düzeyinde uyum.** MTK'da uyumun değerlendirilebileceği bir diğer düzey de kişilerdir. Özellikle kişi-uyum indeksleri diye adlandırılan indeksleri geliştirmek üzere yapılan önemli araştırmalar bulunmaktadır (Meijer ve Sijtsma,1995). Bu istatistikler, MTK model uyumunu kişi düzeyinde ölçmeyi amaçlamaktadır. Kişi-uyum düzeyi bir bakıma MTK temelli ölçme modellerinin geçerliğini kişi seviyesinde değerlendirmeyi ve MTK modellerinden elde edilen tek ölçümlerin anlamlılığını bu düzeyde belirlemeyi amaçlayan indekslerdir. Harnisch (1983) ise kişi-uyum indekslerini, bu indeksler eşit yetenekteki kişilerin farklılaşma ölçüsünü gösterir şeklinde özetlemiştir.

Bu konuda yayımlanmış birçok kaynakta kişi-uyum indeksleri farklı şekillerde adlandırılmıştır. Bunlar "caution index" (Tatsuoku,1984;1996), "scalability indicas" (Reise ve Waller,1993) "person fit indicas" (Hambleton, 2000) şeklinde olup hepsi benzer şeyi ifade etmektedir. Bütün parametrik kişi-uyum indeksleri bir şekilde kişilerin yanıt vektörlerinin önerilen madde yanıt modelleri ile tutarlılığını incelemektedir. Bu indekslerin çoğunun uygulanabilirliği sadece Rasch ve nonparametrik modeller gibi spesifik MTK modellerinde vardır (Meijer,1994). Farklı madde tepki formatları üzerinde uygulanabilirliği olan kişi-uyum indekslerinin çoğu da ikili puanlanan maddeler için uygundur.

Kişi-uyum indekslerine ilgi (Cronbach, 1946; Fowler, 1954; Glaser, 1949, 1950, 1951, 1952; Guttman 1944, 1950; Mosier, 1940; Sherif ve Cantril, 1945, 1946; Spearman, 1910; Thurstone, 1927) 20. yüzyılın başlarında başlamakla birlikte, 70'li yıllarda psikometride MTK modellerinin baskın şekilde kullanılmaya başlamasıyla yoğun bir şekilde artmıştır (Karabatsos, 2003).

Aşağıda kişi-uyumunun nasıl değerlendirildiğinin somut olarak anlaşılması için bir örnek sunulmuştur (Hambleton, 2000, sayfa:239).

Tablo 15

*Kişilerin  $\theta$ 'ları ve Hesaplanan  $l_z$  İndeksleri*

Kişi	Yanıt Vektörü	$\theta$	SEM/ $\theta$	$l_z$
1	000011	-.96	1.006	-4.10
2	000101	-.96	1.006	-3.68
3	001001	-.96	1.006	-2.83
4	000110	-.96	1.006	-2.83
5	010001	-.96	1.006	-2.41
6	001010	-.96	1.006	-1.99
7	100001	-.96	1.006	-1.57
8	001100	-.96	1.006	-1.57
9	010010	-.96	1.006	-1.57
10	010100	-.96	1.006	-1.15
11	100010	-.96	1.006	-.73
12	100100	-.96	1.006	-.31
13	011000	-.96	1.006	-.31
14	101000	-.96	1.006	.53
15	110000	-.96	1.006	.95

Tablo 15'te 6 maddelik testte 2 doğru yanıt içeren bütün yanıt vektörleri listelenmektedir. Bu örnekte yer alan bütün maddelerin ayırt edicilik parametresi "a" 1'dir. Ayırt edicilikleri eşit olan bu 6 maddenin madde güçlükleri ise -2.0, -1.0, -.5, .5, 1.0 ve 2.0 şeklinde sıralanmaktadır. Diğer bir değişle maddeler kolaydan zora sıralanmıştır. Bu durumda Tablo 15'teki 1. kişinin model için en tutarsız yanıt vektörüne sahip olduğu söylenebilir (en zor iki maddeyi doğru yanıtlarken daha kolay olan 4'ünü yanlış yanıtlamış). 15 kişinin en sonuncusu ise en tutarlı yanıt vektörüne sahiptir (En kolay iki maddeyi doğru yanıtlarken, diğerlerini yanlış yanıtlamış). Tablo 15'teki 2. sütundan bütün kişilerin maksimum olabilirlik kestirimiyle elde edilen yeteneklerinin -.96 olduğu görülmektedir. Tablo 2'deki bütün kişilerin bu yetenek boyutunda eşit olarak ölçeklenmesi biraz gariptir ama durum böyledir. Bunun sebebi bütün maddeler için ayırt edicilik parametrelerinin eşit olmasıdır. MTK ayırt edicilik parametresini ön planda tutar. 1PLM'de eşit doğru yanıt sayısına sahip bütün kişilerin yetenekleri aynı kestirilir. 15 kişi için kestirilen yeteneklerin standart hataları da eşit ve 1.006'dır. Bu örnekte bir şeylerin tuhaf

olduğu sezilebilir. Bu kişilerin yanıt vektörlerinin farklılaştığı bir nokta vardır; o da kişi-uyumdur. Bu örnek için kişi-uyumunu değerlendirmede  $l_z$  olarak isimlendirilen ve Drasgow, Levine ve Williams (1985) tarafından önerilen istatistik kullanılmıştır. Birçok kişi-uyum indeksinde olduğu gibi  $l_z$ 'nin amacı da, madde yanıt vektörlerinin önerilen model ile tutarlılığını incelemektir.

$l_z$  istatistiği madde yanıt vektörünün log-likelihood değeri üzerine kurulmuş bir istatistiktir. 1PLM'de aynı sayıda doğru cevabı olan bütün kişilerin yeteneği eşit kestirilir (bütün kişiler aynı testi alırlar ise). Bütün kişiler aynı testi almaz ise zor madde içeren testleri alan kişinin doğruları o kişinin yeteneğinin daha yüksek kestirilmesini sağlar. Birlikte olabilirlik temelli kestirilen yetenekler bu model bazında (1PLM) aynı sayıda doğrusu olan kişiler için eşit olmaktadır. Fakat kişiler bazında farklılaşan bir değer vardır, o da birlikte olabilme ihtimalinin büyüklüğüdür. Bu farklılaşmanın grafiksel gösterimi için aşağıdaki örnek incelenebilir.

Tablo 16'da -2,-1,1,2 güçlük düzeylerine sahip 4 maddelik bir testte *A* ve *B* kişilerinin yanıtları yer almaktadır.

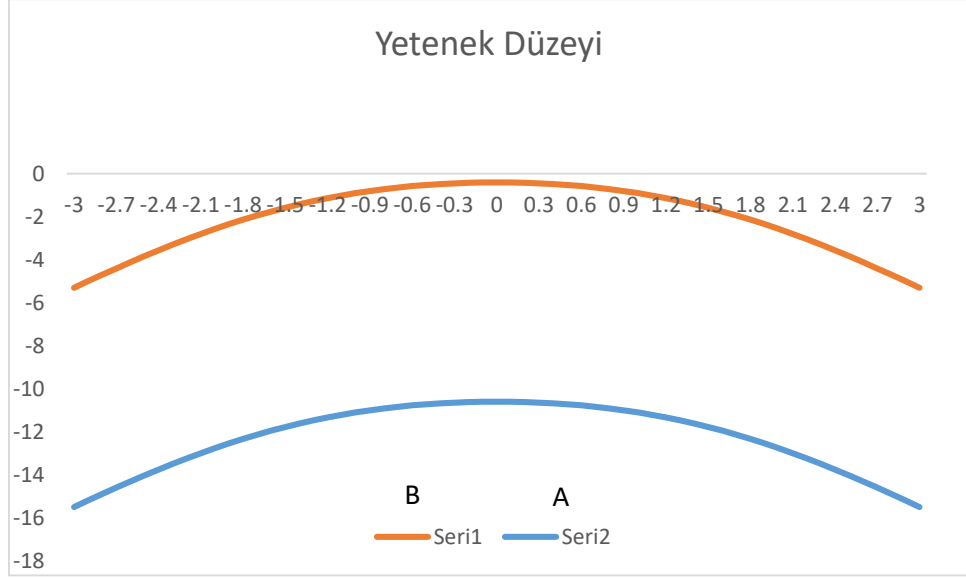
*Tablo 16*

*A ve B Kişisinin Yanıtları*

Madde	<i>b</i> parametresi	A	B
1	-2	0	1
2	-1	0	1
3	1	1	0
4	2	1	0

Tablo 16'da yer alan ve güçlüklerle göre sıralanmış dört maddede *A* kişisi en kolay iki maddeye yanlış yanıt verip, en zor iki maddeyi doğru yanıtlamıştır. *B* kişisi ise en kolay iki maddeyi doğru yanıtlayıp, en zor iki maddeyi yanlış yanıtlamıştır. Bu iki kişiden *B* kişisi için olabilirliğin daha yüksek çıkması kaçınılmazdır. Çünkü kolay maddeleri yanlış yanıtlarken zor olanları doğru yanıtlamak (*A* kişisinin yaptığı gibi) beklenen bir durum değildir. Şekil 3'de iki kişi için hesaplanan birlikte olabilirlik fonksiyonunun grafikleri yer almaktadır.





Şekil 3. A ve B kişisi için çizilen olabilirlik fonksiyonları

B kişisi model ile daha iyi uyum sağlamıştır. Fakat iki kişi için de 1PLM temelli hesaplanan  $\theta$ 'lar eşit olup değeri sıfırdır. 2PLM için benzer bir örnek aşağıda yer almaktadır.

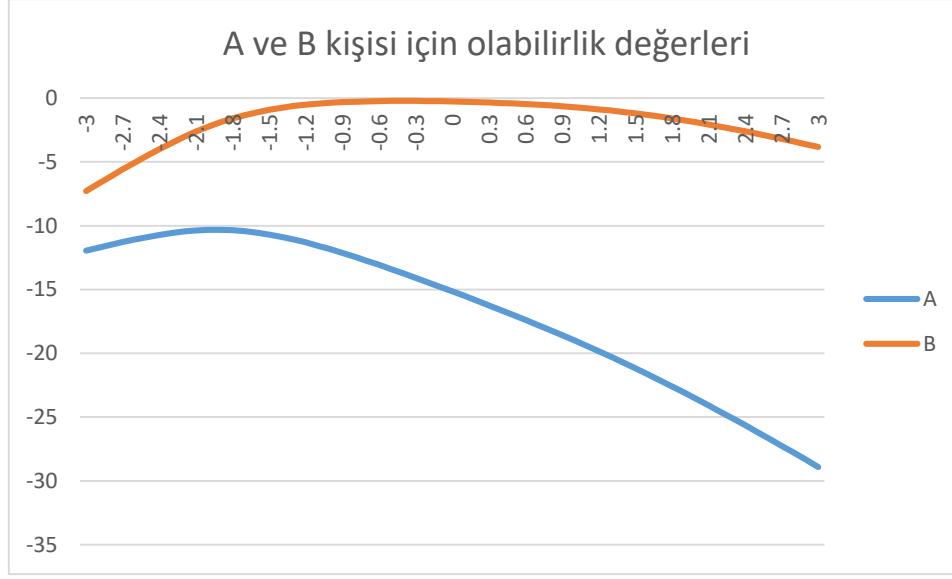
Tablo 17'de -2, -1.5, 1.5, 2 güçlük düzeylerine ve 2, 1.5, 1, .5 ayırt edicilik düzeyine sahip dört maddelik bir testte A ve B kişilerinin yanıt vektörleri yer almaktadır.

Tablo 17

A ve B Kişisinin Yanıtları

Madde	a parametresi	b parametresi	A	B
1	2	-2	0	1
2	1.5	-1.5	0	1
3	1	1.5	1	0
4	.5	2	1	0

Tablo 17'de yer alan ve güçlüklerle göre sıralanmış 4 maddede A kişisi en zor iki maddeye doğru yanıt verip en kolay iki maddeyi yanlış yanıtlamıştır. B kişisi ise en kolay iki maddeyi doğru yanıtlayıp en zor iki maddeyi yanlış yanıtlamıştır. Bu iki kişiden B kişisi için olabilirliğin daha yüksek çıkması kaçınılmazdır. Şekil 4'te iki kişi için hesaplanan birlikte olabilirlik fonksiyonunun grafikleri yer almaktadır.



Şekil 4. A ve B kişisi için 2PLM altında çizilen olabilirlik fonksiyonları

B kişisi model ile daha iyi uyum sağlamıştır. Ayrıca B kişisi için kestirilen  $\theta$  eksi .4 iken A kişisi için eksi 1.9'dur. Burada dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta A kişinin daha zor maddeleri doğru yanıtlamasına rağmen, zor maddelerin ayırt ediciliklerinin düşük olması nedeniyle  $\theta$ 'sının daha düşük kestirilmiş olmasıdır.

Tablo 18'de ise -2, -1.5, 1.5, 2 güçlük düzeylerine; 2, 1.5, 2, .5 ayırt edicilik düzeyine ve .1 şans parametresine sahip 4 maddelik bir testte A ve B kişinin yanıt vektörleri yer almaktadır.

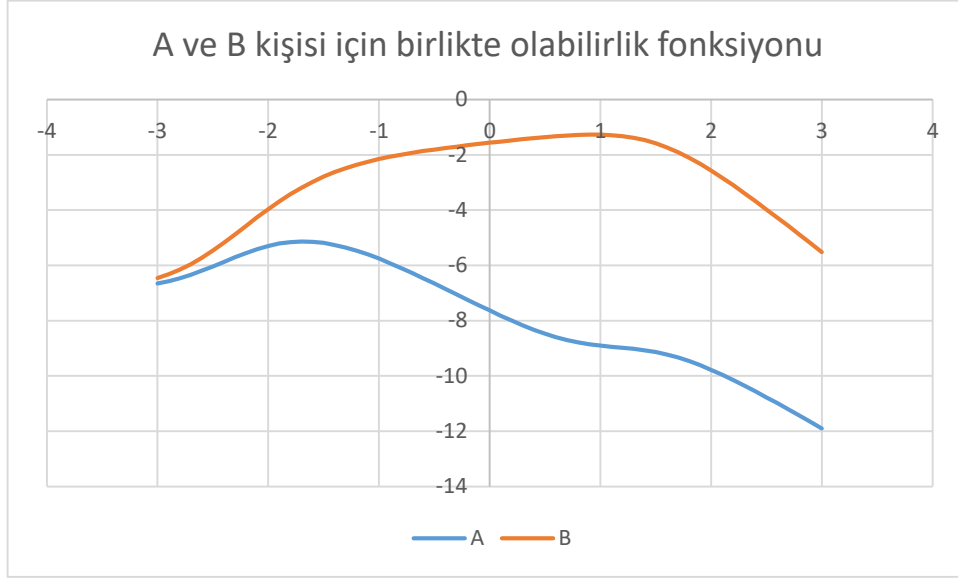
Tablo 18

A ve B Kişisinin Yanıt Vektörleri

Madde	a parametresi	b parametresi	c parametresi	A	B
1	2	-2	.1	1	1
2	1.5	-1.5	.1	0	1
3	2	1.5	.1	1	0
4	.5	2	.1	1	1

Tablo 18'de yer alan ve güçlüklerle göre sıralanmış 4 maddede A kişisi sadece 2. maddeye yanlış yanıt vermiştir. B kişisi ise sadece 3. maddeye yanlış yanıt vermiştir. Bu iki kişiden B kişisi için olabilirliğin daha yüksek çıkması dolayısıyla

model ile daha uyumlu olması kaçınılmazdır. Şekil 5'te iki kişi için hesaplanan birlikte olabilirlik fonksiyonun grafikleri yer almaktadır.



Şekil 5. A ve B kişisi için 3PLM altında çizilen olabilirlik fonksiyonları

B kişisi model ile daha iyi uyum sağlamıştır. Bu örnekte B kişisi için kestirilen " $\theta$ " .9 iken A kişisi için -1.7'dir. 3PLM'de A kişisinde olduğu gibi fonksiyon birden fazla nokta da tepe yapabilir. Bu nedenle 3PLM altında yürütülen iteratif süreçlerde yeteneği hatalı kestirmemek adına daha dikkatli olmak gerekebilir.

Alan yazında en yaygın kullanılan kişi-uyum indeksi  $l_z$ 'dir. Çalışma kapsamında üretilen simülatif verilerde de bu indeksten faydalanılmıştır. Aşağıda kişi-uyum indekslerinin sınıflandırılmasına kısaca yer verilecektir. Parametrik kişi-uyum indeksleri kapsamına giren  $l_z$  indeksi ve hesaplamasına daha ayrıntılı olarak değinilecektir.

**Kişi-uyum indekslerinin sınıflandırılması.** Kişi-uyum indeksleri farklı parametreler göz önüne alınarak farklı şekillerde sınıflandırılabilir. Bunlardan en yaygın parametrik olan ve olmayan şeklidir. Parametrik olmayan kişi-uyum indeksleri tahmin edilen MTK model parametrelerine dayanmaz, tamamıyla  $N$  sınava giren kişilerin  $J$  test maddelerine verdikleri yanıtlarının veri kümesinden hesaplanır. Buna karşılık parametrik kişi-uyum indeksleri MTK kapsamında hesaplanan madde parametrelerinden faydalanarak kişinin uyumu hakkında indeks üretir (Karabatsos, 2003).

Tablo 19’da Karabatros’un (2003) 36 farklı kişi-uyum indeksini parametrik ve non-parametrik olarak sınıflandırdığı tablo yer almaktadır.

Tablo 19

36 Kişi-Uyum İndeksinin Sınıflandırılması

Non-Parametrik Kişi-Uyum İstatistikleri (11)		Parametrik Kişi-Uyum İstatistikleri (25)	
G	(Guttman,1944,1950)	U	(Wright ve Stone,1979)
G*	(van der Flier,1977)	ZU	(Wright,1980)
$r_{pbis}$	(Donlon ve Fischer,1968)	InU	(Wright ve Stone,1979)
C	(Sato,1975)	W	(Wright,1980)
MCI	(Harnisch ve Linn, 1981)	ZW	(Wright,1980)
U3	(van der Flier,1980)	InW	(Wright ve Stone,1979)
ZU3	(van der Flier,1982)	ECI1, ECI2, ECI3, ECI4, ECI5,ECI6, ECI1z, ECI2z, ECI4z, ECI6z	(Tatsuoka,1984)
$H^T$	(Sijtsma,1986; Sijtsma ve Mejer,1992)	L	(Levine ve Rubin, 1979)
A,D, $E_i$	(Kane ve Brennan, 1980)	$l_z$	(Drasgow,Levine ve Williams,1985)
		M	(Molenaar ve Hoijtink,1990)
		$M_{(p-value)}$	(Bedrick,1997)
		Item-Grouping Person-Fit Statistics	
		D( $\theta$ )	(Trabin ve Weiss, 1983)
		$l_{zm}$	Drasgow,Levine ve McLaughlin, 1991)
		UB	(Smith,1986)
		ZUB	(Smith,1986)
		InUB	(Wright ve Stone, 1979)

Kişi-uyum istatistikleri Tablo 19’da görüldüğü üzere oldukça fazladır ve bunlar haricinde de indeksler mevcuttur. Çalışma kapsamında kullanılmış olan “PerFit” R paketi (Tendeiro, 2015) ile hesaplanan kişi-uyum indeksleri ve sınıflandırılması da Tablo 20’de verilmiştir.

Bunların büyük bir çoğunluğu parametrik değildir. Bu paket kapsamında parametrik istatistiklerden sadece  $l_z$  istatistiği ve bu istatistiğin farklı iki türevi ( $l_{zpoly}$  ve  $l_{zstar}$ ) hesaplanmaktadır. Diğer istatistiklerin tümü parametrik olmayan grubundadır

Tablo 20

Perfit Paketi Kapsamında Hesaplanan Kişi-Uyum İndeksleri

Person-fit statistic (R fonksiyonu)	Referans	Madde Tipi	Model Tipi
r.pbis	Donlon ve Fisher (1968)	İkili Puanlanan	NParam*
C.Sato	Sato (1975)	İkili Puanlanan	NParam
G, Gnormed	van der Flier (1977), Meijer (1994)	İkili Puanlanan	NParam
A.KB, D.KB, E.KB	Kane ve Brennan (1980)	İkili Puanlanan	NParam
U3,ZU3	van der Flier (1980, 1982)	İkili Puanlanan	NParam
Cstar	Harnisch ve Linn (1981)	İkili Puanlanan	NParam
NCI	Tatsuoka ve Tatsuoka (1983)	İkili Puanlanan	NParam
$l_z$	Drasgow, Levine, ve Williams (1985)	İkili Puanlanan	Param**
$l_z$ poly	Drasgow, Levine, ve Williams (1985)	Çoklu Puanlanan	Param
Ht	Sijtsma (1986)	İkili Puanlanan	NParam
Gpoly	Molenaar (1991)	Çoklu Puanlanan	NParam
Gnormed.poly	Molenaar (1991), Emons (2008)	Çoklu Puanlanan	NParam
$l_z$ star	Snijders (2001)	İkili Puanlanan	Param
U3poly	Emons (2008)	Çoklu Puanlanan	NParam

NParam\*= Non-parametrik

Param\*\*= Parametrik

Tablo 20’de verilen istatistiklerden parametrik olmayanların formülleri ve kısa açıklamalar PerFit paketi içindeki detaylardan faydalanılarak EK B’de açıklanmıştır. Parametrik kişi-uyum indekslerine ise ayrı bir başlık altında değinilmiştir. Bu noktada ne parametrik istatistiklerin ne de non-parametrik olanların bu paket “PerFit” kapsamında hesaplananlar ile sınırlı olmadığını fakat en yaygın kullanılan indekslerin hepsinin paket kapsamında yer aldığını vurgulamak gerekir.

Aşağıda parametrik kişi-uyum indeksleri ve sınıflandırılmasına değinilmiştir.

**Parametrik kişi-uyum indeksleri.** Parametrik kişi-uyum indeksleri MTK'nın özelliklerini kullanarak hesaplanır. MTK temelli indeksler MTK'nın prensiplerinden yola çıkılarak elde edilir. Parametrik kişi-uyum indekslerinin sınıflandırılması da bu indekslerin MTK'nın farklı özelliklerinden faydalanılarak elde edilmesi temeline dayanır. Bu ise şu şekildedir;

1. Olabilirlik-temelli indeksler (Likelihood)
2. Artık temelli indeksler
3. Optimal kişi-uyum istatistikleri
4. Kişi yanıt eğrisi
5. Genişletilmiş uyarı indeksleri

Bu sınıflandırmalar ilgisini çekenler için EK C'de açıklanmıştır. Aşağıda alan yazında en yaygın şekilde kullanılan ve çalışma kapsamında da yer verilen, olabilirlik temelli indeksler kapsamına giren  $l_z$  indeksinin hesaplanmasına yer verilmiştir.

**Olabilirlik (likelihood) temelli indeksler.** Olabilirlik temelli indeksler model tarafından kestirilen yanıt vektörüne karşı kişinin yanıt vektörünün olasılığının ölçümüdür (Karabatsos, 2003; Rise ve Widaman,1999). Bu temelde oluşturulmuş ve en yaygın şekilde kullanılan indeks  $l_z$ 'dir (Drasgow,Levine ve Williams, 1985).  $l_z$  istatistiği  $l_o$ 'ın standartlaştırılmış halidir.  $l_o$  istatistiği kişinin yetenek kestirimi için kullanılan yanıt vektörünün log-likelihood değerini verir.  $l_o$  istatistiği standart bir istatistik olmadığı için nasıl bir dağılım gösterdiği bilinmemektedir. Buna ek olarak kişinin model ile uyum gösterip göstermediği kişinin yetenek düzeyine bağlıdır.  $l_z$  istatistiği ise bu problemlerin üstesinden gelebilmek için geliştirilmiştir.  $l_z$  istatistiği sabit bir yetenek düzeyindeki beklenen yanıt vektörleri ile kişinin yanıt vektörü arasındaki ilişkinin likelihood temelli ölçümünü verir (Reise ve Widaman,1999). Değerlendirilen yanıt vektörü modele uyduğunda  $l_z$  değeri 0'a yakın değer alır. Bu indeksteki negatif değerler yanıt vektörünün tutarsız olduğunu gösterir. Pozitif değerler ise yanıt vektörünün model tarafından tahmin edilenden daha tutarlı olduğunu gösterir (Reise,1990; de Ayala, 2009).

$l_z$  Kişi-Uyum İndeksinin Formülü. Bir kişinin madde yanıt vektörü için hesaplanan log-likelihood değeri aşağıdaki eşitlik 8 ile hesaplanabilir.

$$\log L|\theta_s = [x_{si} \times \log(P_i|\theta_s)] + [(1-x_{si}) \times \log(1-P_i|\theta_s)] \quad \dots \text{eşitlik 8}$$

$x_{si}$  = madde yanıt vektörü (örneğin, 0,1)

$\log$  = doğal logaritma

Yukarıdaki eşitlik 8'den elde edilen değer kişi-uyumunu değerlendirmek için iyi bir değer olarak görünse de bu değer bir indeks olarak değerlendirilemez; çünkü bunun ham halini yorumlamak güçtür. Bu nedenle eşitlik 8'in yorumlanmasını kolaylaştırmak adına standardize edilir. Eşitlik 8 için yapılabilecek yorum bu eşitlikten yüksek değer alan kişilerin düşük alanlara göre modelle daha iyi uyum gösterdiğidir. Fakat hangi değerlerden sonraki kişilerin, modelle uyumsuz olduğunu tespit edebilmek eşitlik 8 ile mümkün değildir. Bunun üstesinden gelmek adına bu değerler standartlaştırılır. Bu normal dağılımda z değerleri +3'ten büyük -3'ten küçük olanları uç değer olarak belirlemeye benzetilebilir.

Herhangi bir test durumunda ham olabilirlik değerinin bekleneni, kişinin kestirilen yetenek seviyesine göre değişecektir. Bu nedenle log-likelihood'u kişinin yetenek seviyesine göre standardize etmek gerekir.  $\theta$  koşulu altındaki bütün kişiler için log likelihood değeri toplanır ve ortalaması alınır ise bu koşul altında log-likelihood değerinin bekleneni hesaplanmış olur. Bu koşullu dağılımın varyansı ise aşağıdaki eşitlik 9 yardımı ile hesaplanabilir.

$$V(\log L|\theta_s) = \sum (P_i|\theta_s)(Q_i|\theta_s)[\log(P_i|\theta_s)/Q_i|\theta_s]^2 \quad \dots \text{eşitlik 9}$$

Yukarıdaki eşitlik 8 ve 9'un birleşimi ile standart  $l_z$  uyum indeksi aşağıdaki eşitlik 10 ile hesaplanabilir.

$$l_z|\theta_s = \frac{\sum [\log L|\theta_s] - \sum E(\log L|\theta_s)}{(\sum V(\log L|\theta_s))^{1/2}} \quad \dots \text{eşitlik 10}$$

$l_z$  istatistiğinin koşullu dağılımı standart normal dağılımdır (Drasgow, Levien ve Williams, 1985). Bu nedenle  $l_z$  istatistiği için beklenen değer 0 ve varyans 1'dir. Tercih edilen model altında kişi için hesaplanan  $l_z$  değeri ortalamanın iki standart sapma altından daha küçükse (yani eksi 2'den daha küçükse) bu kişinin yanıt vektörünün bu model altında uyumsuz olduğu söylenebilir (Drasgow, Levien ve Williams, 1985). Sıfır değerinden daha büyük  $l_z$  değerleri ise yanıt vektörünün model tarafından tahmin edilenden daha yüksek olabilirliğe sahip olduğunu gösterir. Fakat bu uyumsuzluk nedeni değildir. Kişi-uyumu için  $l_z$  değeri ikili ve çoklu puanlanan maddeler için hesaplanabilir (Drasgow, Levine ve Williams, 1985). Çoklu puanlanan  $l_z$ ,  $l_{zpoly}$  adını almaktadır.

Kişi-uyum indekslerinin kesme puanı için literatürde kesin bir görüş yoktur. Örneğin,  $l_z$  için biraz da keyfi olarak -2.0 değerini eşik olarak belirleyen araştırmalar mevcuttur (Karabatsos, 2003). Eksi 2.0'den büyük  $l_z$  değerine sahip kişiler ölçeklenebilir ve model tarafından kestirilen yetenek parametreleri yorumlanabilir olarak düşünülmektedir. Snijders (2001) çalışmasında ise  $l_z$  indeksinin sıfır hipotezi altında dağılımının birim normal dağılım gösterdiğini bu sebeple alfa .05 koşulunda -1,65'den küçük  $l_z$  değerlerinin, alfa .01'de ise -2.33'den küçük  $l_z$  değerlerinin uyumsuz olduğundan bahsetmiştir. Fakat daha güncel çalışmalar incelendiğinde her veri için farklı kesme puanlarının uygulanması gerektiğini düşünen çalışmalar da mevcuttur (Mousavi, Cui ve Rogers, 2019). Kişi-uyumu için kullanılan non-parametrik indeksler için de simülasyon çalışmaları doğrultusunda bazı kesme puanları önerilmiştir. Karabatsos (2003) parametrik olmayan kişi-uyum indeksi kapsamına giren  $Ht$  için uygun kesme puanlarının .22 ve .25 olabileceğini rapor etmiştir. Alan yazında kişi-uyum indekslerinde kullanılan kesme puanları için birçok farklı değer kullanılmaktadır ve bu konuda yoğun çalışmalar devam etmektedir.

***Kişi-uyum indekslerinde kesme puanı.*** Kişi-uyum indeksleri için kesme puanı [hangi değerden sonra (örneğin;-1.65) yanıt vektörleri uyumsuz olarak sınıflandırılacak] alan yazında yoğun bir şekilde çalışılan bir konudur. Her farklı kişi-uyum indeksinin kesme puanı farklı olmakla birlikte, aynı indeks için de farklı kesme puanları öneren çalışmalar mevcuttur (Mousavi, Cui ve Rogers, 2019).

Mousavi, Cui ve Rogers (2019) kişi-uyum indekslerinde kullanılacak dört kesme puanı belirleme yönteminin etkinliğini araştırmıştır. Araştırdıkları dört yöntem şu şekildedir:

- a) Kişi-uyum istatistiklerinin teorik dağılımlarından elde edilen veya alan yazındaki araştırmacıların yapay olarak belirlediği sabit bir değeri kesme puanı olarak kullanmak, örneğin  $l_z$  için -1.65 ya da -2'yi kullanmak;
- b) Simüle edilmiş uyumlu yanıt vektörlerinden hesaplanan kişi-uyum indekslerinin gözlemsel dağılım örnekleme sinin belirli bir yüzdelik sırasını kullanmak
- c) Simüle edilmiş uyumlu yanıt vektörlerinden hesaplanan kişi-uyum indekslerinin gözlemsel dağılım örnekleme sinin kesme puanını kestirmek için yeniden örnekleme yöntemini kullanmak



- d)  $p$  değeri metodunu kullanarak uyumsuz kişileri, yetenek düzeyine koşullu olarak belirlemek

Bu dört yöntem 1.tip hata ve güç yönünden incelenmiştir.  $b$  ve  $c$  yöntemleri çalışmada üretilen simülatif veriler kapsamında çok yakın değerler almıştır.  $d$  ise bazı koşullarda  $b$  ve  $c$ 'den daha az hata üretirken bazı koşullarda  $b$  ve  $c$  önerilmiştir. Çalışmada  $a$  yöntemi diğerlerine göre biraz zayıf kalmıştır.

Alan yazında parametrik kişi-uyum indekslerine getirilen en büyük eleştirilerden biri de, bu indekslerin hesaplanması için kullanılan parametrelerin uyumsuz kişilerinde içinde bulunduğu veri setinden elde edilmesi nedeniyle yeterince güçlü olmamalarıdır. Bu sebeple uyumsuz kişilerin belirlenmesinde iteratif bir yöntem önerilmektedir.

***Kişi-uyum indekslerinin belirlenmesinde iteratif yöntem.*** Patton, Cheng, Hong ve Diao (2019) uyumsuz kişiler sebebiyle yanlış kestirilen madde parametrelerinin iyileştirilmesi ve kişi-uyum indekslerinin gücünün artırılması için aşağıda yer alan dört aşamalı prosedürü önermiştir:

1. Marjinal ML kullanarak madde parametresi kestirimlerini  $\hat{\gamma}_0$  elde etmek için tam kalibrasyon örneklemini  $X_0$  kullanın. ML veya weighted least squares (WLS) kullanarak tüm kişiler için gizil özellik kestirimlerini  $\hat{\theta}_0$  elde etmek için  $\hat{\gamma}_0$  kullanın.
2.  $\hat{\gamma}_k$  ve  $\hat{\theta}_k$  ( $k = 0, 1, 2, \dots$ ) kullanarak, tüm örneklem içindeki her bir kişi için  $l_z$ 'yi hesaplayın.  $l_z$  -1.65'in altında olan normal dışı tepki modellerini kaldırarak temizlenmiş bir kalibrasyon örneklemini  $X_{k+1}$  oluşturun.
3. Temizlenmiş örnekleme dayanarak madde parametre kestirimlerini  $\hat{\gamma}_{k+1}$  elde edin. Tüm örneklemdeki tüm kişiler için gizil özellik kestirimleri  $\hat{\theta}_{k+1}$  elde etmek için  $\hat{\gamma}_{k+1}$ 'i kullanın.  $l_z$ 'yi hesaplamak için 2. adıma geçin  $\hat{\gamma}_{k+1}$  ve  $\hat{\theta}_{k+1}$  yerine koyun.
4. 2. ve 3. Adımı kişilerin sınıflandırılmasının değişmesi (uyumsuzdan normale ya da tam tersi) yüzdesi .01'in altına inene kadar tekrarlayın. Yakınsamadan sonra, en son madde parametresi kestirim seti nihai değerler olarak alınır.

Yukarıda belirtilen 4 aşama uygulanarak kişi-uyum indekslerinin uyumsuz kişileri belirlemedeki gücü arttırılabilir (Patton vd., 2019). Çünkü veri setindeki uyumsuz kişiler madde parametrelerini olumsuz etkilediği için veri setinin gerçek

parametre deęerlerini bu iteratif yöntemle hesapladıktan sonra kiři-uyum indeksi hesaplamak daha saęlıklı sonuçlar verebilir. Kısaca bu yöntemde uygulanan, uyumsuz kiřileri veri setinden olabildięince arındırarak hesaplanan, madde parametreleri ile kiři-uyum indekslerini hesaplamaktır. Uyumsuz kiřilerin arındırılmasıyla elde edilen madde parametreleri özellikle ayırt edicilik baęlamında daha yüksek olacaęı için daha çok kiřinin  $l_z$  indeksi örneęin -1.65'ten düşük olma eęiliminde olabilir.

Kiři düzeyinde uyumsuzluk birçok sonuca neden olmaktadır. Ařaęıda bunlardan kısaca bahsedilecektir.

***Kiři düzeyinde uyumsuzluęun sonuçları.*** Deęerlendirme süreçleri kiřiler için genellikle önemli sonuçlar içerir. Özellikle yüksek riskli sınavlarda geçersiz yetenek kestirimlerinin adil olmayan sonuçları olabilir. Bu sonuçlardan biri ölçülen yetenek baęlamında yetersiz bir kiřinin ödüllendirilmesi ya da daha kalifiye birinin reddedilmesi veya akademik programa dâhil edilmemesidir (Schmitt vd., 1999).

Kiři düzeyinde uyumsuzluk biçimlendirici deęerlendirmelerde de istenmeyen sonuçlara neden olabilir. Bu durum, müfredatın ya da öğretim programının deęerlendirilmesi adına öğretmenlerin verdięi dönütlerin geçerlięinin etkilenmesidir (Leutner, Fleischer, Spoden, ve Wirth, 2007).

Kiři düzeyinde uyumsuzluęun bir dięer önemli sonucu ise testin psikometrik özelliklerine etkisi sonucu test baęlamında yapılacak bütün işlemlerin geçerlięini düşürebilme ihtimalidir. Ařaęıda kiři düzeyinde uyumsuzluęun sonuçları üç bařlık altında sınıflandırılacaktır:

1. Yetenek kestirimlerinin geçerlięinin azalması: Meijer ve Nering (1997) üç ölçekleme metodu altında (ML, EAP, BS) uyumsuz yanıt vektörlerinin gizil deęişkenin kestirimine etkisini arařtırmışlardır. Elde ettikleri sonuçlar uyumsuz yanıt vektörleri için yeteneklerin yanlı olarak kestirildięidir. Bununla birlikte farklı puanlama yöntemleri için sonuçlar sistematik olarak farklılaşmıştır. Ayrıca uç noktadaki gerçek yeteneklerin orta düzeydekilere göre daha yanlı olarak kestirildięi de çalıřmaları kapsamında ulařtıkları sonuçlardandır. Sonuç olarak uyumsuz yanıt vektörleri yetenek kestirimlerinin geçerlięini azaltabilmektedir.

2. Doğru sınıflandırma oranlarının düşmesi: Hendrawan, Glas ve Meijer (2005) kişi-uyumu ile kişileri doğru sınıflandırma arasındaki ilişkiyi çalışmışlardır. Özellikle “rastgele yanıt” simülasyon koşulunda sınıflandırmanın daha çok etkilendiği sonucuna ulaşmışlardır.
3. Testin geçerliğine etkisi: Uyumsuz yanıtların test geçerliğine etkisi hem gerçek hem de simülatif verilerde incelenmiştir. Schmitt, Cortina ve Whitney (1993) kişi-uyumu ile ölçüt dayanaklı geçerlik arasında bir ilişki bulmuştur. Çalışmanın bulguları kişi-uyum indekslerinin kullanılmasının testin geçerliğinde iyileştirici olabileceğini göstermiştir. Meijer'in (1998) yaptığı bir simülatif çalışmada, kişi-uyumsuzluğunun testin geçerliğine etki ettiği bulunsa da, bu etkinin küçük olduğu raporlanmıştır. Ayrıca Meijer (1998) bu durumun tahmin edilen ve seçilen ölçüt arasında güçlü ilişki olması ve uyumsuzluğun yüksek yüzdede bulunmasıyla ortaya çıktığını raporlamıştır. Uyumsuz yanıt vektörlerinin testten çıkarmanın ölçüt dayanaklı geçerlik üzerinde oldukça az ölçüde etkili olduğu çalışma kapsamında raporlanan bir bulgudur.

Yukarıdakiler kişi düzeyinde uyumsuzluğun alan yazında yer alan olası sonuçlarıdır. Bununla birlikte kişi-uyum indeksleri her kişi için bir değer verir ve bu değerler kişinin uyumlu olma boyutunda da bilgiler sunabilir. Bu noktada verilebilecek bir örnek; kişilik ölçümleri bağlamında, bu indeksleri kişisel farklılıkları belirleme noktasında kullanan araştırmalardır (Reise ve Waller, 1993).

Bu çalışmada kişi-uyum indekslerinin, çeşitli simülatif koşullarda ve gerçek veride testin yapı geçerliği ve güvenilirliği üzerindeki etkisi araştırılmıştır.

### **İlgili Araştırmalar**

Kişi-uyum indekslerini çalışmalarına konu eden araştırmacılar simule edilen veya gerçek yaşam verileri kapsamında bu indeksleri çoğunlukla dört alt başlıktan biri veya birkaçını değerlendirecek şekilde tasarlamışlardır. Bunlar:

1. Farklı kişi-uyum indekslerinin uyumsuz yanıtları belirleme yüzdesinin karşılaştırılması. Birçok ölçüt açısından uyum istatistiklerin karşılaştırılması (örneğin: dağılım özellikleri, test puanları ile ilişkileri).
2. Madde, test ve kişi özelliklerinin uyumsuz yanıt vektörlerini belirleme yüzdesine etkisi.

3. Uyumsuz yanıt vektörlerinin belirli bir çeşidinin (örneğin: kopya) kişi-uyum indeksleri yardımıyla belirlenmesi
4. Uyumsuz yanıt vektörleri ve test puanlarının geçerliği arasındaki ilişkinin araştırılması (Meijer ve Sijtsma 2001).

Kişi-uyum indeksleri sadece test geliştiricilerin değil birçok araştırmacının ilgisini çekmektedir. Bunun nedeni, bu indekslerin, ilgi çekici test alma durumlarını tanımlama olasılığı sunmasıdır (Meijer ve Nering,1997). Örneğin, bazı araştırmacılar bu indeksleri kopya, rastgele yanıt verme veya duygularını gizleme gibi istenmeyen test alma durumlarını ortaya koymak için kullanırken (Birenbaum,1986; Harnisch,1983; Wright ve Stone, 1979), diğer araştırmacılar bu indeksleri veri matrisini uç değerlerden arındırmak için ilgi çekici bulmaktadır (Tatsuoka ve Tatsuoka,1982). Kişilik ölçümleri bağlamında ise bu indeksleri kişisel farklılıkları belirleme noktasında kullanan araştırmalar mevcuttur (Reise ve Waller, 1993). Ayrıca bu indeksleri yetenek testlerindeki bilişsel hataları tespit amaçlı veya özel yetenekli kişileri belirlemek amaçlı kullanan araştırmaların varlığından da bahsedilebilir (Tatsuoka ve Tatsuoka, 1983).

Kişi-uyum araştırmaları güncel olarak birçok araştırmaya konu olmakla birlikte bazı araştırmacılar bu alanda bazı problemler olduğunu belirtmiştir. Bazı araştırmacılar bu indekslerin, eğer kişi yanıt vektöründe ortaya koymuş ise olağan dışı test davranışlarını görünürde ortaya koyabildiğini, fakat birçok nedeni olan bu olağan dışı yanıt vektörlerinin nedenini belirlemede yetersiz olduğunu vurgulamaktadır (Meijer,1996; Nering ve Meijer,1998). Bir diğer eleştiri de  $l_z$  değerlerinin normal dağıldığı varsayımının gerçek yaşam durumlarının çoğunda elde edilen  $l_z$  değerlerinde gözlenememesidir (Liou ve cHang,1992; Molenaar ve Hoistik, 1990;1996; Reise, 1995). Bu eleştiri için Hambleton (2010), MTK modelleri altında simule edilen verilerin yardımıyla deneysel bir null dağılımının üretilmesini ve bu üretilen dağılımın örnek veri için kullanılmasını önermiştir.

Bu indeksler üzerine yapılan araştırmalardaki en büyük ilgi ise bu indekslerin istatistiksel gücünü belirlemek üzere yapılanlardır (Drasgow vd.,1997; Meijer, 1994; Meijer, Muijtyans ve Van Der Vlueten, 1996; Reise, 1995; Reise ve Due, 1991). Bazı araştırmacılar 30 maddeden uzun, madde güçlük indeksleri ranjı yüksek ve oldukça büyük ayırt ediciliğe sahip maddeleri olan testlerde bu indekslerin gücünün arttığını belirlemiştir (Meijer, Molenaar ve Sijtsma, 1994; Reise ve Flannary, 1996).

Hambleton (2010) zayıf kişi-uyum indekslerinin gerçek yaşam koşullarının yordayıcılığında güvenilir olup olmadığının, araştırılması gereken bir konu olduğunu vurgulamıştır.

Kişi-uyum indeksleriyle ilgili en büyük problemlerden biri, bu indekslerin kesme puanına göre belirlenmiş uyumsuz yanıt vektörüne sahip kişinin, sadece modelle uyumsuz olduğu noktasında bilgi vermesidir. Bu indeksler kişinin modelle uyumsuz çıkmasının potansiyel nedenleri ile ilgili veri sağlasa da yetersizdir. Birçok çalışmada farklı kişi-uyum indekslerinin farklı tip normal dışı yanıt vektörlerini belirlemedeki hassaslığı araştırılmıştır (Karabatsos, 2003; Meijer, 2003; Meijer ve Sijtsma, 2001). Karabatsos (2003) yaptığı çalışmada kopya davranışının yanıt vektörlerinde neden olduğu normal dışı durumu belirlemenin en zor tür olduğunu ortaya koymuştur. Buna kıyasla dikkatsizlik ve rastgele yanıt vermenin ise görece daha kolay tespit edildiğini vurgulamıştır. Bir veri seti için kişi indeksleri aracılığıyla çoklu ölçümlerin yapılması daha geçerli sonuçlar sunabilir. Örneğin; bir kişinin yanıt vektöründeki dalgalanmanın anlamlı derecede büyük olduğu  $l_z$  istatistiği ile ortaya koyulurken, eş zamanlı olarak işe koşulan kişi yanıt eğrisi normal dışı yanıt vektörünün olası nedenleri için tanı koyma aracı olarak kullanılabilir (Sijtsma ve Meijer, 2001).

Birçok çalışmada da araştırma sonuçlarının pratikte uygulanabilirliğinin önemine vurgu yapılmıştır. Örneğin, kişi-uyum indekslerinin anlamlılığını test etmek üzere önerilen teorik dağılımın gerçek verilerde gözlenip gözlenmediği araştırılmıştır (Meijer, 2003; Nering, 1995; Rupp, 2013). Bazı çalışmalarda en çok umut vaat eden araştırmaların, gerçek verilerden kestirilen, madde ve kişi parametreleriyle elde edildiği vurgulanmıştır (Seo ve Weiss, 2013; van Krimpen-Stoop ve Meijer, 1999). Seo ve Weiss (2013) Monte Carlo simülasyonun gerçek veriden elde edilen madde parametreleri ile yürütülmesini ve yetenek dağılımının gerçek veriye yaklaşık olarak modellenmesini önermiştir.

Felt, Castaneda, Tiemensma ve Depaoli (2017) çalışmalarında kişi-uyum indekslerini, geleneksel uç değer belirlemede yöntemleriyle karşılaştırmış (örneğin; mahalnobis distance), kişi-uyum indekslerinin daha iyi performans gösterdiğini gözlemlenmişlerdir. Kişi-uyum indeksleri için sabit bir (örneğin; -1.65) kesme noktası almak yerine, kişi-uyum indekslerinin histogramının çizilip bunun üzerinde veri seti için uygun kesme puanının belirlenmesinin daha sağlıklı olabileceğini önermişlerdir.

Jin, Chen ve Wang (2018) likert tipi ölçeklerde rastgele yanıt verme durumunun farklı simülatif koşullarda test parametrelerine etkisini, parametrelerin yanlılık ve RMSE değerlerini belirleyerek karşılaştırmıştır. Araştırmacılar geliştirdikleri MMIR (mixture model for inattentive response) modelini kullanarak bu modelin parametrelerin iyileştirilmesi üzerindeki etkisini araştırmış ve sonuçları modelde rastgele cevap veren kişileri göz önüne almayan GPCM (Generalized partial credit model) ile karşılaştırmıştır. Ulaştıkları sonuç veri setinde rastgele yanıt veren kişi yüzdesinin ve “a” parametresinin artması oranında madde parametrelerinin uyumsuz yanıt vektöründen daha fazla etkilendiği yönündedir. Aynı çalışmada benzer sonuçlar  $l_z$  indeksiyle de elde edilirken  $l_z$ 'nin MMIR'e göre parametre iyileştirme ve uyumsuz kişileri doğru sınıflandırma noktasında bir miktar daha başarısız olduğu sonucuna varılmıştır.

Patton vd. (2019) yaptıkları çalışmada parametrik kişi-uyum indeksleri için geliştirdikleri iteratif temizleme yöntemiyle, iteratif olmayan yöntemi karşılaştırmışlardır. Araştırmacılar bu yöntemleri rastgele yanıt verme uyumsuzluk türü üzerinde incelemişlerdir. Veri setinin %10 rastgele yanıt içerecek şekilde elde edildiği koşullarda iteratif ve iteratif olmayan temizleme yöntemleri yakın sonuçlar vermiş parametrelerin yanlılığına etkileri iteratif süreçte daha iyi düzeyde olmak üzere fark çok fazla olmamıştır. Fakat veri setinde rastgele yanıt veren kişi yüzdesi %30'a çıktığında iteratif yöntem, iteratif olmayanı göre parametrelerin iyileşmesinde açık ara daha iyi sonuçlar vermiştir. Bununla birlikte iteratif olmayan yöntemde uyumsuz kişileri göz ardı etme durumuna göre madde parametreleri daha iyi düzeyde olmuştur. Özellikle bu durum madde yanlılığında olumlu sonuçlara yol açmıştır.

Alan yazında kişi-uyum indekslerini çok farklı amaçlarla kullanan çalışmalar mevcuttur. Fakat en büyük yoğunluğun bu indekslerin gücü üzerine yapılan çalışmalar olduğu görülmektedir. Bu uyumsuz kişilerin gerçek yaşam verilerinde test ve madde istatistiklerini olumsuz etkilediği noktasında büyük bir çoğunlukla fikir birliği sağlansa da, hangi koşullarda test ve madde parametrelerinin daha olumsuz etkilendiği noktasında simülasyon çalışmaları sınırlıdır. Bu noktada yapılan simülasyon çalışmaları da genellikle “rastgele yanıt verme” durumunu simüle edilerek oluşturulmuştur.

Bu tez kapsamında ise farklı uyumsuzluk türlerinin farklı madde parametreleri ve farklı yüzdelerde testte bulunması durumunda test istatistiklerinden açıklanan varyans, yerel bağımlılık ve güvenilirliğin nasıl etkilendiği araştırılmıştır. Bu noktada mevcut çalışmanın alanyazına katkı getireceği düşünülmektedir.

## **Bölüm 3**

### **Yöntem**

Bu bölümde araştırmanın türü, simülatif veriler için araştırma deseni, simülatif verilerin üretilmesi, simülatif verilerin analizi ve gerçek veri örnekleme ile gerçek veri analizi kapsamında açıklamalara yer verilmiştir.

#### **Araştırmanın Türü**

Çalışmanın amacı kişi-uyum indeksleri ile bir veri setinin psikometrik özellikleri arasındaki ilişkiyi gerçek ve simülatif veriler kapsamında incelemektir. Çalışmanın gerçek veri kısmı, gerçek verilerde var olan bir durumu ortaya koyduğu için betimsel araştırma kapsamında değerlendirilebilir. Simülasyon kısmı ise simülasyon çalışmalarını alan yazında deneysel çalışmalar olarak sınıflandıran yazarlar da bulunduğu için simülatif deneysel çalışma olarak değerlendirilebilir (Feinberg ve Rubright, 2016). Simülasyon çalışmalarıyla gerçek yaşamda hepsinin aynı anda bulunması çok da mümkün olmayan kontrollü veri setleri üzerinde olası ihtimaller değerlendirilmekte ve gerçek yaşam durumları için önerilerde bulunmak amaçlanmaktadır. Simülasyon çalışmalarının bazı alt koşullarında gerçek yaşam verilerinde çok küçük ihtimalle karşımıza çıkacak durumlar bile incelenebilir. Bu durumu simülasyon çalışmaları için bir zayıflık olarak görmek çok da doğru olmayabilir. Çünkü bu çalışmaların amacı araştırmacılara olası durumlarla ilgili bir harita çizmektir ve o küçük ihtimalli alt koşullar da bu haritanın bir parçasıdır. Bu çalışmanın simülasyon kısmında, kişi-uyum indekslerinin testin psikometrik özellikleri üzerindeki etkisinin bir parçasının haritası çizilmeye çalışılmıştır. Haritayı tamamlamak ve varsa hatalarını ele almak o alanda çalışan bütün araştırmacıların ilgilenebileceği bir konudur.

#### **Simülatif Veriler**

Aşağıda simülatif verilerle ilgili araştırma deseni, verilerin üretimi ve verilerin analizi ile ilgili bilgilere yer verilmiştir.

#### **Araştırma Deseni**

Çalışma kapsamında üretilen simülatif verilerde yer alan koşullar şunlardır:



Aşağıda yer alan bütün alt koşullar 1PLM ve 2PLM altında üretilen verilerde çaprazlanarak bulgular elde edilmiştir.

1. Altı uyumsuzluk türü; kopya25 (düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %25'lik maddeye doğru yanıt verme olasılığının arttırılması), düşük motivasyon (rastgele yanıt verme), kopya10 (düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %10 maddeye doğru yanıt verme olasılığının arttırılması), kopya4 (düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %4 (iki maddeye) doğru yanıt verme olasılığının arttırılması), dikkatsiz4 (yüksek yetenek ranjından kişilerin en kolay iki maddede doğru yanıt verme olasılığının düşürülmesi) ve karma durum (yukarıda belirlenen uyumsuzluk koşullarının hepsinin aynı yüzdede karışımı) ele alınmıştır.
2. Farklı yüzdelerde uyumsuz kişi (%5, %10, %20) içeren veriler
3. *a* parametresindeki değişim (1PLM için "1'e sabitleme, 1.5'e sabitleme, 2'ye sabitleme", 2PLM için (.5-1.5), (1.0-2.0),(1.5-2.5) ranjı)
4. *b* parametresindeki değişim (-1.5/+1.5 ranjı,-3/+3 ranjı)

Tüm koşullar, buldukları model (1 ve 2PLM) içerisinde birbiriyle tamamen çaprazlanmıştır. Örneğin, 1PLM için 6 uyumsuzluk türü, 3 uyumsuzluk yüzdesi, 3 "a" parametresi ortalaması, 2 "b" parametresi ranjı olmak üzere  $6 \times 3 \times 3 \times 2 = 108$  alt koşul incelenmiştir. Çalışmada 2PLM için de 108 alt koşul olmak üzere toplam 216 alt koşul bulunmaktadır.

Karabatsos (2003) yaptığı çalışmada kopya, rastgele yanıt, yaratıcı kişi, dikkatsiz kişi, şanslı tahmin olmak üzere 5 farklı uyumsuz yanıt verme nedenini simüle etmiş ve kişi-uyum indekslerinin gücünü bu türler üzerinden karşılaştırmıştır. Bu çalışmada da kopya ve türevleri (kopya25, kopya10, kopya4), rastgele yanıt ve dikkatsiz kişiler simüle edilmiş, ayrıca alan yazından farklı olarak bu uyumsuz yanıt vektörlerinin karması alınmıştır. Çünkü gerçek yaşam verilerinde sadece bir tür uyumsuzluk olması çok da beklenen bir durum olmayabilir. Bu sebeple hem kopya çeken, hem dikkatsizlik yapan hem de rastgele yanıt veren kişilerin aynı yüzdede karışımından "karma" durum oluşturulmuştur. Alan yazında uyumsuz yanıt vektörü yüzdesi büyük bir çoğunlukla %5 ve %30 arasında çeşitlendirilmiştir (Karabatsos, 2003; Patton ve diğerleri, 2019). Bu çalışmada da bu uyumsuzluk yüzdesi ranjından %5, %10 ve %20 seçilmiştir. Kişi-uyum indeksi alanında çalışılan çalışmalarda "a"

parametre ortalamasını 1 (Karabatsos, 2003), 1.5 (Reise,1990) ve 2 (Chen ve Wang, 2007) alan çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmada bu üç “a” parametre ortalamasına yer verilmiştir. Reise (1990), çalışmasında, “b” parametre ranjını (-1.5/+1.5) ve (-2.5/+2.5), Chen ve Wang (2007), (-3/+3) almıştır. Bu çalışmada da “b” parametre ranji için (-1.5/+1.5) ve (-3/+3) değerleri seçilmiştir.

Çalışma kapsamında çok fazla alt koşul olacağı, bu sebeple bulguları yorumlamak ve karşılaştırmak güçleşeceği için aşağıda yer alan özellikler sabit tutulmuştur.

1. Örneklem büyüklüğü (1000)
2. Test uzunluğu (50 madde)
3. Kullanılan kişi-uyum indeksi hesaplama yöntemi ( $l_z$ )
4. Kesme noktası için teorik kritik değer  $-1.65$

Örneklem büyüklüğü sabit tutulduğu için orta büyüklük sayılabilecek 1000 kişi seçilmiştir. Test uzunluğunun 50 seçilmesindeki en büyük etken kişi-uyum indekslerinin kısa testlerde gücünün zayıflamasıdır. “ $l_z$ ” kişi-uyum indeksi alan yazında en yaygın kullanılan kişi-uyum indekslerinden olduğu için bu indeks çalışma kapsamında kullanılmıştır. Uyumsuz kişileri belirlemek için kullanılan kesme noktasının ( $-1.65$ ) sabit tutulması verileri daha rahat üretebilmek için seçilmiştir.

### **Simülatif Verilerin Üretimi**

Çalışma kapsamında ilk olarak belirlenen koşullarda içinde model ile uyumsuz yanıt vektörü barındırmayan (temizlenmiş) veriler üretilmiştir. Bunun için R programı “Mirt” paketinde (Chalmers, 2012) yer alan “simdata” fonksiyonu kullanılmıştır. Her bir koşul için “simdata” fonksiyonunda kullanılan  $a$  ve  $d$  değerleri EK F’de verilmiştir. Veri üretimi olasılıkların karşılaştırılması temeline dayandığı için, hiçbir manipülasyon yapılmamasına rağmen, üretilen her bir simülatif veride düşük yüzdede de olsa uyumsuz kişiler de üretilmektedir. O yüzden model ile uyumlu veri üretiminin son aşamasında “simdata” fonksiyonu ile üretilen veriden, belirlenen kişi-uyum indeksi kesme puanına ( $-1.65$ ) göre uyumsuz kişiler çıkarılarak temel veri setleri oluşturulmuştur. İlk aşamada 1200 kişi olarak üretilen veriler  $-1.65$  kesme puanına göre temizlendikten sonra, içinden tesadüfi olarak istenen yüzdede (%20 uyumsuz kişi yüzdesine göre 800 kişi, %10 için 900 kişi, %5 için 950 kişi) kişi

seçilerek temizlenmiş veriler elde edilmiştir. Bu şekilde üretilen veriler toplamda sırasıyla %5, %10, %20 uyumsuz kişi içerecek şekilde model ile farklı türlerde uyumsuzluk içeren kişiler ile birleştirilerek sonuçta her defasında 1000 kişilik veriler oluşmuştur. 30 replikasyonda elde edilen bulgular için, farklı türlerde üretilen uyumsuz kişiler aynı temizlenmiş veri ile birleştirilerek tutarlı sonuç elde etme olasılığı arttırılmıştır.

Düşük motivasyonlu kişiler veri setlerinde birçok farklı uyumsuz yanıt vektörüne neden olabilir (Baumgartner ve Steenkamp, 2001; Johnson, 2005; Meade ve Craig, 2012). Bunlardan ilki bazı maddeleri boş bırakmaktır (Johnson, 2005). İkinci tipi yanıt kategorilerini rastgele (Glas ve Dagohoy, 2007) veya belirli bir vektör ile (0,1,2,3,4,1,2,3,4...gibi) seçmektir. Üçüncü tipi bütün ölçek boyunca aynı kategoriyi işaretlemektir. Üçüncü tipte bütün maddelere katılıyorum ya da bütün maddelere katılmıyorum şeklinde işaretleme durumu olabilir. Dördüncü tip ise bütün maddelerde orta kategoriyi seçme durumunda oluşabilir (Jin, Chen ve Wang, 2018).

Düşük motivasyonlu kişi türlerinden biri olan, bütün maddelere katılıyorum veya katılmıyorum şeklinde yanıt veren kişileri tek bir yetenek düzeyi ölçümüne göre uyumsuz yanıt vektörüne sahip şekilde sınıflandırmak istatistiksel olarak mümkün değildir. Çünkü yanıt vektörlerinde bir dalgalanma olmayacaktır. Bu kişiler ölçülen değışkene göre gerçekten çok düşük/yüksek yetenekte de olabilir. Bu kişilerin yanıtlarının uyumlu veya uyumsuz olduğunu belirlemek için yordayıcı başka bir değere ihtiyaç duyulur.

Çalışma kapsamında düşük motivasyonlu kişiler yukarıda belirtilen farklı tiplerden; rastgele yanıt verme durumu ele alınarak simüle edilmiştir. Bu uyumsuzluk türü 4 seçenekli bir başarı testi için kişilerin her bir maddeye doğru yanıt verme olasılığı .25'e sabitlenerek oluşturulmuştur.

Alan yazında kopya davranışı kişinin yeteneğinden daha yüksek bazı maddelere doğru yanıt vermesi şeklinde simüle edilmiş ve kopya çeken grup genellikle yeteneği sıfırdan küçükler arasından seçilerek oluşturulmuştur. Bu simüle etme durumu esasen tartışılabilir. Yeteneği oldukça yüksek kişilerde de kopya çekme durumu gözlenebilir. Fakat bu durumda yeteneği düşük olmayan ve dolayısıyla kolay maddelere doğru yanıt veren kişiler kopya dolayısıyla zor maddelere de doğru yanıt vererek yukarıda da bahsedilen maddelerin neredeyse

hepsine doğru yanıt verme durumunu oluşturabilir. Böyle bir durumda kişi kopya çekmiş dâhi olsa bu durum kişi-uyum indeksleriyle tespit edilemez çünkü yanıt vektöründe bir dalgalanma oluşmaz. Bu gibi durumlar kişi-uyum indekslerinin sınırlılıklarıdır. Bu sebeple bu çalışma kapsamında üretilen kopya durumları da alan yazında birçok çalışmada (Karabatsos, 2003) uygulandığı gibi düşük yetenek ranjından (-2, -.5) kişilerin zor maddelere doğru yanıt verme olasılıklarının artırılması şeklinde simüle edilmiştir. Kopya25, düşük yetenekteki kişilerin, 50 maddelik bir testte, testin en zor %25 maddesinde (50 madde için yaklaşık 12 madde) doğru yanıt verme olasılıkları .50'ye çıkarılarak oluşturulmuştur. Kopya10, düşük yetenekteki kişilerin, 50 maddelik bir testte, testin en zor %10 maddesinde (5 madde) doğru yanıt verme olasılıkları .50'ye çıkarılarak oluşturulmuştur. Kopya4, düşük yetenekteki kişilerin, 50 maddelik bir testte, testin en zor iki maddesine doğru yanıt verme olasılıkları .50'ye çıkarılarak oluşturulmuştur.

Dikkatsiz kişiler ise yüksek yetenek ranjından kişilerin kolay maddelere doğru yanıt verme olasılıkları düşürülerek simüle edilmiştir. Çalışma kapsamında dikkatsiz kişiler (.5, 2) yetenek ranjındaki kişilerin en kolay iki maddeye doğru yanıt verme olasılıkları .50'ye sabitlenerek üretilmiştir.

Karma durum ise yukarıda belirtilen uyumsuz durumların her birinin aynı yüzdede karmasından oluşmaktadır.

Temiz verilerin üretiminde kişi-uyum indeksi -1.65'ten düşük kişilerin çıkarılma durumun tersi, uyumsuz kişiler için de uygulanmıştır. Uyumsuz kişiler için temiz verilerin madde parametreleri kullanılarak kişi-uyum indeksi hesaplanmış ve uyum indeksi -1.65'ten küçük kişiler veri setine dâhil edilmiştir. Bu şekilde içinde farklı koşullarda model ile uyumsuz kişiler içeren veri setleri elde edilmiştir.

Gerçek yaşam verilerinde madde güçlüğü arttıkça bir seviyeye kadar ayırt ediciliğin de yükseldiğinin belirlendiği çalışmalar mevcuttur (Hotiu, 2006). Fakat bu yükseliş için maksimum bir güçlük düzeyi ve bu düzeyden sonra düşüşler not edilmiştir. Güçlük maksimum derecelere ulaştığında maddenin ayırt ediciliğinin düşme eğiliminde olduğu görülmüştür (Hotiu, 2006). Bu durum bu çalışmada 2PLM için simüle edilmiştir. 2PLM de çok kolay veya çok zor maddelerin "a" parametreleri, orta güçlükteki maddelere göre daha düşük üretilmiştir.

## Simülatif Verilerin Analizi

Bu çalışmada “ $I_z$ ” kişi-uyum indeksinin farklı alt koşullarda test istatistiklerine etkisi araştırılmıştır. Araştırmanın bulgularında test istatistiklerinden, tek boyutta açıklanan varyans, tek boyutta eksi faktör yükü sayısı, iki boyutta açıklanan varyanslar, yerel bağımlılıklar ve Cronbach alfa güvenirlik katsayılarına yer verilmiştir.

Araştırmada kişi-uyum indeksi için gerekli analizler “PerFit” R paketi (Tendeiro, 2015) ile yapılmıştır. Kişi-uyum indekslerinden alan yazında en yaygın kullanıma sahip “ $I_z$ ” tercih edilmiştir. Kesme puanı ise sabit -1.65 olarak belirlenmiştir. Çalışma kapsamında testlerin boyutluluğu ile ilgili bölümler “psych” R paketi (Revelle, 2020) “irt.fa” fonksiyonu ile incelenmiştir. Bu fonksiyon iki kategorili puanlanan veriler için “minimum residual” yöntemini kullanarak, tetrakorik korelasyon temelli, açılmayı faktör analizi yapmaktadır. Verilere bu fonksiyonla boyut sayısı 1 ve 2’ye sabitlenerek faktör analizi yapılmıştır. 2 boyutlu faktör analizi için kullanılan döndürme yöntemi bütün koşullarda “oblimin” olmuştur.

Güvenirlik hesaplamak için “psych” R paketi “alpha” fonksiyonu kullanılmıştır. Yerel bağımlılıkların hesaplanması için “sirt” paketi (Robitzsch, 2019) “Q3” fonksiyonu kullanılmıştır.

## Gerçek Veriler Örnekleme

Araştırma kapsamında ele alınan veri setinde (1-0 puanlamalı) TIMSS 2015 matematik testi A kitapçığını alan 435 kişi çalışma grubunu oluşturmuştur. A kitapçığındaki 20 madde çoktan seçmeli, 4 madde kısmi puanlamalıdır. Kısmi puanlanan 4 madde veri setine dâhil edilmemiştir.

## Gerçek Veri Toplama Araçları

Çalışma için gerekli gerçek veri seti, TIMSS sınavı verilerinin açık kaynaklı olması dolayısıyla <https://timssandpirls.bc.edu/timss2015/international-database/> internet sitesinden indirilmiştir.

## Gerçek Verilerin Analiz Yöntemi

Çalışma kapsamında kullanılan gerçek veri setinde kişi-uyum indekslerini kullanarak uyumsuz yanıt vektörlerinin belirlenip testten çıkarılmasının;

Verinin model uyumunda meydana gelen değişime,

İncelenen veri setlerinde açıklayıcı faktör analizi ile elde edilen birinci faktörde açıklanan varyansa ve toplam açıklanan varyansa,

Testin boyut sayısında değişim oluşup oluşmadığına,

Testin Cronbach alfa güvenirlik katsayısına,

Veri setindeki yerel bağımsızlığa etkisi incelenmiştir.

Yukarıda belirtilen etkiler, iteratif ve iteratif olmayan temizleme yöntemi açısından karşılaştırılmıştır. Uyumsuz kişileri belirlemek için kullanılan kişi-uyum indeksi " $l_z$ " olmuş, bu indeks için kesme puanı "PerFit" R paketi yardımıyla simülasyon sonucu belirlenmiştir.

Araştırmada, kişi-uyum indeksi için gerekli analizler "PerFit" R paketi (Tendeiro, 2015) ile yapılmıştır. Veri için testin psikometrik özellikleri R programı "psych" paketi ile incelenmiştir. Yerel bağımlılıkların hesaplanması için "sirt" R paketi "Q3" fonksiyonu kullanılmıştır. Veri uyumu "ltm" R paketi (Rizopoulos, 2006) ile incelenmiştir.

## Bölüm 4

### Bulgular ve Yorumlar

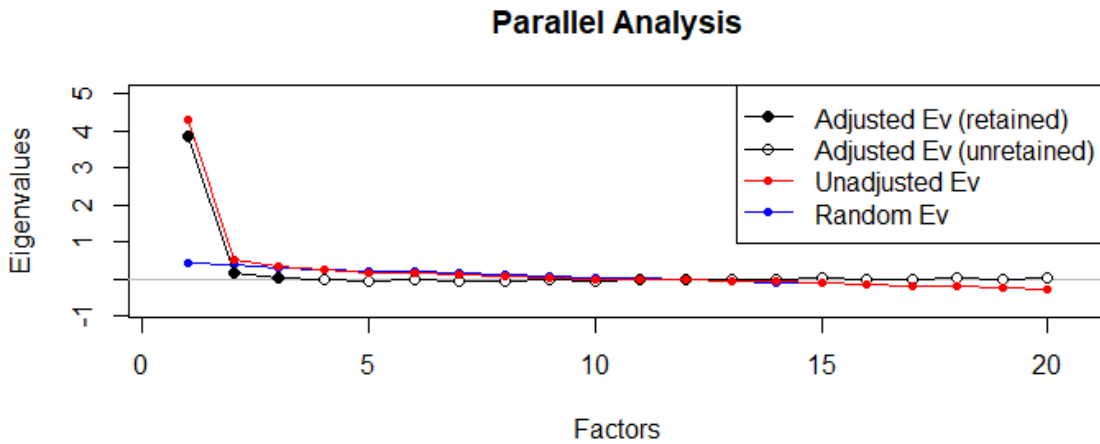
Bu bölümde araştırma kapsamında elde edilen bulgular alt problemler altında verilmiştir. İlk alt problem kişi-uyum indekslerinin, ikili puanlanmış gerçek veriler üzerindeki etkilerini belirlemek üzere oluşturulmuştur. Geriye kalan on iki alt problem simülasyon verilerinden elde edilen sonuçlardır.

#### Gerçek Veri Bulgular

**Alt problem 1'e ilişkin bulgu ve yorumlar.** “TIMSS başarı testinden elde edilen veri setindeki uyumsuz yanıt vektörlerinin testten çıkarılması testin (tek boyutta açıklanan varyans, test güvenirliği) ve maddenin (madde parametreleri, yerel bağımsızlık) psikometrik özelliklerini nasıl etkilemektedir?”

Bu alt problem kapsamında ele alınan veri 2015 TIMSS Matematik başarı testi 1'inci kitapçığı alan 435 kişinin 20 çoktan seçmeli maddeye verdiği yanıtlardan oluşmaktadır. 1'inci kitapçıktaki kısmi puanlanan 4 madde veriye dâhil edilmemiştir.

Öncelikle 435 kişiyi içeren veri için önerilen boyut sayısını belirlemek için paralel analiz yapılmıştır. Şekil 1'de 435 kişiyi içeren temizlenmemiş veri için paralel analiz sonucu elde edilen yamaç birikinti grafiği yer almaktadır.



Şekil 6. 435 kişilik veri paralel analiz yamaç birikinti grafiği

Şekil 6'ya göre bu veri için önerilen boyut sayısı siyah içi dolu noktalarla belirtilmektedir ve 3'tür. Fakat ikinci ve üçüncü boyutun çok da güçlü boyutlar

olmadığı görülmektedir. Temizlenmemiş bu veride tek boyutta açıklanan varyans .34'tür.

Bir de veri setine içindeki model ile uyumsuz kişileri çıkartarak paralel analiz yapılmıştır. Veri setindeki temizleme " $l_z$ " parametrik kişi-uyum indeksi ile hesaplandığı için uygun model altında kestirilen madde parametrelerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sebeple veri setinin hangi modele uyum sağlayabileceği noktasında ipuçları araştırılmıştır.

Veri seti için uygun modelin ne olabileceğine karar vermek için "lrm" paketi kapsamında 1PLM ve 2PLM karşılaştırması yapılmıştır. 3PLM için veri sayısının yetersiz olması sebebiyle bu model göz ardı edilmiştir. Yapılan ANOVA testi sonucunda 2PLM'nin 1PLM'ye göre veri setine istatistiksel açıdan anlamlı olacak şekilde daha iyi uyum sağladığı belirlenmiştir.

*Tablo 21*

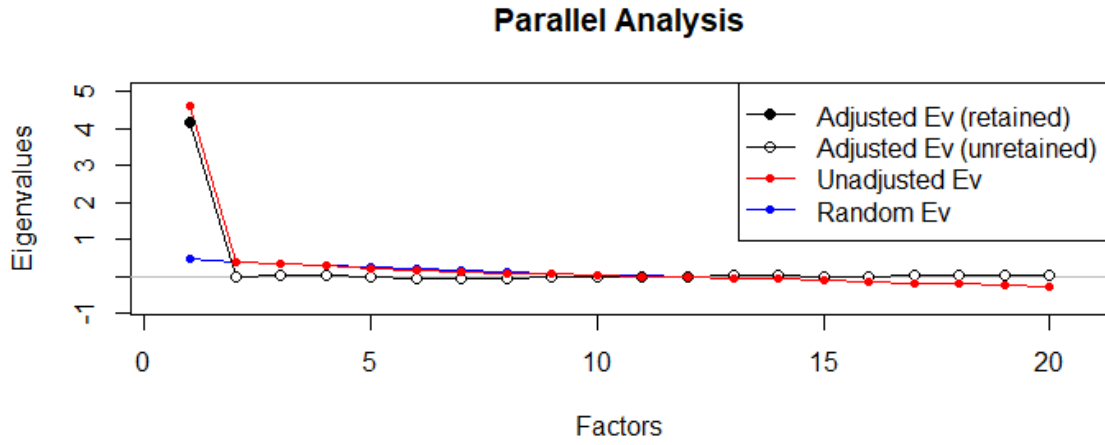
*1 ve 2PLM'nin Karşılaştırılması*

Likelihood Ratio Table						
	AIC	BIC	log.lik	LRT	df	p.value
1PLM	10327.17	10412.75	-5142.5			
2PLM	10186.31	10349.33	-5053.1	178.86	19	<.001

Tablo 21'de görüldüğü üzere AIC ve BIC değerleri daha düşük olan 2PLM, istatistiksel olarak da veriye daha iyi uyum sağlamıştır ( $p < .001$ ). Bu nedenle verinin kişi-uyum indeksleri 2PLM altında hesaplanmıştır.

Veri setindeki bütün temizlemeler için kesme puanı PerFIT paketi "cutoff" fonksiyonu ile belirlenmiştir. 435 kişi için "PerFit" paketi ile hesaplanan kesme puanına (-1.28) ve " $l_z$ " indeksi ile iteratif olmayan temizleme yöntemine göre 27 kişinin veri seti ile uyumsuz olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Uyumsuz olan bu kişiler veri setinden çıkarılarak geriye kalan 408 kişi için paralel analiz tekrarlanmıştır. Şekil 7'de uyumsuz kişilerin çıkarılması ile elde edilen paralel analiz yamaç birikinti grafiği yer almaktadır.





Şekil 7. Temizlenmiş veri (408 kişi) paralel analiz yamaç birikinti grafiği

Şekil 7’de görüldüğü üzere paralel analizin bu durumda önerdiği faktör sayısı 1’dir. İteratif olmayan yöntemle temizlenmiş bu verinin tek boyutta açıkladığı varyans .371’dir.

Temizlenmiş ve temizlenmemiş veri için faktör analizi bir ve üç boyut için karşılaştırılmıştır. Model ile uyumsuz kişilerin tek boyutta testten çıkarılması iteratif ve iteratif olmayan iki yöntemle de elde edilmiştir.

Tablo 22’de uyumsuz kişilerin testte kalması ve çıkarılması durumunda hesaplanan faktör yükleri öncelikle 1 boyut altında karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Tablo 22

*Temizlenmiş ve Temizlenmemiş Veriler Birinci Boyut Faktör Yükleri*

	Temizlenmemiş N=435	Kişim-uyum İndeksi ile Tek Aşamada Temizlenmiş N=408	İteratif temizlenmiş N=385	Yöntemle
Madde	Birinci Boyut	Birinci Boyut	Birinci Boyut	
M1	.418	.432	.448	
M2	.494	.517	.532	
M3	.817	.838	.871	
M4	.573	.582	.586	
M5	.673	.696	.703	
M6	.383	.425	.423	
M7	.685	.705	.705	
M8	.623	.658	.659	
M9	.744	.767	.818	
M10	.463	.554	.568	
M11	.672	.686	.678	
M12	.570	.591	.606	
M13	.628	.638	.626	
M14	.635	.633	.625	
M15	.153	.177	.206	
M16	.529	.542	.564	
M17	.574	.635	.680	
M18	.339	.356	.346	
M19	.517	.558	.569	
M20	.756	.781	.819	
Açıklanan Varyans	.340	.371	.386	

Tablo 22’de görüldüğü üzere temizlenmiş verilerde faktör yükleri bir miktar artmıştır. Bu artış iteratif yöntemde daha fazla olmakla birlikte, iteratif yöntemde çıkarılan kişi sayısının daha fazla olduğunu göz önünde bulundurmak gerekir. Bu veri setinde model ile uyumsuz 27 kişinin silinmesi ile tek boyuta daha yakın madde kümesi elde edilmiştir. Model ile uyumsuz 27 kişinin veri setinden çıkarılması ile 2PLM altında hesaplanan madde parametrelerindeki değişim Tablo 23’de verilmiştir.

Tablo 23

## Kişi-uyum İndeksi Etkisiyle “a” ve “b” Parametrelerindeki Değişim

	Temizlenmemiş a	Temizlenmiş a	Temizlenmemiş b	Temizlenmiş b		Temizlenmemiş a	Temizlenmiş a	Temizlenmemiş b	Temizlenmiş b
	1- 10'uncu maddeler				11-20'inci maddeler				
1M	.77	.79	-.09	-.13	11M	1.70	1.78	-.40	-.46
2M	1.00	1.05	-.58	-.55	12M	1.39	1.52	-.89	-.97
3M	2.79	2.90	-.19	-.19	13M	1.51	1.56	-.41	-.47
4M	1.11	1.13	.42	.39	14M	1.43	1.43	-.24	-.28
5M	1.64	1.72	-.22	-.22	15M	.24	.28	3.56	3.25
6M	.70	.78	.31	.38	16M	1.08	1.10	-.42	-.42
7M	1.65	1.71	-.10	-.12	17M	1.12	1.29	.97	.95
8M	1.25	1.34	.36	.36	18M	.59	.63	-.21	-.18
9M	1.62	1.71	.49	.48	19M	.95	1.04	.42	.33
10M	1.16	1.68	-1.76	-1.68	20M	1.82	1.96	.23	.20

Tablo 23’de görüldüğü üzere model ile uyumsuz 27 kişinin silinmesi bütün maddelerin “a” parametrelerini yükseltmiştir. Temizlenmemiş veride “a” parametre ortalaması 1.27 iken, temizlenmiş veride 1.37 olmuştur. Temizlenmemiş veride “b” parametre ortalaması .06’yken, temizlenmiş veride .03 olmuştur. Gerçek yaşam verilerinde “b” parametresinin çok uç değerlerinde “a” parametresinin düşmesi durumu bu veride de gözlenmiştir. Çok zor diye nitelendirilebilecek 15’inci maddenin “a” parametresi oldukça düşüktür. Nitekim Tablo 22’de de görüldüğü üzere 15’inci madde faktör yükü olarak da testteki en problemlili madde olarak görünmektedir.

TIMSS verisinde, tek boyut temelinde yapılan, iteratif olmayan yöntem ile uyumsuz olarak sınıflandırılan 27 kişinin yanıt vektörleri aşağıda Tablo 24’de yer almaktadır. Tablo 24’de yer alan maddeler kolaydan zora doğru sıralanmış ve model ile uyumsuz kişiler ve toplam kişiler için maddelerin doğru cevaplanma yüzdesine yer verilmiştir. Kişilerin “ $l_z$ ” kişi-uyum indeksi ile uyumsuz olarak sınıflandırılması her

ne kadar ait oldukları yetenek sınıfında yapılırsa da, bir fikir elde etmek adına bütün uyumsuz yanıt vektörleri ve tüm kişiler kapsamında hesaplanan Tablo 24 incelenebilir.

Tablo 24

*İteratif Olmayan Yöntem ile Uyumsuz Olarak Sınıflandırılan 27 Kişinin Yanıt Vektörü*

	M10	M12	M2	M16	M13	M11	M14	M5	M18	M3	M7	M1	M20	M6	M8	M19	M4	M9	M17	M15
$\mu_p$	-1,8	-9	-6	-4	-4	-4	-2	-2	-2	-2	-1	-1	.2	.3	.4	.4	.4	.5	1,0	3,6
PF***																				
İteratif olmayan yöntemde uyumsuz olarak sınıflandırılan 27 kişi	-3.5	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	0
	-2.4	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1
	-2.3	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0
	-2.3	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0
	-2.0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1
	-1.9	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1
	-1.8	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0
	-1.8	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0
	-1.7	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1
	-1.6	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
	-1.6	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1
	-1.5	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
	-1.5	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
	-1.5	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1
	-1.5	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	1
	-1.5	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
	-1.5	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0
	-1.5	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1
	-1.5	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0
	-1.5	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1
	-1.5	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0
	-1.5	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0
	-1.5	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0
	-1.5	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1
	-1.4	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0
	-1.4	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1
	-1.4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1
	-1.3	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
TOPLAM*	5	8	18	15	9	8	10	15	15	14	12	11	9	19	12	15	8	10	12	13
U%*	19	30	67	56	33	30	37	56	56	52	44	41	33	70	44	56	30	37	44	48
T%**	84	71	62	59	59	59	55	55	53	53	51	51	42	45	40	43	40	39	29	30

U%\* = Model ile uyumsuz olarak sınıflandırılan 27 kişinin ilgili maddeyi doğru cevaplama yüzdesi

T%\*\* = Toplam 435 kişinin ilgili maddeyi doğru cevaplama yüzdesi

PF\*\*\* = Kişilerin tek boyutta hesaplanan kişi-uyum indekleri

Tablo 24'de de görülebileceği üzere kolaydan zora sıralanmış maddelerde toplam 435 kişi için hesaplanan doğru cevaplama yüzdesi giderek düşerken, model ile uyumsuz olarak sınıflandırılan 27 kişi için durum böyle olmamıştır. Model ile uyumsuz olarak sınıflandırılan kişiler en kolay iki maddeyi (M10 ve M12) genelden çok daha az doğru cevaplarken en zor maddeyi (M15) ve M6'yı açık ara genelden

daha yüksek yüzde ile doğru cevaplamıştır. Bu tarz beklenmeyen durumlar onların uyumsuz olarak sınıflandırılmasına neden olmuştur denebilir.

2PLM ile uyumsuz kişilerin silinmesi ile model düzeyinde uyumda meydana gelen değişimler Tablo 24'de verilmiştir. Tablo 22'deki üç verinin 2PLM için hesaplanan AIC, BIC VE -2LL değerleri aşağıdaki Tablo 25'de yer almaktadır.

*Tablo 25*

*Elde Edilen Üç Verinin 2PLM ile Uyumu*

	N	AIC	BIC	log.lik
2PLM Temizlenmemiş	435	10186.31	10349.33	-5053.16
2PLM Temizlenmiş	408	9299.24	9459.69	-4609.62
2PLM İteratif Temizlenmiş	385	8596.89	8755.02	-4258.44

Tablo 25'e göre temizlenmiş verilerin uyum değerleri temizlenmemişe göre daha iyi düzeydedir. İteratif yöntemle temizleme, tek aşamalı temizlemeye göre uyum noktasında daha iyi sonuçlar sunmakla birlikte iteratif yöntemde çok daha fazla kişinin veri setinden çıkarıldığını da göz ardı etmemek gerekir. Araştırmacılara bu noktada kendileri için en uygun yöntemi zarar-kazanç açısından değerlendirip seçmeleri önerilebilir.

Elde edilen bu üç veri için hesaplanan güvenilirlik katsayıları Tablo 26'da verilmiştir.

*Tablo 26*

*Elde Edilen Üç Veri için Güvenirlik Katsayıları*

	Cronbach's Alpha
Temizlenmemiş	.83
Person Fit	.84
İteratif Person Fit	.85

Tablo 26'da temizlenmiş verilerin güvenilirlik katsayılarının bir miktar arttığı görülmektedir.

Tablo 27'de üç veri için minimum ve maksimum yerel bağımlılıklar yer almaktadır. Ayrıca her veri için yerel bağımlılığı mutlak değerce .20'nin üzerinde olan madde sayısına yer verilmiştir.

Tablo 27

Üç Veri Seti için Yerel Bağımlılıklar

Yerel bağımlılık	Temizlenmemiş	PF ile temizlenmiş	İteratif PF ile temizlenmiş
Minimum YB	-.23	-.23	-.22
Maksimum YB	.15	.12	.14
YB> .20	2	2	2

Tablo 27'ye göre yerel bağımlılıklarda ciddi bir değişim olmadığı görülmektedir.

Bu bölümün başında yapılan temizlenmemiş veri için paralel analiz 3 boyutu önermiştir. Bu bölümde veri üç boyut altında analiz edilecektir. Tablo 28'de 3 boyut altında karşılaştırmalı faktör yüklerine yer verilmiştir. 3 boyut altında temizleme yapılırken her boyutta, o boyutla uyumsuz kişiler çıkarılmıştır. Faktör çıkarma yöntemi olarak "minimum residual", döndürme için "oblmin" yöntemleri kullanılmıştır. Tablo 28'de temizlenmemiş veride her bir madde en çok yük verdiği boyut altında işaretlenmiş ve o boyutlar ayrı birer test gibi ele alınıp kendi içinde temizleme yapılmıştır.

Tablo 28

## Verilerin Üç Boyut Altında Değerlendirilmesi

Madde	Temizlenmemiş Boyutlar N=435			Person Fit ile Temizlenmiş ( $L_z$ ) Boyutlar N=358		
	1	2	3	1	2	3
M1	.332	.144		.381	.155	
M2	.531			.552		
M3	.760			.827		
M4	.156	.205	.577	.564		.222
M5	.810	-.167		.787		-.118
M6	.315	-.172	.421	.601	-.280	.119
M7	.752			.709		-.256
M8	.509	.243		.472	.374	
M9	.512	.247	.139	.706	.142	
M10		.728			1.05	
M11	.203	.637		.376	.619	
M12	.185	.572		.256	.690	
M13	.497	.302	-.129	.516	.383	-.110
M14	.578	.240	-.178	.484	.261	
M15	-.112	.212	.215		.171	.667
M16	.478		.146	.568		
M17	.487		.235	.776		
M18		.329	.346	.285	.157	.500
M19	.471			.610		
M20	.603	.107	.190	.790		
Açıklanan varyans	.228	.091	.045	.319	.126	.048
Toplam Varyans	.228	.319	.365	.319	.445	.493

Tablo 28’de bazı maddelerin temizleme işleminden sonra birinci boyuta daha yüksek yük verdiği görülmektedir (M4 ve M6). Bu durum o maddelerin model ile uyumsuz kişiler dolayısıyla temizlenmemiş veride 3. boyuta yük veriyor olmasından kaynaklanmış olabilir. Bu sebeple uyumsuz kişiler veriden çıkarıldığında M4 ve M6 birinci boyuta yüksek yük vermiştir. Ayrıca veri setinin en zor ve “a” parametresi en düşük 15. maddesi, üç boyut altında yapılan temizleme işleminden sonra istenilen düzeyde yük vererek 3. boyutta yer almıştır. Bu veride birinci boyutta açıklanan varyans .22’den .31’e çıkmış toplam üç boyutta ise .36’dan .49’a çıkmıştır. Veri setinin tek boyutlu olduğunu düşünen araştırmacılar tek boyut bazında temizleme,

çok boyutlu olduğunu düşünenler her bir boyut altında ayrı ayrı temizleme yapabilirler.

Kişi-uyum indeksleri ile gerçek veride yapılan temizleme işleminde özellikle testin faktör analizi ile hesaplanan açıklanan varyansında kayda değer iyileşmeler olduğu görülmüştür. Testin güvenilirliği noktasında çok fazla değişim oluşmamasına rağmen bir miktar iyileşme olduğu da göz ardı edilmemelidir. Yerel bağımlılıklarda ise bu örnek kapsamında ciddi bir değişim yaşanmamıştır.

Geriye kalan on iki alt problem simülasyon verileri ile ilişkilidir. Bu alt problemlerin ilk altısı 1 ve benzer özelliklere sahip 2PLM için “a” ve “b” parametrelerine göre ayrılmış tablolar halinde sunulmuştur. Son altı alt problem ise uyumsuzluk türlerine göre sınıflandırılmış tabloları içermektedir. Simülasyon verilerinden elde edilen sonuçları daha rahat yorumlamak adına öncelikle içinde model ile uyumsuz kişi olmayan 12 farklı temizlenmiş veri birçok farklı özellik bakımından karşılaştırılacaktır.

### **Simülatif Veri Özellikler**

Model ile uyumsuz kişi içermeyen 12 farklı temizlenmiş veri özellikleri. Çalışma kapsamında üretilen simülatif veriler ilk olarak 12 koşul altında ele alınmalıdır. Bu 12 koşul farklı parametreler altında içinde uyumsuz yanıt vektörü barındırmayan verilerdir. Daha sonra 12 veri setinin her birine 6 farklı uyumsuz yanıt vektörü içeren kişiler artan yüzdelerde eklenerek (%5, %10, %20), uyumsuzluk türlerinin farklı parametrelere sahip verilere etkisi araştırılmıştır. Bulguların daha rahat yorumlanabilmesi için öncelikle içinde uyumsuz yanıt yer almayan (temizlenmiş) veri setlerinin yapısı incelenecektir.

Tablo 29’da çalışma kapsamında kullanılan 12 farklı temiz veri (1PLM “1a” ve “(-1.5/+1.5) b”, 2PLM “1a” ve “(-1.5/+1.5) b” vb.) için simülasyon sonucu elde edilen madde parametreleri özellikleri yer almaktadır.



Tablo 29

12 Farklı Temizlenmiş Veri Madde Parametreleri

		Ort. a/b	Std b	Min/Max b			Ort. a/b	Std b	Min/Max b
1plm	1a	1.00/.00	.90	-1.57/1.55	2plm	1a	1.00/.00	.70	-1.58/1.62
	1.5b					1.5b			
1plm	1a	1.00/.00	1.83	-3.30/3.26	2plm	1a	1.00/.01	1.40	-3.12/3.13
	3b					3b			
1plm	1.5a	1.52/.00	.91	-1.55/1.56	2plm	1.5a	1.52/.01	.81	-1.56/1.59
	1.5b					1.5b			
1plm	1.5a	1.50/.00	1.77	-3.15/3.11	2plm	1.5a	1.50/.01	1.57	-3.08/3.16
	3b					3b			
1plm	2a	2.00/.00	.88	-1.48/1.48	2plm	2a	2.00/.00	.78	-1.51/1.51
	1.5b					1.5b			
1plm	2a	2.02/.01	1.76	-3.06/3.10	2plm	2a	2.02/.02	1.58	-3.16/3.06
	3b					3b			

Tablo 29’da görülebileceği gibi bu veri setlerinin ilk olarak 6’sı 1PLM diğer 6’sı 2PLM altında üretilmiştir. Her 1PLM’ye karşılık gelen 2PLM verisinin “a” parametreleri ortalaması, “b” parametreleri ortalama ve ranjı birbirine oldukça yakındır. Bu veriler için farklı olan “a” parametrelerinin dağılımı (1PLM için sabit, 2PLM için uç “b” değerlerine doğru düşen orta güçlüklerde yükselen), “b” parametrelerinin ise standart sapmalarıdır. Her bir 1PLM verisinin “b” standart sapması eşdeğeri sayılabilecek 2PLM ye göre yüksektir. Bu da her ne kadar ranjlar eşit de olsa 1PLM verilerinin uç “b” değerlerine 2PLM’ye göre eğilimli olduğunu gösterir.

Tablo 29’da 12 alt koşul altındaki temizlenmiş verilerin madde parametrelerinin betimsel istatistiklerine yer verilmiştir. Bu 12 farklı veri setinin madde parametreleri 100’er replikasyon altında hesaplanmıştır. Bu parametreler aşağıdaki Tablo 30 (a=1), Tablo 31 (a=1.5) ve Tablo 32’de (a=2) yer almaktadır.

Tablo 30

## “a” Parametre Ortalaması 1 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri

	A1-10	B1-10	A11-20	B11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
1PLM a=1, b=(-1.5,+1.5)	.95	-1.57	1.02	-.90	1.00	-.28	1.01	.33	1.01	.95
	.98	-1.47	.99	-.84	1.01	-.22	.99	.39	.99	1.01
	.99	-1.40	1.01	-.77	1.00	-.16	1.01	.45	1.02	1.07
	1.00	-1.33	.99	-.71	1.00	-.10	1.01	.51	1.01	1.13
	1.00	-1.27	1.00	-.65	1.00	-.04	1.00	.58	1.02	1.19
	1.00	-1.21	1.01	-.59	1.01	.02	1.01	.64	1.01	1.25
	1.00	-1.14	1.00	-.53	1.00	.09	1.01	.70	1.01	1.31
	1.01	-1.08	1.00	-.47	1.00	.15	1.01	.76	1.00	1.37
	1.00	-1.02	.99	-.41	1.01	.21	1.01	.82	.99	1.45
	1.01	-.96	1.00	-.34	1.00	.27	1.01	.88	.95	1.55
2PLM a=.5-1.5, b=(-1.5,+1.5)	A1-10	b1-10	A11-20	b11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
	.60	-1.58	1.05	-.61	1.09	-.19	1.05	.23	1.00	.64
	.67	-1.28	1.08	-.57	1.12	-.14	1.13	.27	1.07	.68
	.74	-1.12	1.11	-.53	1.10	-.10	1.11	.31	1.00	.73
	.79	-1.00	1.09	-.48	1.11	-.06	1.07	.36	.98	.79
	.89	-.93	1.14	-.43	1.07	-.02	1.05	.40	.93	.85
	.90	-.85	1.07	-.39	1.06	.03	1.05	.44	.89	.92
	.96	-.79	1.08	-.35	1.05	.07	1.09	.48	.80	1.03
	1.02	-.74	1.06	-.31	1.09	.11	1.09	.52	.76	1.14
	1.08	-.70	1.08	-.27	1.09	.14	1.14	.55	.66	1.32
1.09	-.65	1.13	-.23	1.07	.19	1.07	.59	.58	1.62	
1PLM a=1, b=(-3,+3)	A1-10	b1-10	A11-20	b11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
	.86	-3.10	1.02	-1.79	.99	-.55	1.01	.68	1.00	1.92
	.92	-3.01	.99	-1.67	1.01	-.43	1.00	.79	.99	2.04
	.96	-2.83	.99	-1.55	.99	-.30	1.01	.92	1.02	2.17
	.99	-2.67	1.00	-1.41	1.00	-.19	.99	1.04	1.02	2.27
	1.00	-2.54	1.00	-1.30	.99	-.05	1.01	1.17	1.00	2.40
	1.03	-2.40	1.00	-1.17	1.00	.06	.99	1.29	1.00	2.53
	1.02	-2.27	.99	-1.04	1.00	.19	1.01	1.42	1.00	2.66
	1.01	-2.17	1.00	-.92	1.00	.30	1.00	1.54	.97	2.80
	1.01	-2.04	1.00	-.80	1.00	.44	1.02	1.67	.94	2.99
1.00	-1.92	1.01	-.67	.99	.55	1.00	1.78	.88	3.26	
2PLM a=.5-1.5, b=(-1.5,+1.5)	A1-10	b1-10	A11-20	b11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
	.60	-3.12	1.10	-1.20	1.12	-.35	1.12	.46	1.04	1.30
	.70	-2.52	1.02	-1.13	1.07	-.28	1.07	.55	1.05	1.41
	.75	-2.18	1.11	-1.06	1.13	-.20	1.06	.64	.98	1.51
	.87	-1.94	1.07	-.97	1.10	-.11	1.08	.72	.96	1.62
	.86	-1.78	1.11	-.89	1.10	-.03	1.06	.80	.92	1.74
	.95	-1.67	1.04	-.80	1.02	.06	1.06	.88	.83	1.89
	1.02	-1.56	1.10	-.71	1.04	.13	1.09	.96	.82	2.07
	1.01	-1.46	1.13	-.62	1.09	.22	1.09	1.04	.75	2.27
	1.03	-1.37	1.06	-.52	1.05	.30	1.09	1.13	.68	2.60
1.04	-1.29	1.13	-.44	1.13	.37	1.08	1.21	.58	3.13	

Tablo 30’da “a” parametre ortalaması bir olan dört farklı temizlenmiş verinin madde parametreleri yer almaktadır. Tablo 29’da görüldüğü üzere 2PLM altında uç “b” değerlerinde daha düşük ayırt edici maddeler yer almaktadır. Bu tablolarda “b” ranjları (-1.5/+1.5) ve (-3/+3)’tür. “b” ranjı (-1.5/+1.5) iken 1PLM’nin “b” standart

sapması (.90), 2PLM'ye (.70) göre daha yüksektir. “b” ranjı (-3/+3) iken de, 1PLM'nin “b” standart sapması(1.83), 2PLM'ye (1.40) göre daha yüksektir.

Tablo 31

“a” Parametre Ortalaması 1.5 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri

	A1-10	b1-10	A11-20	b11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
1PLM a=1.5, b=(-1.5,+1.5)	1.45	-1.55	1.51	-.90	1.52	-.27	1.53	.35	1.53	.96
	1.50	-1.46	1.54	-.83	1.54	-.21	1.52	.41	1.53	1.02
	1.51	-1.39	1.51	-.77	1.53	-.15	1.52	.47	1.54	1.08
	1.51	-1.33	1.53	-.71	1.53	-.09	1.52	.53	1.52	1.15
	1.54	-1.27	1.52	-.65	1.53	-.02	1.52	.59	1.53	1.21
	1.51	-1.21	1.52	-.58	1.52	.03	1.52	.65	1.52	1.27
	1.53	-1.15	1.52	-.52	1.53	.10	1.52	.72	1.52	1.34
	1.53	-1.08	1.53	-.46	1.52	.16	1.52	.78	1.53	1.40
	1.53	-1.02	1.52	-.40	1.52	.22	1.52	.84	1.50	1.47
	1.54	-.95	1.54	-.34	1.52	.28	1.53	.90	1.44	1.56
2PLM a=1-2, b=(-1.5,+1.5)	1.19	-1.56	1.56	-.76	1.53	-.23	1.54	.30	1.61	.82
	1.30	-1.37	1.61	-.71	1.53	-.18	1.54	.35	1.61	.87
	1.36	-1.24	1.56	-.66	1.56	-.13	1.55	.41	1.56	.93
	1.45	-1.14	1.57	-.60	1.53	-.07	1.57	.47	1.56	.99
	1.48	-1.07	1.54	-.54	1.56	-.02	1.56	.52	1.53	1.05
	1.59	-1.02	1.53	-.49	1.57	.04	1.53	.57	1.46	1.12
	1.56	-.96	1.58	-.43	1.52	.09	1.59	.61	1.42	1.19
	1.56	-.91	1.57	-.39	1.57	.14	1.54	.67	1.35	1.29
	1.56	-.86	1.57	-.34	1.57	.20	1.52	.73	1.26	1.41
	1.55	-.81	1.57	-.28	1.54	.25	1.55	.77	1.16	1.59
1PLM a=1.5, b=(-3,+3)	1.36	-3.15	1.51	-1.76	1.50	-.55	1.49	.65	1.49	1.86
	1.44	-2.89	1.50	-1.65	1.49	-.43	1.49	.79	1.54	1.98
	1.51	-2.73	1.51	-1.52	1.49	-.31	1.50	.89	1.52	2.10
	1.52	-2.61	1.51	-1.39	1.50	-.19	1.49	1.03	1.52	2.21
	1.53	-2.48	1.49	-1.27	1.50	-.06	1.49	1.14	1.54	2.34
	1.53	-2.36	1.52	-1.15	1.49	.05	1.51	1.26	1.54	2.46
	1.52	-2.25	1.48	-1.03	1.50	.18	1.50	1.37	1.52	2.57
	1.50	-2.13	1.51	-.91	1.47	.30	1.52	1.51	1.50	2.70
	1.50	-2.00	1.50	-.79	1.49	.41	1.48	1.62	1.44	2.86
	1.53	-1.88	1.50	-.68	1.48	.54	1.51	1.75	1.34	3.11
2PLM a=1-2, b=(-1.5,+1.5)	1.13	-3.08	1.55	-1.45	1.53	-.45	1.53	.57	1.56	1.59
	1.25	-2.70	1.56	-1.35	1.53	-.35	1.50	.67	1.54	1.69
	1.35	-2.44	1.57	-1.26	1.55	-.25	1.58	.77	1.56	1.78
	1.41	-2.25	1.57	-1.16	1.50	-.15	1.58	.86	1.52	1.90
	1.49	-2.10	1.54	-1.07	1.51	-.04	1.53	.97	1.50	2.01
	1.54	-1.96	1.56	-.98	1.54	.06	1.60	1.06	1.45	2.13
	1.51	-1.85	1.58	-.87	1.50	.16	1.58	1.17	1.40	2.26
	1.54	-1.75	1.54	-.76	1.58	.26	1.58	1.28	1.33	2.45
	1.60	-1.65	1.54	-.65	1.54	.37	1.53	1.38	1.23	2.70
	1.59	-1.57	1.59	-.55	1.53	.47	1.52	1.50	1.12	3.16

Tablo 31’de “a” parametre ortalaması 1.5 olan dört farklı temizlenmiş verinin madde parametreleri yer almaktadır. Tablo 31’e göre 2PLM altında uç “b”

değerlerinde daha düşük ayırt edici maddeler yer almaktadır. Bu tablolarda “b” ranjları (-1.5/+1.5) ve (-3/+3)’tür. “b” ranjı (-1.5/+1.5) iken 1PLM’nin “b” standart sapması(.91), 2PLM’ye (.81) göre daha yüksektir. “b” ranjı (-3/+3) iken de 1PLM’nin “b” standart sapması(1.77), 2PLM’ye (1.57) göre daha yüksektir.

Tablo 32

*“a” Parametre Ortalaması 2 Olan Temizlenmiş Veriler Madde Parametreleri*

	A1-10	b1-10	A11-20	b11-20	A21-30	B21-30	A31-40	B31-40	A41-50	B41-50
1PLM a=2, b=(-1.5,+1.5)	1.98	-1.48	1.99	-.87	1.98	-.27	2.01	.33	2.01	.93
	1.99	-1.41	1.99	-.81	1.99	-.22	1.98	.39	2.00	.99
	2.02	-1.35	2.00	-.75	1.99	-.15	2.01	.45	2.01	1.05
	2.02	-1.29	1.99	-.69	1.98	-.10	1.99	.51	2.02	1.11
	1.99	-1.23	1.99	-.63	2.00	-.03	2.00	.57	2.01	1.17
	2.01	-1.17	2.00	-.57	1.98	.02	2.00	.63	2.03	1.23
	2.00	-1.11	1.99	-.51	2.01	.09	1.99	.69	2.03	1.28
	2.00	-1.05	1.99	-.45	1.98	.14	2.01	.75	2.02	1.35
	1.99	-.99	1.99	-.39	2.01	.21	1.98	.81	2.02	1.41
	2.00	-.93	1.99	-.33	1.99	.27	2.01	.87	1.95	1.48
2PLM a=1.5-2.5, b=(-1.5,+1.5)	1.55	-1.51	2.02	-.74	2.05	-.22	2.05	.28	2.10	.80
	1.69	-1.34	2.09	-.68	2.13	-.17	2.06	.33	2.03	.85
	1.81	-1.21	2.06	-.64	2.12	-.12	2.08	.39	2.08	.91
	1.89	-1.12	1.99	-.59	1.99	-.07	2.06	.44	2.02	.95
	2.00	-1.05	2.04	-.54	2.07	-.02	2.06	.50	1.99	1.00
	2.00	-.99	2.10	-.49	1.96	.03	2.10	.54	2.00	1.07
	2.06	-.94	2.05	-.43	2.06	.08	2.10	.59	1.90	1.13
	2.14	-.89	2.11	-.38	2.04	.13	2.04	.64	1.85	1.20
	2.05	-.84	2.05	-.33	1.99	.18	2.11	.69	1.74	1.31
	2.06	-.80	2.04	-.28	2.13	.24	2.15	.74	1.56	1.51
1PLM a=2, b=(-3,+3)	1.87	-3.06	2.06	-1.74	2.00	-.55	1.99	.66	2.02	1.86
	2.00	-2.84	2.03	-1.63	1.99	-.43	1.97	.78	2.07	1.97
	2.07	-2.68	2.03	-1.51	2.00	-.31	2.01	.91	2.04	2.10
	2.12	-2.57	2.04	-1.39	1.99	-.20	2.00	1.02	2.06	2.22
	2.09	-2.46	2.04	-1.27	2.01	-.07	2.00	1.15	2.08	2.33
	2.12	-2.33	2.01	-1.15	1.98	.05	2.00	1.26	2.08	2.45
	2.07	-2.21	2.01	-1.03	2.02	.17	2.01	1.39	2.07	2.57
	2.05	-2.09	2.01	-.92	1.98	.29	2.00	1.50	2.03	2.70
	2.08	-1.97	2.00	-.79	2.01	.42	2.01	1.63	2.01	2.84
	2.04	-1.86	2.00	-.68	1.98	.54	2.04	1.74	1.82	3.10
2PLM a=1.5-2.5, b=(-1.5,+1.5)	1.48	-3.16	2.09	-1.51	2.01	-.49	2.10	.55	2.15	1.56
	1.67	-2.74	2.13	-1.39	2.04	-.39	2.10	.66	2.10	1.66
	1.76	-2.52	2.07	-1.30	2.04	-.29	2.04	.75	2.10	1.75
	1.85	-2.34	2.11	-1.19	2.08	-.18	2.10	.86	2.08	1.87
	1.97	-2.18	2.08	-1.11	2.07	-.07	2.05	.96	2.14	1.98
	2.03	-2.04	2.11	-1.00	1.96	.03	2.13	1.06	1.99	2.11
	2.01	-1.93	2.14	-.89	2.02	.14	2.07	1.16	1.92	2.26
	2.07	-1.84	2.02	-.81	2.05	.25	2.19	1.26	1.82	2.40
	2.20	-1.71	2.10	-.70	2.05	.34	2.11	1.37	1.72	2.66
	2.09	-1.61	2.12	-.59	2.05	.45	2.13	1.47	1.53	3.06

Tablo 32’de “a” parametre ortalaması iki olan dört farklı temizlenmiş verinin madde parametreleri yer almaktadır. Tablo 32’ye göre diğer “a” parametrelerinde olduğu gibi 2PLM altında uç “b” değerlerinde daha düşük ayırt edici maddeler yer almaktadır. Bu tablolarda da “b” ranjları (-1.5/+1.5) ve (-3/+3)’tür. “b” ranjı (-1.5/+1.5)’ken 1PLM’nin “b” standart sapması (.88), 2PLM’ye (.78) göre daha yüksektir. “b” ranjı (-3/+3)’ken de 1PLM’nin “b” standart sapması(1.76), 2PLM’ye (1.58) göre daha yüksektir.

Tablo 30, 31 ve 32’nin hepsinde 1PLM madde parametrelerinin eşi sayılabilecek 2PLM’ye göre bazı farklar gösterdiği söylenebilir. Bunlar kısaca 1PLM’nin “b” parametre standart sapmasının, 2PLM’ye göre daha yüksek olmasıdır. Bir diğeri de uç “b” değerlerinde 2PLM’de daha düşük ayırt ediciliğe sahip maddelerin yer almasıdır.

Tablo 33’te ise 12 koşul altında üretilen 50 maddelik verilerin maddelerini kolaydan zora sıraladığımızda her bir maddenin doğru yanıtlanma yüzdesine yer verilmiştir. Tablo 33’te de görüldüğü üzere 1PLM verileri eşi 2PLM ye göre uç değerlere daha eğilimlidir. Yani 2PLM’ye kıyasla 1PLM’de kolay maddelere daha çok kişi doğru yanıt vermiş, zor maddelere de daha az kişi doğru yanıt vermiştir.

Tablo 33

## 12 Koşul Altında Üretilen Verilerde Maddelerin Doğru Yanıtlanma Yüzdesi

Maddeler	1plm 1a 1.5b		2plm 1a 1.5b		1plm 1a 3b		2plm 1a 3b		1plm 1.5a 1.5b		2plm 1.5a 1.5b		1plm 1.5a 3b		2plm 1.5a 3b		1plm 2a 1.5b		2plm 2a 1.5b		1plm 2a 3b		2plm 2a 3b	
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
1	78	70	93	83	84	80	97	94	85	82	98	97												
2	77	69	93	81	83	79	96	93	84	80	98	96												
3	76	67	92	81	82	77	96	92	82	78	97	95												
4	75	67	91	80	81	76	95	92	81	77	97	94												
5	74	66	90	78	80	75	94	91	80	76	96	93												
6	73	65	89	77	79	74	93	90	79	75	95	92												
7	72	66	88	78	77	73	92	89	78	74	95	91												
8	71	65	86	75	76	72	91	87	77	73	94	91												
9	70	64	85	75	75	71	90	86	75	71	92	89												
10	69	63	84	75	73	70	89	85	74	70	91	88												
11	68	62	82	73	72	69	87	82	73	69	90	86												
12	67	62	80	72	71	68	85	81	71	68	88	84												
13	65	61	79	71	70	66	83	79	70	67	86	82												
14	64	60	77	69	68	65	82	77	68	65	84	81												
15	63	59	75	67	67	64	79	75	67	65	82	79												
16	62	58	73	67	65	62	77	74	65	63	80	77												
17	61	58	71	64	64	61	75	72	64	62	77	74												
18	60	56	69	63	62	60	72	69	62	60	75	71												
19	58	56	66	60	61	58	69	67	61	59	72	69												
20	57	55	64	59	59	57	67	64	59	58	69	67												
21	56	54	61	58	57	56	64	62	57	56	66	64												
22	55	53	59	56	56	55	61	59	56	55	62	61												
23	53	52	57	54	54	53	57	56	54	54	59	59												
24	52	51	54	52	53	52	55	54	52	52	55	55												
25	51	50	52	51	51	50	51	51	51	51	52	52												
26	50	50	49	49	50	49	49	48	49	49	48	49												
27	48	49	47	47	48	48	45	46	48	48	45	46												
28	47	48	44	45	46	46	42	43	46	47	41	43												
29	46	47	41	44	45	45	39	41	44	45	38	40												
30	45	46	39	42	43	44	36	38	43	44	34	37												
31	44	45	37	40	42	42	33	35	41	42	31	34												
32	42	44	34	39	40	41	30	33	39	41	28	32												
33	41	44	32	37	38	40	27	31	38	40	25	29												
34	40	43	30	36	37	39	25	28	36	38	23	27												
35	39	42	28	33	35	37	22	26	35	37	20	25												
36	37	41	26	32	34	36	20	24	33	36	18	22												
37	36	40	24	31	32	34	18	23	32	34	16	20												
38	35	40	22	29	31	33	16	20	30	33	14	18												
39	34	39	20	27	30	32	14	19	29	32	12	16												
40	33	38	18	26	28	30	13	16	27	31	10	14												
41	32	36	17	24	27	30	11	15	26	29	9	12												
42	30	36	16	25	25	29	10	14	25	28	7	12												
43	29	35	14	24	24	27	8	12	24	27	6	10												
44	28	35	13	23	23	26	7	11	22	26	5	9												
45	27	35	12	22	22	25	6	11	21	25	4	8												
46	26	35	11	22	21	25	6	10	20	24	4	7												
47	25	33	10	19	20	23	5	9	19	22	3	6												
48	24	33	9	19	19	22	4	8	18	21	2	5												
49	23	32	8	19	17	21	4	7	16	20	2	4												
50	22	31	7	17	16	20	3	6	15	18	2	3												

Tablo 33 ve Tablo 29 birlikte değerlendirildiğinde, “*b*” ranjının ve/veya standart sapmasının genişlemesi, veri setlerinin kolay maddelerine neredeyse herkesin doğru yanıt vermesi, zor maddelerine ise neredeyse herkesin yanlış yanıt vermesi ile sonuçlanmıştır.

Tablo 34’te temizlenmiş verilerin farklı alt koşullarda tek ve iki boyut altında açıkladıkları varyanslar verilmiştir.

Tablo 34

*Temizlenmiş Verilerin Tek ve İki Boyutta Açıklanan Varyans Oranları*

	1plm tek boyut	2plm tek boyut	1plm iki boyut	2plm iki boyut
1plm 1a 1.5b	.27		.25/.02	
2plm 1a 1.5b		.27		.27/.02
1plm 1a 3b	.26		.22/.04	
2plm 1a 3b		.27		.26/.02
1plm 1.5a 1.5b	.48		.47/.02	
2plm 1.5a 1.5b		.48		.48/.01
1plm 1.5a 3b	.39		.36/.06	
2plm 1.5a 3b		.43		.42/.03
1plm 2a 1.5b	.64		.64/.01	
2plm 2a 1.5b		.65		.63/.01
1plm 2a 3b	.49		.30/.24	
2plm 2a 3b		.54		.35/.18

Yukarıdaki verilerin hepsi tek boyutlu olarak üretilmiştir. Genel olarak “*a*” parametresinin her düzeyinde “*b*” ranjı (-1.5, +1.5) arasında üretilen verilerin açıklanan varyansları (-3, +3) ranjında üretilenlere göre daha iyi düzeydedir denebilir. Sadece “*a=1*” koşulunda birbirine oldukça yakın sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum (-3, +3) “*b*” ranjının çok geniş olması dolayısıyla özellikle çok zor maddelerde doğru yanıt veren kişi sayısının oldukça az olması, çok kolay maddeleri ise neredeyse bütün kişilerin doğru yanıtlaması sonucu varyansın düşmesinden kaynaklanmış olabilir. Tablo 34’te görüldüğü üzere temiz veri üretiminde “2a” ayırt edicilik ve geniş “*b*” ranjı “(*a=2*, *b=(-3, +3)*)” altında çalışma kapsamında kullanılan kodlar ile tek boyutlu veri elde etmek pek mümkün olmamış veri seti iki boyutlu yapıya da uyumlu olmuştur. Bu koşulda üretilen temiz verilerin faktör yükleri incelendiğinde tek boyutta her bir maddenin birinci boyuta .38 ve üzeri yük verdiği görülmüştür. Temiz verinin iki boyut altında analizinde ise bazı replikasyonlarda en

zor maddeler, bazı replikasyonlarda ise en kolay maddelerden birçoğu ikinci boyuta birinci boyuttan çok daha fazla yük vermiştir. Bu durum ranjin çok geniş olması kaynaklı en zor maddelere 1000 kişiden yaklaşık 40-50 kişinin doğru yanıt vermesi, kolay maddelere ise neredeyse herkesin doğru yanıt vermesi ve veri setinde o maddelerin de ayırt ediciliklerinin yüksek olmaya zorlanmasından kaynaklanmış olabilir. Geniş “b” ranjlarında 1PLM, 2PLM’ye göre ikinci boyuta az da olsa daha fazla yük vermiştir. Bu durum 1PLM’de “b” standart sapmalarının daha yüksek olması ya da 1PLM’de uç maddelerde de veri setinin yüksek ayırt ediciliklere zorlanması kaynaklı oluşmuş olabilir.

1PLM’de maddelerin faktör değerleri uç “b” değerlerinde de yüksek çıkarken 2PLM uç “b” değerlerinde daha düşük “a” parametreleri olacak şekilde tasarlandığı için faktör yükü fazla olan maddeler orta güçlüğe daha yakın olanlardır. Çalışma kapsamında en fazla % 20 uyumsuz kişi temiz verilere eklenmiştir.

Bulguları daha net yorumlayabilmek adına, temizlenmiş verilerin özelliklerine ek olarak bir de tüm uyumsuz yanıt vektörleri % 20 iken tek replikasyon altında, tek boyut için elde edilen faktörlerin en küçük değerleri Tablo 35’te verilmiştir.

Tablo 35

*%20 Uyumsuzluk Koşulunda 6 Farklı Uyumsuz Yanıt Vektörü için Birinci Boyutta En Düşük Faktör Yükleri*

	K15	K	K10	K2	D	F		K15	K	K10	K2	D	F
1plm 1a	.15	.27	.02	.00	.01	.25	2plm 1a	.09	.18	.04	.06	.04	.15
1.5b							1.5b						
1plm 1a	-.20	-.12	-.27	-.33	-.35	-.06	2plm 1a	-.04	.05	-.15	-.18	-.13	.02
3b							3b						
1plm	.22	.43	.13	.01	.01	.32	2plm	.20	.35	.07	.00	.05	.27
1.5a							1.5a						
1.5b							1.5b						
1plm	-.34	-.40	-.34	-.41	-.40	-.26	2plm	-.22	-.13	-.23	-.31	-.32	-.11
1.5a 3b							1.5a 3b						
1plm 2a	.28	.51	.18	.05	.07	.36	2plm 2a	.30	.51	.20	.08	.16	.37
1.5b							1.5b						
1plm 2a	-.39	-.51	-.35	-.39	-.41	-.34	2plm 2a	-.26	-.20	-.24	-.30	-.41	-.16
3b							3b						



Yukarıdaki tabloda görüldüğü üzere (-1.5/+1.5) “b” ranjında en yüksek uyumsuzluk yüzdesi olan %20’de dâhi iki modelde de birinci boyutta eksi faktör yükü gözlenmemiş ve birbirine yakın değerler elde edilmiştir. 1PLM altında 2PLM’ye göre (-3/+3) “b” ranjında mutlak değerce daha büyük eksi faktör yükleri gözlenmiştir. Bu da aşağıda verilecek tablolarda tek faktör altında bu koşullarda açıklanan varyansın azalmaması hatta artmasına neden olan faktörlerden biri olabilir. Fakat eksi faktörler eğer maddeler ters kodlanmadı ise (ki çalışmada böyle bir durum yoktur) istenen bir durum değildir ve ikinci bir boyutun göstergesi olabilir.

%20 uyumsuzluk içeren ve uyumsuz yanıt vektörü içermeyen temiz verilerin tek replikasyon altında, tek boyut için hesaplanan faktör yükleri EK-D’de incelemek isteyenler için yer almaktadır. Üretilen verilerin genel özelliklerinden bazılarını değindikten sonra aşağıda alt problemler kapsamında elde edilen bulgulara geçilebilir.

### **Simülatif Veri Bulgular**

**Alt problem 2’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.** *“MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini farklı “a” ve “b” parametrelerinde nasıl etkilemektedir?”*

Bu alt problem aşağıda altı alt başlık altında incelenmiştir:

**Alt problem 2a’ya ilişkin bulgu ve yorumlar.** *“MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini; “a” parametre ortalaması 1, “b” parametre ranji (-1.5/+1.5) iken nasıl etkilemektedir?”*

Alt problem 2 için uyumsuz kişileri içermeyen temizlenmiş verilere, 6 farklı uyumsuzluk türü (kopya25, random, kopya10, kopya4, dikkatsiz4, karma), üç farklı uyumsuzluk yüzdesinde (%5, %10, %20) eklenerek aşağıdaki tablolar oluşturulmuştur. Alt problem 2 kapsamında elde edilen bulgular incelendikten sonra hepsinin birleştirilmiş hali sayfa 86 ve 87’de incelenebilir.

Tablolar kapsamında yer alan kısaltmalar şunlardır;

- %: 1000 kişilik grubun içinde uyumsuz yüzdesi

- Kopya25: Düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %25'lik maddeye doğru yanıt verme olasılığının artırılması
- Random: Dört kategorili bir bilişsel testte, her maddeye doğru yanıt verme olasılığı .25 olan, rastgele yanıt veren kişiler
- Kopya10: Düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %10 maddeye doğru yanıt verme olasılığının artırılması
- Kopya4: Düşük yetenek ranjından kişilerin en zor iki maddeye doğru yanıt verme olasılığının artırılması
- Dikkatsiz4: Yüksek yetenek ranjından kişilerin en kolay iki maddeye doğru yanıt verme olasılığının düşürülmesi
- Karma: Yukarıda belirlenen uyumsuzluk koşullarının hepsinin aynı yüzdede karışımı
- U1: Model ile uyumsuz kişileri içeren veri seti için tek boyutta açıklanan varyans
- U-F: Model ile uyumsuz kişileri içeren veri setinde, tek boyut altında eksi faktör sayısı
- U 2 boyut: Model ile uyumsuz kişileri içeren veri seti için iki boyutta açıklanan varyans
- T1: Model ile uyumsuz kişilerin veri setinden çıkmasıyla oluşmuş (temizlenmiş) veri seti için tek boyutta açıklanan varyans
- T 2 boyut: Model ile uyumsuz kişilerin veri setinden çıkmasıyla oluşmuş (temizlenmiş) veri seti için iki boyutta açıklanan varyans
- Umin max: Model ile uyumsuz kişileri içeren veri seti için Yerel Bağımlılığın minimum ve maksimum değerleri
- $U > |.20|$ : Model ile uyumsuz kişileri içeren veri setinde yerel bağımlılığın mutlak değeri .20 den büyük olan madde çifti sayısı
- Tmin max: Temizlenmiş veri için Yerel Bağımlılığın minimum ve maksimum değerleri
- $\alpha U$ : Model ile uyumsuz kişileri içeren veri seti için güvenilirlik
- $\alpha T$ : Temizlenmiş veri seti için güvenilirlik

Simülatif verilerin ilk alt probleminde, 1000 kişi, 50 madde, “a” parametre ortalaması 1, “b” ranjı (-1.5/+1.5) için 1PLM ve eşdeğeri 2PLM'nin model ile uyumsuz yanıt vektörlerinden nasıl etkilendiği incelenmiştir.

Aşağıda bulgular 1PLM ve eşdeğeri sayılabilecek 2PLM için alt alta tablolar halinde verilmiştir. Tablolarda her bir sütun için model ile uyumsuz kişilerin en çok etkilediği alt koşul gri arka fon ile işaretlenmiştir.

Tablo 36

*Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM a=1, b=(-1.5,+1.5))*

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
1PLM 50 madde 1000 kişi 1a 1.5b	Kopya25	5	.26	0	.20	.06	.27	.25/.02	-13/.10	0	-13/.09	.90	.91
		10	.25	0	.21	.06	.27		-14/.14	0	-13/.09	.90	.90
		20	.24	0	.22	.06	.27		-16/.20	1	-13/.09	.89	.90
	Random	5	.27	0	.17	.08	.27		-12/.10	0	-13/.09	.91	.91
		10	.27	0	.15	.09	.27		-14/.10	0	-13/.09	.90	.90
		20	.26	0	.18	.09	.27		-16/.14	0	-13/.09	.90	.90
	Kopya10	5	.26	0	.24	.04	.27		-13/.14	0	-13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25	.04	.27		-14/.20	0	-13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25	.04	.27		-16/.29	10	-13/.09	.90	.90
	Kopya4	5	.27	0	.25	.02	.27		-12/.14	0	-13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25	.03	.27		-14/.22	1	-13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25	.03	.27		-17/.35	1	-13/.09	.90	.90
	Dikkatsiz	5	.27	0	.25	.02	.27		-12/.11	0	-13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25	.03	.27		-13/.22	1	-13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25	.03	.27		-17/.35	1	-13/.09	.90	.90
Karma	5	.26	0	.22	.04	.27		-12/.09	0	-13/.09	.90	.91	
	10	.26	0	.19	.06	.27		-13/.10	0	-13/.09	.90	.90	
	20	.25	0	.20	.06	.27		-14/.17	0	-13/.09	.90	.90	

Tablo 37

*Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(.5-1.5), b=(-1.5,+1.5))*

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
2PLM 50 madde 1000 kişi 1a 1.5b	Kopya25	5	.26	0	.20	.05	.27	.27/.02	-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.21	.06	.27		-15/.13	0	-14/.11	.90	.91
		20	.24	0	.22	.06	.27		-17/.18	0	-14/.11	.89	.90
	Random	5	.26	0	.26	.02	.27		-13/.10	0	-14/.11	.90	.91
		10	.26	0	.17	.08	.27		-14/.10	0	-14/.11	.90	.91
		20	.25	0	.15	.10	.27		-16/.13	0	-14/.11	.90	.90
	Kopya10	5	.26	0	.24	.02	.27		-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23	.04	.27		-14/.16	0	-14/.11	.90	.91
		20	.24	0	.23	.04	.27		-17/.24	3	-14/.11	.89	.90
	Kopya4	5	.26	0	.25	.02	.27		-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23	.03	.27		-14/.14	0	-14/.11	.90	.91
		20	.23	0	.21	.04	.27		-18/.22	1	-14/.11	.89	.90
	Dikkatsiz	5	.26	0	.25	.02	.27		-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23	.03	.27		-14/.13	0	-14/.11	.90	.91
		20	.23	0	.21	.04	.27		-17/.23	1	-14/.11	.89	.90
Karma	5	.26	0	.25	.02	.27		-13/.10	0	-14/.11	.90	.91	
	10	.25	0	.19	.06	.27		-13/.11	0	-14/.11	.90	.91	
	20	.23	0	.18	.06	.27		-15/.14	0	-14/.11	.89	.90	

Tablo 36 ve 37 birlikte değerlendirildiğinde, bu koşul altında uyumsuz kişilerin yüksek yüzdede olması 2PLM'yi 1PLM'ye göre tek boyutta daha olumsuz etkilemiş görünmektedir. Yerel Bağımlılık noktasında ise 1PLM, 2PLM'ye göre daha fazla etkilenmiştir. Her iki modelde de en fazla bağımlı madde sayısı Kopya10 (%20) koşulu altında gözlenmiştir. Bir tane bağımlı madde oluşan “kopya4” ve “dikkatsiz4” koşullarındaki (bu iki koşulda da sadece iki madde manipüle edildiği için beklenen bir durum) maddelerde bağımlılık katsayısı olarak en yüksek değer 1PLM (%20) koşulu altında .35 olarak gözlenmiştir. Test güvenilirlikleri bu koşullar altında uyumsuz yanıt vektörlerinden fazla etkilenmemiştir.

***Alt problem 2b'ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM'ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini “a” parametre ortalaması 1, “b” parametre ranjı (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?”

Bu alt problemde 1000 kişi, 50 madde, “a” parametre ortalaması 1, “b” ranjı (-3/+3) için 1PLM ve eşdeğeri 2PLM'nin model ile uyumsuz yanıt vektörlerinden nasıl etkilendiği incelenmiştir.

Aşağıda bulgular 1PLM ve 2PLM için alt alta tablolar halinde verilmiştir. Tablolarda her bir sütun için model ile uyumsuz kişilerin en çok etkilediği alt koşul gri arka fon ile işaretlenmiştir.

Tablo 38

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM,  $a=1$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	U Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
1PLM 50 madde 1000 kişi 1a 3b	Kopya25	5	.23	0	.21	.07	.26	.22/.04	-14/.19	0	-14/.09	.87	.88
		10	.22	0	.21	.09	.26		-15/.27	7	-14/.09	.86	.88
		20	.21	9	.21	.10	.26		-19/.35	38	-14/.09	.84	.88
	Random	5	.25	0	.17	.13	.26		-14/.19	0	-14/.09	.88	.88
		10	.25	0	.21	.12	.26		-19/.25	3	-14/.09	.88	.88
		20	.27	6	.25	.11	.26		-25/.30	24	-14/.09	.89	.88
	Kopya10	5	.25	0	.24	.05	.26		-12/.19	1	-14/.09	.88	.88
		10	.25	2	.25	.05	.26		-14/.32	9	-14/.09	.87	.88
		20	.25	5	.25	.06	.26		-14/.41	10	-14/.09	.86	.88
	Kopya4	5	.26	0	.26	.03	.26		-13/.30	1	-14/.09	.88	.88
		10	.26	2	.26	.04	.26		-13/.41	1	-14/.09	.88	.88
		20	.26	2	.25	.04	.26		-15/.58	1	-14/.09	.87	.88
	Dikkatsiz	5	.25	0	.25	.03	.26		-12/.27	1	-14/.09	.88	.88
		10	.26	2	.26	.04	.26		-13/.44	1	-14/.09	.88	.88
		20	.26	2	.25	.04	.26		-14/.52	1	-14/.09	.87	.88
	Karma	5	.24	0	.20	.07	.26		-12/.14	0	-14/.09	.88	.88
		10	.24	0	.21	.08	.26		-14/.23	1	-14/.09	.88	.88
		20	.23	2	.22	.09	.26		-16/.35	2	-14/.09	.87	.88

Tablo 39

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM,  $a=(-.5-1.5)$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
2PLM 50 madde 1000 kişi 1a 3b	Kopya25	5	.25	0	.20	.06	.26	.26/.02	-14/.12	0	-14/.10	.89	.89
		10	.24	0	.22	.06	.27		-15/.17	0	-14/.10	.88	.89
		20	.23	1	.22	.07	.27		-19/.24	4	-14/.10	.87	.89
	Random	5	.26	0	.17	.09	.26		-13/.10	0	-14/.10	.90	.89
		10	.26	0	.15	.12	.27		-14/.14	0	-14/.10	.90	.89
		20	.27	0	.19	.11	.27		-17/.18	0	-14/.10	.90	.89
	Kopya10	5	.26	0	.25	.03	.26		-14/.13	0	-14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.25	.04	.27		-16/.22	1	-14/.10	.89	.89
		20	.26	3	.26	.05	.27		-18/.32	9	-14/.10	.88	.89
	Kopya4	5	.26	0	.25	.02	.26		-13/.15	0	-14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.26	.03	.27		-14/.23	1	-14/.10	.89	.89
		20	.26	2	.26	.04	.27		-19/.36	2	-14/.10	.89	.89
	Dikkatsiz	5	.26	0	.25	.02	.26		-13/.14	0	-14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.26	.03	.27		-15/.26	1	-14/.10	.89	.89
		20	.26	2	.26	.04	.27		-19/.37	2	-14/.10	.89	.89
	Karma	5	.25	0	.23	.03	.26		-13/.10	0	-14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.20	.06	.27		-13/.12	0	-14/.10	.89	.89
		20	.25	0	.21	.07	.27		-16/.20	0	-14/.10	.89	.89

Bu koşulda ilk duruma göre farklı olan “b” ranjının genişlemesidir. “b” ranjları eşit olan iki modelde, 1PLM’nin “b” parametrelerinin standart sapması 2PLM’ye göre bu durumda da yüksektir (1.83,1.40). Tablolarda ilk göze çarpan “b” ranjının genişlemesi ile özellikle 1PLM’de çok fazla bağımlı madde çiftinin oluşmasıdır (en çok 1PLM kopya25 koşulunda). 2PLM için ise en çok bağımlı madde sayısı bir önceki tablolara benzer şekilde kopya10 da gözlenmiştir. Bir tane bağımlı madde oluşan “kopya4” ve “dikkatsiz4” koşullarındaki maddelerde bağımlılık katsayısı olarak en yüksek değer yine 1PLM (%20) koşulu altında .58 olarak gözlenmiştir. Güvenirlikler dar “b” ranjına göre bir miktar daha fazla düşmüş, uyumsuz yanıt vektörlerinden güvenirliklerin olumsuz etkilenmesi daha yüksek oranlarda olmuştur. En çok da 1PLM “kopya25” (%20) koşulunda bu durum gözlenmiştir. Bu tablolarda “kopya25” dışında uyumsuzluk yüzdesi arttıkça tek boyutta açıklanan varyans neredeyse birçok durumda değişmemiştir. Fakat birinci boyutta gözlenen eksi faktöre sahip madde sayıları dikkate alındığında ve EK-D incelendiğinde aslında manipüle edilen maddelerin faktör yükleri birinci boyutta oldukça düşmüş hatta bazı maddelerde eksi olmuşken ilk boyutta açıklanan varyansın değişmemesi, ilk olarak uyumsuz kişilerin manipüle edilmeyen maddelerdeki faktör yüklerini arttırması ile açıklanabilir. İkinci olarak da özellikle 1PLM’de manipüle edilen maddelerin birinci boyuta kayda değer eksi faktör yükleri olarak yansımalarıdır. 1PLM genel olarak uyumsuz kişilerden 2PLM’ye göre bir miktar daha fazla olumsuz etkilenmiştir (özellikle kopya25 ve karma).

**Alt problem 2c’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.** ““MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini “a” parametre ortalaması 1.5, “b” parametre ranjı (-1.5/+1.5) iken nasıl etkilemektedir?”

Aşağıda bulgular 1PLM ve 2PLM için alt alta tablolar halinde verilmiştir. Tablolarda her bir sütun için model ile uyumsuz kişilerin en çok etkilediği alt koşul gri arka fon ile işaretlenmiştir.

Tablo 40

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM,  $a=1.5$ ,  $b=(-1.5,+1.5)$ )

	%	Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		U1	U - F	U boyut	2	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
1PLM 50 madde 1000 kişi 1.5a 1.5b	Kopya25	5	.45	0	.35	.10	.48	.47/.02	-13/.15	0	-14/.09	.95	.95
		10	.43	0	.37	.11	.48		-15/.20	0	-14/.09	.94	.95
		20	.40	0	.38	.10	.48		-18/.28	24	-14/.09	.94	.95
	Random	5	.46	0	.29	.13	.48		-12/.11	0	-14/.09	.95	.95
		10	.44	0	.23	.18	.48		-14/.15	0	-14/.09	.95	.95
		20	.40	0	.25	.17	.48		-18/.19	0	-14/.09	.94	.95
	Kopya10	5	.46	0	.42	.05	.48		-13/.16	0	-14/.09	.95	.95
		10	.46	0	.44	.06	.48		-14/.26	5	-14/.09	.95	.95
		20	.46	0	.45	.06	.48		-16/.37	10	-14/.09	.95	.95
	Kopya4	5	.47	0	.45	.03	.48		-13/.21	1	-14/.09	.95	.95
		10	.47	0	.46	.04	.48		-15/.37	1	-14/.09	.95	.95
		20	.47	1	.47	.04	.48		-17/.53	1	-14/.09	.95	.95
	Dikkatsiz	5	.47	0	.45	.03	.48		-13/.21	1	-14/.09	.95	.95
		10	.47	0	.46	.04	.48		-14/.36	1	-14/.09	.95	.95
		20	.47	1	.47	.04	.48		-17/.53	1	-14/.09	.95	.95
	Karma	5	.46	0	.42	.11	.48		-13/.11	0	-14/.09	.95	.95
		10	.45	0	.37	.07	.48		-13/.16	0	-14/.09	.95	.95
		20	.43	0	.35	.10	.48		-15/.26	2	-14/.09	.95	.95

Tablo 41

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM,  $a=(1-2)$ ,  $b=(-1.5,+1.5)$ )

	%	Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T		
2PLM 50 madde 1000 kişi 1.5a 1.5b	Kopya25	5	.45	0	.35	.09	.48	.48/.01	-13/.12	0	-14/.10	.95	.95
		10	.44	0	.36	.10	.48		-15/.18	0	-14/.10	.95	.95
		20	.42	0	.38	.10	.48		-19/.26	14	-14/.10	.94	.95
	Random	5	.46	0	.45	.03	.48		-13/.10	0	-14/.10	.95	.95
		10	.45	0	.26	.15	.48		-14/.12	0	-14/.10	.95	.95
		20	.42	0	.24	.17	.48		-16/.17	0	-14/.10	.95	.95
	Kopya10	5	.47	0	.43	.04	.48		-14/.14	0	-14/.10	.95	.95
		10	.46	0	.44	.05	.48		-15/.24	4	-14/.10	.95	.95
		20	.47	0	.46	.06	.48		-18/.37	10	-14/.10	.95	.95
	Kopya4	5	.47	0	.45	.03	.48		-13/.17	0	-14/.10	.95	.95
		10	.47	0	.46	.04	.48		-15/.30	1	-14/.10	.95	.95
		20	.46	0	.46	.04	.48		-18/.46	1	-14/.10	.95	.95
	Dikkatsiz	5	.47	0	.46	.03	.48		-14/.17	0	-14/.10	.95	.95
		10	.47	0	.46	.03	.48		-16/.29	1	-14/.10	.95	.95
		20	.46	0	.46	.04	.48		-19/.46	1	-14/.10	.95	.95
	Karma	5	.46	0	.46	.03	.48		-13/.10	0	-14/.10	.95	.95
		10	.45	0	.39	.06	.48		-13/.14	0	-14/.10	.95	.95
		20	.44	0	.35	.09	.48		-16/.22	1	-14/.10	.95	.95



Bu koşulda “a” parametresinin 1.5’e çıkması ile temizlenmiş veri setlerinin tek boyutta açıklanan varyansı ve güvenilirliği oldukça iyi bir seviyeye çıkmıştır. “b” ranjının da dar ve orta güçlüğü yakın olması ile paralel olarak özellikle 2PLM’de birçok alt durumda yerel bağımlı madde çifti oluşmamıştır. En çok bağımlı madde oluşan durum her iki tabloda da kopya25’te gözlenmiştir. Kopya25 ve random durumları dışında diğer koşullarda tek boyutta açıklanan varyans çok fazla düşmemiştir (ilk boyutta eksi korelasyon oluşmamasına rağmen). Bu durum manipüle edilmeyen maddelerin manipüle edilen kişiler sebebiyle, faktör yüklerinin artmasından kaynaklanmıştır. Çalışma genelinde dar “b” ranjında tek eksi faktör yükü oluşumu bu tablo çiftinden 1PLM’de gözlenmiştir (kopya4, dikkatsiz4 koşullarında). Her iki tabloda da random alt koşulu iki boyutlu veri oluşma noktasında daha eğilimli olmuştur. Fakat EK-D faktör değerleri incelendiğinde random koşulunda basit yapılı bir iki boyut gözlenmediği, maddelerin her iki boyuta da yaklaşık eşit yük verdikleri gözlenmiştir. Diğer koşullarda gözlenen iki boyutlar incelendiğinde ise sonuçların basit yapı sergilediği görülmüştür. Güvenirlik 1a 1.5b alt koşulu ile benzer olarak uyumsuz kişilerden çok az etkilenmiştir.

***Alt problem 2d’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini “a” parametre ortalaması 1.5, “b” parametre ranji (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?”

Tablo 42

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM,  $a=1.5$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlilik			
		%	U1	U -F	U 2 boyut	T1	T 2 Bo yut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
1PLM 50 madde 1000 kişi 1.5a 3b	Kopya25	5	.34	0	.33	.12	.39	.36	-16/.32	12	-16/.11	.91	.92
		10	.33	4	.33	.13	.39	.06	-19/.40	47	-16/.11	.90	.92
		20	.34	10	.33	.13	.39		-23/.46	78	-16/.11	.89	.92
	Random	5	.35	0	.26	.22	.39		-23/.33	15	-16/.11	.92	.92
		10	.34	4	.29	.21	.39		-28/.42	53	-16/.11	.91	.92
		20	.34	9	.33	.18	.39		-31/.45	128	-16/.11	.91	.92
	Kopya10	5	.38	0	.37	.07	.39		-14/.35	8	-16/.11	.91	.92
		10	.38	5	.38	.08	.39		-15/.45	10	-16/.11	.91	.92
		20	.39	5	.38	.07	.39		-15/.51	10	-16/.11	.91	.92
	Kopya4	5	.39	2	.39	.05	.39		-15/.41	1	-16/.11	.92	.92
		10	.40	2	.40	.05	.39		-15/.53	1	-16/.11	.92	.92
		20	.41	2	.40	.04	.39		-15/.63	1	-16/.11	.91	.92
	Dikkatsiz	5	.40	2	.39	.05	.39		-16/.40	1	-16/.11	.92	.92
		10	.40	2	.40	.05	.39		-15/.53	1	-16/.11	.92	.92
		20	.41	2	.40	.04	.39		-15/.64	1	-16/.11	.91	.92
	Karma	5	.36	0	.29	.14	.39		-14/.26	1	-16/.11	.92	.92
		10	.34	1	.31	.15	.39		-17/.37	4	-16/.11	.91	.92
		20	.33	2	.31	.16	.39		-19/.45	16	-16/.11	.91	.92

Tablo 43

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM,  $a=(1-2)$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlilik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Bo yut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
2PLM 50 madde 1000 kişi 1.5a 3b	Kopya25	5	.37	0	.33	.11	.43	.42/	-15/.24	3	-15/.10	.92	.93
		10	.35	0	.34	.12	.42	.03	-19/.33	24	-15/.10	.92	.93
		20	.34	6	.34	.12	.43		-24/.40	71	-15/.10	.91	.93
	Random	5	.38	0	.24	.21	.43		-18/.26	3	-15/.10	.93	.93
		10	.36	0	.27	.20	.42		-22/.33	16	-15/.10	.92	.93
		20	.34	2	.30	.18	.43		-27/.38	58	-15/.10	.92	.93
	Kopya10	5	.41	0	.40	.06	.43		-14/.26	3	-15/.10	.93	.93
		10	.40	1	.40	.07	.42		-16/.38	10	-15/.10	.92	.93
		20	.41	5	.40	.07	.43		-19/.47	10	-15/.10	.92	.93
	Kopya4	5	.42	0	.42	.04	.43		-15/.31	1	-15/.10	.93	.93
		10	.42	2	.42	.04	.42		-17/.48	1	-15/.10	.93	.93
		20	.43	2	.42	.05	.43		-17/.58	1	-15/.10	.93	.93
	Dikkatsiz	5	.42	0	.42	.04	.43		-15/.33	1	-15/.10	.93	.93
		10	.42	2	.42	.05	.42		-16/.48	1	-15/.10	.93	.93
		20	.43	2	.42	.04	.43		-18/.59	1	-15/.10	.93	.93
	Karma	5	.39	0	.31	.12	.43		-14/.19	0	-15/.10	.93	.93
		10	.37	0	.30	.13	.42		-16/.30	2	-15/.10	.92	.93
		20	.36	1	.31	.14	.43		-19/.38	5	-15/.10	.92	.93

Ortalama 1.5 “a” da (-3,+3) “b” ranjında 2PLM altında temizlenmiş veride daha yüksek açıklanan varyans elde edildiği söylenebilir. Tek boyutta açıklanan varyanslar dar “b” ranjına göre iki durumda da düşmüştür. Şimdiye kadar incelenen durumlardan farklı olarak “a’nın” artması, “b” ranjının geniş olması, “b” standart sapmasının daha yüksek olması ile özellikle “random” koşulunda çok fazla bağımlı madde çifti oluşmuştur. Bağımlı madde çifti sayısının çok olduğu “kopya25” ve “random” alt koşulları tek boyutta uyumsuz yanıt vektörlerinden olumsuz etkilenmiş özellikle random koşulunda iki boyuta yatkınlık oldukça artmıştır. Fakat sadece iki maddenin manipüle edildiği “kopya4” ve “dikkatsiz4” koşullarında tek boyutta açıklanan varyans düşmemiş hatta yükselmiş gibi görünmüştür. Gerçek yaşamda daha fazla gözlenme ihtimali olan “karma” durumda ise beklenen gerçekleşmiş ve uyumsuz kişiler testin tek boyut yapısını hem de çok fazla bağımlı madde oluşturmadan oldukça bozmuştur. Güvenirlikler yine genelde fazla etkilenmemiş, en çok 1PLM “kopya25” alt koşulu olumsuz etkilenmiştir.

***Alt problem 2e’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini “a” parametre ortalaması 2, “b” parametre ranjı (-1.5/+1.5) iken 1 nasıl etkilemektedir?”

Tablo 44

*Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM, a=2,b=(-1.5,+1.5))*

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U -	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
1PLM 50 madde 1000 kişi 2a 1.5b	Kopya25	5	.60	0	.45	.14	.64	.64/.01	-13/.17	0	-16/.10	.97	.97
		10	.57	0	.47	.15	.64		-17/.25	7	-16/.10	.96	.97
		20	.53	0	.49	.14	.64		-22/.34	59	-16/.10	.96	.97
	Random	5	.60	0	.43	.15	.64		-13/.13	0	-16/.10	.97	.97
		10	.57	0	.29	.24	.64		-16/.19	0	-16/.10	.96	.97
		20	.52	0	.30	.23	.64		-20/.24	6	-16/.10	.96	.97
	Kopya10	5	.62	0	.55	.07	.64		-14/.18	0	-16/.10	.97	.97
		10	.61	0	.57	.08	.64		-14/.27	7	-16/.10	.97	.97
		20	.60	0	.59	.07	.64		-17/.41	10	-16/.10	.97	.97
	Kopya4	5	.63	0	.61	.04	.64		-15/.26	1	-16/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62	.05	.64		-15/.42	1	-16/.10	.97	.97
		20	.62	0	.62	.05	.64		-16/.58	1	-16/.10	.97	.97
	Dikkatsiz	5	.63	0	.61	.04	.64		-15/.25	1	-16/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62	.05	.64		-15/.41	1	-16/.10	.97	.97
		20	.62	0	.62	.05	.64		-16/.58	1	-16/.10	.97	.97
	Karma	5	.61	0	.56	.06	.64		-13/.12	0	-16/.10	.97	.97
		10	.59	0	.43	.13	.64		-14/.20	1	-16/.10	.97	.97
		20	.56	0	.45	.13	.64		-16/.30	2	-16/.10	.96	.97

Tablo 45

*Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM, a=(1.5-2.5), b=(-1.5,+1.5))*

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlik			
		%	U1	U -	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
2PLM 50 madde 1000 kişi 2a 1.5b	Kopya25	5	.60	0	.45	.13	.65	.63/.01	-14/.16	0	-15/.10	.97	.97
		10	.58	0	.48	.14	.65		-17/.23	3	-15/.10	.97	.97
		20	.56	0	.50	.13	.65		-23/.32	52	-15/.10	.96	.97
	Random	5	.61	0	.60	.04	.65		-13/.12	0	-15/.10	.97	.97
		10	.59	0	.38	.17	.65		-15/.17	0	-15/.10	.97	.97
		20	.55	0	.29	.23	.65		-19/.21	2	-15/.10	.96	.97
	Kopya10	5	.62	0	.56	.06	.65		-14/.16	0	-15/.10	.97	.97
		10	.62	0	.58	.07	.65		-15/.28	6	-15/.10	.97	.97
		20	.62	0	.60	.07	.65		-20/.39	11	-15/.10	.97	.97
	Kopya4	5	.63	0	.61	.04	.65		-14/.22	1	-15/.10	.97	.97
		10	.63	0	.63	.04	.65		-15/.38	1	-15/.10	.97	.97
		20	.64	0	.64	.05	.65		-19/.56	1	-15/.10	.97	.97
	Dikkatsiz	5	.63	0	.61	.04	.65		-14/.24	1	-15/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62	.04	.65		-15/.39	1	-15/.10	.97	.97
		20	.64	0	.64	.05	.65		-19/.55	1	-15/.10	.97	.97
	Karma	5	.62	0	.61	.03	.65		-13/.12	0	-15/.10	.97	.97
		10	.61	0	.54	.07	.65		-14/.18	0	-15/.10	.97	.97
		20	.59	0	.47	.12	.65		-16/.29	2	-15/.10	.97	.97

Bu tablolarda temizlenmiş verilerde iki durumda da açıklanan varyanslar çok çok yakın ve tez kapsamında elde edilen en yüksek değerindedir. Buradan çıkarılabilecek genel sonuç “b” ranjının daralması ve “a” nın artırılması ile daha yüksek açıklanan varyansa sahip verilerin üretilebileceği şeklinde olabilir. Diğer dar “b” ranjlarına benzer olarak ilk boyutta eksi faktör yükleri oluşmamış artan uyumsuzluk yüzdesi ile özellikle 1PLM’de tek boyutta açıklanan varyanslar kademeli olarak düşmüştür.

Diğer tablo çiftlerinden farklı olarak 2PLM altında hiçbir eksi faktör yükü oluşmaz iken “dikkatsiz4” ve “kopya4” de artan uyumsuzluk yüzdesi ile tek boyutta açıklanan varyans bir miktar yükselmiştir. Bu durum, bu defa sadece manipüle edilen kişilerin diğer maddelerdeki faktör yüklerini arttırması ile açıklanabilir. Geniş “b” ranjında daha çok “random” alt koşulunda bağımlı madde çifti oluşurken, mevcut dar “b” ranjında diğerlerine benzer olarak “kopya25” koşulu altında bağımlı madde çifti sayısı artmıştır. Test güvenilirlikleri diğer dar “b” ranjlarına benzer olarak manipülasyondan olumsuz etkilenmemiştir.

***Alt problem 2f’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde, farklı uyumsuzluk türleri (kopya25, kopya10, Kopya4, random, dikkatsiz4 ve karma) ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) testin psikometrik özelliklerini “a” parametre ortalaması 2, “b” parametre ranji (-3/+3) iken nasıl etkilemektedir?”

Tablo 46

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (1PLM,  $a=2$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlilik			
		%	U1	U -F	U 2 boyut	T1	T 2 Boy ut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
1PLM 50 madde 1000 kişi 2a 3b	Kopya25	5	.44	0	.42	.16	.49	.30/	-.18/.44	43	-.14/.30	.93	.94
		10	.43	6	.43	.16	.49		-.24/.49	72	-.14/.30	.92	.94
		20	.43	11	.42	.15	.48	.24	-.17/.53	185	-.14/.30	.91	.94
	Random	5	.41	1	.33	.29	.49		-.31/.50	55	-.14/.30	.93	.94
		10	.39	5	.35	.27	.49		-.34/.54	119	-.14/.30	.93	.94
		20	.39	10	.38	.23	.48		-.35/.53	246	-.14/.30	.92	.94
	Kopya10	5	.47	2	.46	.11	.49		-.15/.44	10	-.14/.30	.93	.94
		10	.48	5	.48	.10	.49		-.17/.52	10	-.14/.30	.93	.94
		20	.49	5	.48	.09	.48		-.19/.59	8	-.14/.30	.93	.94
	Kopya4	5	.49	2	.31	.21	.49		-.14/.46	3	-.14/.30	.94	.94
		10	.50	2	.38	.16	.49		-.15/.54	2	-.14/.30	.94	.94
		20	.50	2	.41	.13	.48		-.16/.62	2	-.14/.30	.93	.94
	Dikkatsiz	5	.49	2	.32	.20	.49		-.14/.46	5	-.14/.30	.94	.94
		10	.50	2	.35	.18	.49		-.15/.56	2	-.14/.30	.94	.94
		20	.51	2	.40	.14	.48		-.16/.63	1	-.14/.30	.93	.94
	Karma	5	.44	0	.35	.22	.49		-.17/.38	15	-.14/.30	.93	.94
		10	.42	2	.38	.21	.49		-.20/.45	26	-.14/.30	.93	.94
		20	.40	4	.39	.20	.48		-.23/.51	59	-.14/.30	.93	.94

Tablo 47

Farklı Uyumsuzluk Türlerinin Test Parametrelerine Etkisi (2PLM,  $a=(1.5-2.5)$ ,  $b=(-3,+3)$ )

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık			Güvenirlilik			
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boy ut	U Min max	U>  .2	T Min max	$\alpha$ U	$\alpha$ T	
2PLM 50 madde 1000 kişi 2a 3b	Kopya25	5	.47	0	.43	.15	.54	.35/	-.17/.31	15	-.16/.16	.94	.95
		10	.46	1	.45	.16	.54		-.23/.42	57	-.16/.16	.94	.95
		20	.44	7	.43	.15	.53	.18	-.28/.48	145	-.16/.16	.93	.95
	Random	5	.46	0	.32	.28	.54		-.24/.41	22	-.16/.16	.94	.95
		10	.43	1	.33	.28	.54		-.29/.47	61	-.16/.16	.94	.95
		20	.39	4	.35	.24	.53		-.31/.49	151	-.16/.16	.93	.95
	Kopya10	5	.51	0	.49	.09	.54		-.16/.35	7	-.16/.16	.94	.95
		10	.52	1	.52	.09	.54		-.18/.44	10	-.16/.16	.94	.95
		20	.51	5	.50	.08	.53		-.20/.54	11	-.16/.16	.94	.95
	Kopya4	5	.53	1	.51	.08	.54		-.16/.39	1	-.16/.16	.95	.95
		10	.54	2	.53	.06	.54		-.17/.51	1	-.16/.16	.95	.95
		20	.54	2	.53	.05	.53		-.17/.62	1	-.16/.16	.94	.95
	Dikkatsiz	5	.53	1	.52	.07	.54		-.16/.42	1	-.16/.16	.95	.95
		10	.54	2	.54	.06	.54		-.17/.52	1	-.16/.16	.95	.95
		20	.54	2	.54	.05	.53		-.16/.62	1	-.16/.16	.94	.95
	Karma	5	.49	0	.36	.20	.54		-.16/.30	2	-.16/.16	.94	.95
		10	.47	1	.38	.20	.54		-.18/.38	7	-.16/.16	.94	.95
		20	.43	2	.38	.19	.53		-.21/.47	25	-.16/.16	.94	.95

Bu tablo çifti için dikkat çeken ilk nokta temizlenmiş veri setlerinin de tek boyuta çok iyi uyum sağlamadığı, iki boyutlu yapı altında da güzel basit yapılar sergilediğidir. Tez kapsamında koşullar ele alındığında en yüksek bağımlı çift sayısına bu tablo çiftinden 1PLM “random” alt koşulunda ulaşıldığı söylenebilir. Mutlak değerce en yüksek bağımlılık düzeyi de yine bu tablo çiftinde “dikkatsiz4” ve “kopya4” de oluşmuştur. Test güvenilirlikleri diğer alt koşullara benzer olarak 1PLM “kopya25” alt koşulunda azalmıştır. Özellikle uyumsuz yanıt vektörleri içeren 1PLM verileri tek boyuta zorlandığında, çok fazla eksi faktör gözlenmiştir.

Simülasyon verileri için bulgular yukarıda tüm madde parametreleri için ayrı ayrı tablolar halinde verilmiştir. Aşağıdaki iki sayfada (Şekil 8 ve Şekil 9) öncelikle çalışma kapsamında dar “*b*” ranjı olarak isimlendirilen (-1.5/+1.5) ranjında simülasyon sonucu elde edilen tüm bulgular bir arada verilmiştir. Sonraki sayfada da geniş “*b*” ranjında (-3/+3) simülasyon sonucu elde edilen bulgular toplu olarak verilmiştir.

1PLM 50 soru 1000 kiji 1a 1.5b												1PLM 50 soru 1000 kiji 1.5a 1.5b												1PLM 50 soru 1000 kiji 2a 1.5b																																																																																																																								
		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik				Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik				Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik																																																																																																								
	%	U1	U-F	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		%	U1	U-F	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		%	U1	U-F	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT																																																																																																													
Karma Durum	Kopya25	5	.26	0	.20	.06	.27	-.13/.10	0	-.13/.09	.90	.91	Kopya25	5	.45	0	.35	.10	.48	-.13/.15	0	-.14/.09	.95	.95	Kopya25	5	.60	0	.45	.14	.64	-.13/.17	0	-.16/.10	.97	.97	Karma Durum	5	.26	0	.22	.06	.27	-.14/.14	0	-.13/.09	.90	.90	Karma Durum	10	.43	0	.37	.11	.48	-.15/.20	0	-.14/.09	.94	.95	Karma Durum	10	.57	0	.47	.15	.64	-.17/.25	7	-.16/.10	.96	.97	Karma Durum	20	.24	0	.22	.06	.27	-.16/.20	1	-.13/.09	.89	.90	Karma Durum	20	.40	0	.38	.10	.48	-.18/.28	24	-.14/.09	.94	.95	Karma Durum	20	.53	0	.49	.14	.64	-.22/.34	59	-.16/.10	.96	.97	Karma Durum	20	.27	0	.17	.08	.27	-.12/.10	0	-.13/.09	.91	.91	Karma Durum	20	.46	0	.29	.13	.48	-.12/.11	0	-.14/.09	.95	.95	Karma Durum	20	.60	0	.43	.15	.64	-.13/.13	0	-.16/.10	.97	.97
		10	.27	0	.15	.09	.27	-.14/.10	0	-.13/.09	.90	.90		10	.44	0	.23	.18	.48	-.14/.15	0	-.14/.09	.95	.95		10	.57	0	.29	.24	.64	-.16/.19	0	-.16/.10	.96	.97																																																																																																												
		20	.26	0	.18	.09	.27	-.16/.14	0	-.13/.09	.90	.90		20	.40	0	.25	.17	.48	-.18/.19	0	-.14/.09	.94	.95		20	.52	0	.30	.23	.64	-.20/.24	6	-.16/.10	.96	.97																																																																																																												
		5	.27	0	.25	.04	.27	-.13/.14	0	-.13/.09	.90	.91		5	.46	0	.42	.05	.48	-.13/.16	0	-.14/.09	.95	.95		5	.62	0	.55	.07	.64	-.14/.18	0	-.16/.10	.97	.97																																																																																																												
		10	.26	0	.24	.04	.27	-.14/.20	0	-.13/.09	.90	.90		10	.46	0	.44	.06	.48	-.14/.26	5	-.14/.09	.95	.95		10	.61	0	.57	.08	.64	-.14/.27	7	-.16/.10	.97	.97																																																																																																												
	20	.25	0	.25	.04	.27	-.16/.29	10	-.13/.09	.90	.90	20	.46	0	.45	.06	.48	-.16/.37	10	-.14/.09	.95	.95	20	.60	0	.59	.07	.64	-.17/.41	10	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	5	.27	0	.25	.02	.27	-.12/.14	0	-.13/.09	.90	.91	5	.47	0	.45	.03	.48	-.13/.21	1	-.14/.09	.95	.95	5	.63	0	.61	.04	.64	-.15/.26	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	10	.26	0	.25	.03	.27	-.14/.22	1	-.13/.09	.90	.90	10	.47	0	.46	.04	.48	-.14/.36	1	-.14/.09	.95	.95	10	.63	0	.62	.05	.64	-.15/.42	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	20	.25	0	.25	.03	.27	-.17/.35	1	-.13/.09	.90	.90	20	.47	1	.47	.04	.48	-.17/.53	1	-.14/.09	.95	.95	20	.62	0	.62	.05	.64	-.16/.58	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	5	.27	0	.25	.02	.27	-.12/.11	0	-.13/.09	.90	.91	5	.47	1	.47	.04	.48	-.17/.53	1	-.14/.09	.95	.95	5	.63	0	.61	.04	.64	-.15/.25	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	10	.26	0	.25	.03	.27	-.13/.22	1	-.13/.09	.90	.90	10	.47	0	.45	.03	.48	-.13/.21	1	-.14/.09	.95	.95	10	.63	0	.62	.05	.64	-.15/.41	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	20	.25	0	.25	.03	.27	-.17/.35	1	-.13/.09	.90	.90	20	.47	0	.46	.04	.48	-.14/.36	1	-.14/.09	.95	.95	20	.62	0	.62	.05	.64	-.16/.58	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	5	.26	0	.22	.04	.27	-.12/.09	0	-.13/.09	.90	.91	5	.46	0	.42	.11	.48	-.13/.11	0	-.14/.09	.95	.95	5	.61	0	.56	.06	.64	-.13/.12	0	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	10	.26	0	.19	.06	.27	-.13/.10	0	-.13/.09	.90	.90	10	.45	0	.37	.07	.48	-.13/.16	0	-.14/.09	.95	.95	10	.59	0	.43	.13	.64	-.14/.20	1	-.16/.10	.97	.97																																																																																																															
	20	.25	0	.20	.06	.27	-.14/.17	0	-.13/.09	.90	.90	20	.43	0	.35	.10	.48	-.15/.26	2	-.14/.09	.95	.95	20	.56	0	.45	.13	.64	-.16/.30	2	-.16/.10	.96	.97																																																																																																															

Şekil 8. Dar “b” (-1.5/+1.5) ranji simülatif veri bulgular



1P1M 50 soru 1000 kişi 1a 3b												1P1M 50 soru 1000 kişi 1.5a 3b												1P1M 50 soru 1000 kişi 2a 3b																							
Açıklanan Varyans						Yerel Bağımlılık						Güvenirlilik						Açıklanan Varyans						Yerel Bağımlılık						Güvenirlilik																	
%	U1	U	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min	U>  .2	U Min max	αU	αT		%	U1	U	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		%	U1	U	U 2 boyut	T1	T 2 boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT													
Karma Durum	Dikkatsiz	Kopya2	Kopya10	Random	Kopya25	5	.23	0	.21	.07	.26	22/.04	-14/19	0	-14/09	.87	.88																														
						10	.22	0	.21	.09	.26																																				
						20	.21	9	.21	.10	.26																																				
						5	.25	0	.17	.13	.26																																				
						10	.25	0	.21	.12	.26																																				
						20	.27	6	.25	.11	.26																																				
						5	.25	0	.24	.05	.26																																				
						10	.25	2	.25	.05	.26																																				
						20	.25	5	.25	.06	.26																																				
						5	.26	0	.26	.03	.26																																				
						10	.26	2	.26	.04	.26																																				
						20	.26	2	.25	.04	.26																																				
						5	.25	0	.25	.03	.26																																				
						10	.26	2	.26	.04	.26																																				
						20	.26	2	.25	.04	.26																																				
						5	.24	0	.20	.07	.26																																				
						10	.24	0	.21	.08	.26																																				
						20	.23	2	.22	.09	.26																																				

Şekil 9. Geniş "b" (-3/+3) ranjı simülatif veri bugular

Şekil 8.'de görüldüğü üzere dar “*b*” ranjında güvenilirlikler çok fazla etkilenmemiştir. Ayrıca bu ranjda (-1.5/+1.5 *b*) artan uyumsuzluk yüzdesi ile birinci boyutta eksi faktör neredeyse hiç gözlenmemiştir. “*a*” parametresinin artması ile daha çok 1PLM’de olmak üzere yerel bağımlı madde çifti sayısı artmıştır. Bu ranjda artan uyumsuzluk yüzdesi ile birinci boyutta eksi faktör oluşmamasına rağmen açıklanan varyansın arttığı durumlar olmuştur. Bu durum, model ile uyumsuz kişilerin manipüle edilmeyen maddelerin varyansını arttırması sebebiyle oluşmuştur. Çünkü manipüle edilen maddelerin faktör yükleri her ne kadar eksi olmasa da sıfıra oldukça yaklaşmıştır.

Şekil 9.’da yer alan geniş “*b*” ranji incelendiğinde, dar “*b*” ranjına benzer olarak artan “*a*” parametresi ile yerel bağımlı madde çifti artmıştır. Hatta “*b*” ranji genişleyince, dar “*b*” ranjına göre küçük “*a*” parametrelerinde de çok fazla bağımlı madde çifti oluştuğu görülmüştür. İki tablodan çıkarılabilecek genel yorum “*b*” ranjının, “*b*” standart sapmasının (1PLM’de yüksek), ve “*a*” parametre değerlerinin artması ile daha çok bağımlı madde çifti oluşmuştur. Bu durumda en çok bağımlı madde çifti 1PLM “ $2a$ ” ve “ $(-3/+3b)$ ”de görülmüştür.

Geniş “*b*” ranjında özellikle 1PLM, “kopya25” alt koşulunda güvenilirlikler daha fazla etkilenmiş ve düşmüştür. Geniş “*b*” ranjında artan uyumsuzluk yüzdesi ile daha çok 1PLM’de olmak üzere, birinci boyutta çokça eksi faktör oluşmuştur. Bazı alt koşullarda uyumsuz kişilerin artması ile (%5, %10, %20) tek boyutta açıklanan varyansın artma durumu gözlenmiştir. Hatta bazı alt koşullarda uyumsuz kişi içeren verilerin temiz verilere göre birinci boyutta daha çok açıklanan varyansa sahip olduğu görülmüştür. Bu durum geniş “*b*” ranjında uyumsuz kişilerin manipüle edilmeyen maddelerin varyansını arttırması ve birinci boyutta oluşan eksi faktörler sebebiyle oluşmuştur. Birleştirilen her alt tabloda (hem dar “*b*” ranjında, hem geniş “*b*” ranjında) ikinci boyuta en çok yük verme “random” alt koşulu altında gözlenmiştir.

Simülatif veriler ile elde edilen bulgular, “*b*” parametresi ve “*a*” parametresi temelli incelendikten sonra ayrıca aşağıda her bir uyumsuzluk türü için ayrı ayrı incelenmiştir.

**Alt problem 3'e ilişkin bulgu ve yorumlar.** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM'ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranjı  $[(-1.5/+1.5), (-3/+3)]$  ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; farklı uyumsuzluk türleri altında nasıl etkilenmektedir?

Bu alt problem altı alt başlık altında incelenmiştir.

**Alt problem 3a'ya ilişkin bulgu ve yorumlar.** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM'ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranjı  $[(-1.5/+1.5), (-3/+3)]$  ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Kopya25” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Kopya25” düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %25'lik maddeye (50 maddelik test için yaklaşık 12 madde) doğru yanıt verme olasılığının artırılması ile oluşturulmuştur. Aşağıda yer alan Tablo 47 ve 48'de 50 maddelik testi alan uyumsuz yanıt vektörüne sahip kişilerin son 12 maddesinde manipülasyon yapılmıştır. Bu tablolarda bulgular 1PLM ve eşdeğeri sayılabilecek 2PLM için alt alta verilmiştir. Tablolar bundan önce yer alan 6 alt problemdeki ilgili satırlardan kopyalandığı için alındığı tabloda en çok etkilenen alt koşul, gri arka fonla işaretli olarak kalmıştır.

Tablo 48

*“Kopya25” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya25)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U -F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
1PLM Kopya25	1a/ 1.5b	5	.26	0	.20	.06	.27	.25/.02	-13/.10	0	-13/.09	.90	.91
		10	.25	0	.21	.06	.27		-14/.14	0	-13/.09	.90	.90
		20	.24	0	.22	.06	.27		-16/.20	1	-13/.09	.89	.90
	1a/ 3b	5	.23	0	.21	.07	.26	.22/.04	-14/.19	0	-14/.09	.87	.88
		10	.22	0	.21	.09	.26		-15/.27	7	-14/.09	.86	.88
		20	.21	9	.21	.10	.26		-19/.35	38	-14/.09	.84	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.45	0	.35	.10	.48	.47/.02	-13/.15	0	-14/.09	.95	.95
		10	.43	0	.37	.11	.48		-15/.20	0	-14/.09	.94	.95
		20	.40	0	.38	.10	.48		-18/.28	24	-14/.09	.94	.95
	1.5a/ 3b	5	.34	0	.33	.12	.39	.36/.06	-16/.32	12	-16/.11	.91	.92
		10	.33	4	.33	.13	.39		-19/.40	47	-16/.11	.90	.92
		20	.34	10	.33	.13	.39		-23/.46	78	-16/.11	.89	.92
	2a/ 1.5b	5	.60	0	.45	.14	.64	.64/.01	-13/.17	0	-16/.10	.97	.97
		10	.57	0	.47	.15	.64		-17/.25	7	-16/.10	.96	.97
		20	.53	0	.49	.14	.64		-22/.34	59	-16/.10	.96	.97
	2a/ 3b	5	.44	0	.42	.16	.49	.30/.24	-18/.44	43	-14/.30	.93	.94
		10	.43	6	.43	.16	.49		-24/.49	72	-14/.30	.92	.94
		20	.43	11	.42	.15	.48		-17/.53	185	-14/.30	.91	.94

Tablo 49

*“Kopya25” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya25)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U -F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
2PLM Kopya25	1a/ 1.5b	5	.26	0	.20	.05	.27	.27/.02	-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.21	.06	.27		-15/.13	0	-14/.11	.90	.91
		20	.24	0	.22	.06	.27		-17/.18	0	-14/.11	.89	.90
	1a/ 3b	5	.25	0	.20	.06	.26	.26/.02	-14/.12	0	-14/.10	.89	.89
		10	.24	0	.22	.06	.27		-15/.17	0	-14/.10	.88	.89
		20	.23	1	.22	.07	.27		-19/.24	4	-14/.10	.87	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.45	0	.35	.09	.48	.48/.01	-13/.12	0	-14/.10	.95	.95
		10	.44	0	.36	.10	.48		-15/.18	0	-14/.10	.95	.95
		20	.42	0	.38	.10	.48		-19/.26	14	-14/.10	.94	.95
	1.5a/ 3b	5	.37	0	.33	.11	.43	.42/.03	-15/.24	3	-15/.10	.92	.93
		10	.35	0	.34	.12	.42		-19/.33	24	-15/.10	.92	.93
		20	.34	6	.34	.12	.43		-24/.40	71	-15/.10	.91	.93
	2a/ 1.5b	5	.60	0	.45	.13	.65	.63/.01	-14/.16	0	-15/.10	.97	.97
		10	.58	0	.48	.14	.65		-17/.23	3	-15/.10	.97	.97
		20	.56	0	.50	.13	.65		-23/.32	52	-15/.10	.96	.97
	2a/ 3b	5	.47	0	.43	.15	.54	.35/.18	-17/.31	15	-16/.16	.94	.95
		10	.46	1	.45	.16	.54		-23/.42	57	-16/.16	.94	.95
		20	.44	7	.43	.15	.53		-28/.48	145	-16/.16	.93	.95

Tablo 48 ve 49 birlikte değerlendirildiğinde, “Kopya25” alt koşulunda 1PLM’de 2PLM’ye göre daha çok birinci boyutta eksi faktör ve yerel bağımlı madde oluşmuştur. 1PLM güvenilirlik bakımından da 2PLM’den daha çok etkilenmiştir. Ayrıca (-3/+3) “b” ranjında güvenilirlikler daha çok etkilenmiş görünmektedir. “Kopya25” deki hiçbir alt koşulda uyumsuzluk içeren veri setleri tek boyutta daha yüksek açıklanan varyansa sahip olmamıştır. Artan uyumsuzluk yüzdesi ile neredeyse bütün alt koşullarda tek boyutta açıklanan varyanslar kademeli olarak düşmüştür.

***Alt problem 3b’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranji [(-1.5/+1.5), (-3/+3)] ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Random” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Random” koşulu dört kategorili bir bilişsel testte, her maddeye doğru yanıt verme olasılığı .25 olan, rastgele yanıt veren kişilerden oluşmaktadır. 50 maddelik bir testte bu alt koşulda oluşturulan kişilerin ortalaması 12 doğru yanıt civarındadır. Bu koşul Kopya25’e benzerlik göstermekle birlikte, bu alt koşulda uyumsuz kişiler için orta güçlükteki maddelerde de manipülasyon yapıldığı dikkate alınmalıdır. Aşağıda bulgular Random koşulu için 1PLM ve 2PLM için alt alta tablolar halinde verilmiştir.

Tablo 50

*“Random” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Random)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U -F	U 2 boyut		T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
1PLM Random	1a/ 1.5b	5	.27	0	.17	.08	.27	.25/	-12/.10	0	-13/.09	.91	.91
		10	.27	0	.15	.09	.27	.02	-14/.10	0	-13/.09	.90	.90
		20	.26	0	.18	.09	.27		-16/.14	0	-13/.09	.90	.90
	1a/ 3b	5	.25	0	.17	.13	.26	.22/	-14/.19	0	-14/.09	.88	.88
		10	.25	0	.21	.12	.26	.04	-19/.25	3	-14/.09	.88	.88
		20	.27	6	.25	.11	.26		-25/.30	24	-14/.09	.89	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.46	0	.29	.13	.48	.47/	-12/.11	0	-14/.09	.95	.95
		10	.44	0	.23	.18	.48	.02	-14/.15	0	-14/.09	.95	.95
		20	.40	0	.25	.17	.48		-18/.19	0	-14/.09	.94	.95
	1.5a/ 3b	5	.35	0	.26	.22	.39	.36/	-23/.33	15	-16/.11	.92	.92
		10	.34	4	.29	.21	.39	.06	-28/.42	53	-16/.11	.91	.92
		20	.34	9	.33	.18	.39		-31/.45	128	-16/.11	.91	.92
	2a/ 1.5b	5	.60	0	.43	.15	.64	.64/	-13/.13	0	-16/.10	.97	.97
		10	.57	0	.29	.24	.64	.01	-16/.19	0	-16/.10	.96	.97
		20	.52	0	.30	.23	.64		-20/.24	6	-16/.10	.96	.97
	2a/ 3b	5	.41	1	.33	.29	.49	.30/	-31/.50	55	-14/.30	.93	.94
		10	.39	5	.35	.27	.49	.24	-34/.54	119	-14/.30	.93	.94
		20	.39	10	.38	.23	.48		-35/.53	246	-14/.30	.92	.94

Tablo 51

*“Random” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Random)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U - F	U 2 boyut		T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
2PLM Random	1a/ 1.5b	5	.26	0	.26	.02	.27	.27/	-13/.11	0	-14/.11	.90	.91
		10	.26	0	.17	.08	.27	.02	-15/.13	0	-14/.11	.90	.91
		20	.25	0	.15	.10	.27		-17/.18	0	-14/.11	.89	.90
	1a/ 3b	5	.26	0	.17	.09	.26	.26/	-13/.10	0	-14/.10	.90	.89
		10	.26	0	.15	.12	.27	.02	-14/.14	0	-14/.10	.90	.89
		20	.27	0	.19	.11	.27		-17/.18	0	-14/.10	.90	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.46	0	.45	.03	.48	.48/	-13/.10	0	-14/.10	.95	.95
		10	.45	0	.26	.15	.48	.01	-14/.12	0	-14/.10	.95	.95
		20	.42	0	.24	.17	.48		-16/.17	0	-14/.10	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.38	0	.24	.21	.43	.42/	-18/.26	3	-15/.10	.93	.93
		10	.36	0	.27	.20	.42	.03	-22/.33	16	-15/.10	.92	.93
		20	.34	2	.30	.18	.43		-27/.38	58	-15/.10	.92	.93
	2a/ 1.5b	5	.61	0	.60	.04	.65	.63/	-13/.12	0	-15/.10	.97	.97
		10	.59	0	.38	.17	.65	.01	-15/.17	0	-15/.10	.97	.97
		20	.55	0	.29	.23	.65		-19/.21	2	-15/.10	.96	.97
	2a/ 3b	5	.46	0	.32	.28	.54	.35/	-24/.41	22	-16/.16	.94	.95
		10	.43	1	.33	.28	.54	.18	-29/.47	61	-16/.16	.94	.95
		20	.39	4	.35	.24	.53		-31/.49	151	-16/.16	.93	.95

Tablo 50 ve 51 birlikte değerlendirildiğinde “Random” uyumsuzluk türünde güvenilirliklerin hiçbir alt koşulda çok etkilenmediği görünmektedir. Kopya25’e benzer olarak Random koşulunda da 1PLM’de daha çok birinci boyutta eksi faktör ve yerel bağımlı madde oluşmuştur. 1a/3b “Random” alt koşulu hariç diğer bütün madde parametrelerinde artan uyumsuzluk türü ile birinci boyutta açıklanan varyans kademeli olarak düşmüştür. “Random” uyumsuzluk türü bütün madde parametrelerinde diğer uyumsuzluk türlerinden daha çok iki boyuta yatkın olmuştur. Fakat EK-D’de yer alan faktör yükleri incelendiğinde, bu oluşan iki boyutların basit yapı sergilemediği maddelerin iki boyuta da eşit yük verdikleri görülmüştür.

***Alt problem 3c’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranji  $[(-1.5/+1.5), (-3/+3)]$  ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Kopya10” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Kopya10” düşük yetenek ranjından kişilerin en zor %10’luk maddeye (50 maddelik test için 5 madde) doğru yanıt verme olasılığının artırılması ile oluşturulmuştur. Aşağıda yer alan Tablo 51 ve 52’de 50 maddelik testi alan uyumsuz yanıt vektörlerine sahip kişiler için son 5 maddede manipülasyon yapılmıştır. “Kopya10” için bulgular 1PLM ve 2PLM için alt alta tablolar halinde verilmiştir.

Tablo 52

*“Kopya10” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya10)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
1PLM kopya10	1a/ 1.5b	5	.26	0	.24	.04	.27	.25/	-.13/.14	0	-.13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25	.04	.27	.02	-.14/.20	0	-.13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25	.04	.27		-.16/.29	10	-.13/.09	.90	.90
	1a/ 3b	5	.25	0	.24	.05	.26	.22/	-.12/.19	1	-.14/.09	.88	.88
		10	.25	2	.25	.05	.26	.04	-.14/.32	9	-.14/.09	.87	.88
		20	.25	5	.25	.06	.26		-.14/.41	10	-.14/.09	.86	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.46	0	.42	.05	.48	.47/	-.13/.16	0	-.14/.09	.95	.95
		10	.46	0	.44	.06	.48	.02	-.14/.26	5	-.14/.09	.95	.95
		20	.46	0	.45	.06	.48		-.16/.37	10	-.14/.09	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.38	0	.37	.07	.39	.36/	-.14/.35	8	-.16/.11	.91	.92
		10	.38	5	.38	.08	.39	.06	-.15/.45	10	-.16/.11	.91	.92
		20	.39	5	.38	.07	.39		-.15/.51	10	-.16/.11	.91	.92
	2a/ 1.5b	5	.62	0	.55	.07	.64	.64/	-.14/.18	0	-.16/.10	.97	.97
		10	.61	0	.57	.08	.64	.01	-.14/.27	7	-.16/.10	.97	.97
		20	.60	0	.59	.07	.64		-.17/.41	10	-.16/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.47	2	.46	.11	.49	.30/	-.15/.44	10	-.14/.30	.93	.94
		10	.48	5	.48	.10	.49	.24	-.17/.52	10	-.14/.30	.93	.94
		20	.49	5	.48	.09	.48		-.19/.59	8	-.14/.30	.93	.94

Tablo 53

*“Kopya10” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya10)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlilik		
		U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
2PLM Kopya10	1a/ 1.5b	5	.26	0	.24	.02	.27	.27/	-.13/.11	0	-.14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23	.04	.27	.02	-.14/.16	0	-.14/.11	.90	.91
		20	.24	0	.23	.04	.27		-.17/.24	3	-.14/.11	.89	.90
	1a/ 3b	5	.26	0	.25	.03	.26	.26/	-.14/.13	0	-.14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.25	.04	.27	.02	-.16/.22	1	-.14/.10	.89	.89
		20	.26	3	.26	.05	.27		-.18/.32	9	-.14/.10	.88	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.47	0	.43	.04	.48	.48/	-.14/.14	0	-.14/.10	.95	.95
		10	.46	0	.44	.05	.48	.01	-.15/.24	4	-.14/.10	.95	.95
		20	.47	0	.46	.06	.48		-.18/.37	10	-.14/.10	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.41	0	.40	.06	.43	.42/	-.14/.26	3	-.15/.10	.93	.93
		10	.40	1	.40	.07	.42	.03	-.16/.38	10	-.15/.10	.92	.93
		20	.41	5	.40	.07	.43		-.19/.47	10	-.15/.10	.92	.93
	2a/ 1.5b	5	.62	0	.56	.06	.65	.63/	-.14/.16	0	-.15/.10	.97	.97
		10	.62	0	.58	.07	.65	.01	-.15/.28	6	-.15/.10	.97	.97
		20	.62	0	.60	.07	.65		-.20/.39	11	-.15/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.51	0	.49	.09	.54	.35/	-.16/.35	7	-.16/.16	.94	.95
		10	.52	1	.52	.09	.54	.18	-.18/.44	10	-.16/.16	.94	.95
		20	.51	5	.50	.08	.53		-.20/.54	11	-.16/.16	.94	.95



Kopya10 genel olarak incelendiğinde diğer uyumsuzluk türlerine benzer olarak 1PLM’de daha çok birinci boyutta eksi faktör yükü olduğu gözlenebilir. Bu koşulda da güvenilirlikler çok fazla etkilenmemiş en fazla .02 düşüş olmuştur. Yerel bağımlıklar genel olarak 1PLM’de daha çok oluşmuş fakat 2a/3b 1PLM alt koşulunda beklenen dışı bir durum olmuş ve artan uyumsuz yanıt vektörüne sahip kişi ile bağımlı madde artmamış hatta azalmıştır. Bu durum o alt koşulun temiz verilerinin de çok fazla bağımlı madde içermesinden kaynaklı oluşmuş olabilir.

***Alt problem 3d’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranjı [(-1.5/+1.5), (-3/+3)] ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Kopya4” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Kopya4” düşük yetenek ranjından kişilerin en zor iki maddeye doğru yanıt verme olasılığının artırılması ile oluşturulmuştur. Aşağıda yer alan Tablo 53 ve 54’te 50 maddelik testi alan uyumsuz yanıt vektörüne sahip kişilerin son iki maddesinde manipülasyon yapılmıştır.

Tablo 54

*“Kopya4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Kopya4)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlik		
		U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
1PLM Kopya4	1a/ 1.5b	5	.27	0	.25	.02	.27	.25/	-.12/.14	0	-.13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25	.03	.27	.02	-.14/.22	1	-.13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25	.03	.27		-.17/.35	1	-.13/.09	.90	.90
	1a/ 3b	5	.26	0	.26	.03	.26	.22/	-.13/.30	1	-.14/.09	.88	.88
		10	.26	2	.26	.04	.26	.04	-.13/.41	1	-.14/.09	.88	.88
		20	.26	2	.25	.04	.26		-.15/.58	1	-.14/.09	.87	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.47	0	.45	.03	.48	.47/	-.13/.21	1	-.14/.09	.95	.95
		10	.47	0	.46	.04	.48	.02	-.15/.37	1	-.14/.09	.95	.95
		20	.47	1	.47	.04	.48		-.17/.53	1	-.14/.09	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.39	2	.39	.05	.39	.36/	-.15/.41	1	-.16/.11	.92	.92
		10	.40	2	.40	.05	.39	.06	-.15/.53	1	-.16/.11	.92	.92
		20	.41	2	.40	.04	.39		-.15/.63	1	-.16/.11	.91	.92
	2a/ 1.5b	5	.63	0	.61	.04	.64	.64/	-.15/.26	1	-.16/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62	.05	.64	.01	-.15/.42	1	-.16/.10	.97	.97
		20	.62	0	.62	.05	.64		-.16/.58	1	-.16/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.49	2	.31	.21	.49	.30/	-.14/.46	3	-.14/.30	.94	.94
		10	.50	2	.38	.16	.49	.24	-.15/.54	2	-.14/.30	.94	.94
		20	.50	2	.41	.13	.48		-.16/.62	2	-.14/.30	.93	.94

Tablo 55

*“Kopya4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Kopya4)*

	%	Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlik		
		U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT		
2PLM Kopya4	1a/ 1.5b	5	.26	0	.25	.02	.27	.27/	-.13/.11	0	-.14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23	.03	.27	.02	-.14/.14	0	-.14/.11	.90	.91
		20	.23	0	.21	.04	.27		-.18/.22	1	-.14/.11	.89	.90
	1a/ 3b	5	.26	0	.25	.02	.26	.26/	-.13/.15	0	-.14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.26	.03	.27	.02	-.14/.23	1	-.14/.10	.89	.89
		20	.26	2	.26	.04	.27		-.19/.36	2	-.14/.10	.89	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.47	0	.45	.03	.48	.48/	-.13/.17	0	-.14/.10	.95	.95
		10	.47	0	.46	.04	.48	.01	-.15/.30	1	-.14/.10	.95	.95
		20	.46	0	.46	.04	.48		-.18/.46	1	-.14/.10	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.42	0	.42	.04	.43	.42/	-.15/.31	1	-.15/.10	.93	.93
		10	.42	2	.42	.04	.42	.03	-.17/.48	1	-.15/.10	.93	.93
		20	.43	2	.42	.05	.43		-.17/.58	1	-.15/.10	.93	.93
	2a/ 1.5b	5	.63	0	.61	.04	.65	.63/	-.14/.22	1	-.15/.10	.97	.97
		10	.63	0	.63	.04	.65	.01	-.15/.38	1	-.15/.10	.97	.97
		20	.64	0	.64	.05	.65		-.19/.56	1	-.15/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.53	1	.51	.08	.54	.35/	-.16/.39	1	-.16/.16	.95	.95
		10	.54	2	.53	.06	.54	.18	-.17/.51	1	-.16/.16	.95	.95
		20	.54	2	.53	.05	.53		-.17/.62	1	-.16/.16	.94	.95

“Kopya4” koşulu altında neredeyse bütün alt koşullarda en yüksek yerel bağımlılık düzeyine ulaşmış maddeler yer almaktadır. Güvenirlikler “Kopya4” manipülasyonu altında neredeyse hiç etkilenmemiş en büyük düşüş .01 düzeyinde olmuştur. Birinci boyutun açıkladığı varyans “Kopya4” koşulunda neredeyse hiç düşmemiş hatta bazı alt koşullarda uyumsuz kişiler arttıkça açıklanan varyans artmıştır. Fakat oluşan birinci boyutlar ayrı ayrı incelendiğinde manipüle edilen son iki maddenin faktör yüklerinin düştüğü fakat uyumsuz kişiler sebebiyle manipüle edilmeyen 48 maddenin faktör yüklerinin arttığı görülmüştür.

***Alt problem 3e’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.*** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranji  $[(-1.5/+1.5), (-3/+3)]$  ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Dikkatsiz4” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Dikkatsiz4” alt koşulu yüksek yetenek ranjından kişilerin en kolay iki maddeye doğru yanıt verme olasılığının düşürülmesi ile oluşturulmuştur. “Dikkatsiz4’ün” sonuçları “Kopya4” ile benzerlik göstermektedir. Çünkü iki durumda da uyumsuz yanıt vektörüne sahip kişileri oluşturmak için iki maddede manipülasyon yapılmıştır. Aşağıda bulgular “Dikkatsiz4” için 1PLM ve 2PLM için verilmiştir.

Tablo 56

**“Dikkatsiz4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Dikkatsiz4)**

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık				Güvenirlilik	
		%	U1	U -F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min Max	U>  .2	T Min max	αU	αT
1PLM Dikkatsiz4	1a/ 1.5b	5	.27	0	.25 .02	.27	.25/	-.12/.11	0	-.13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.25 .03	.27	.02	-.13/.22	1	-.13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.25 .03	.27		-.17/.35	1	-.13/.09	.90	.90
	1a/ 3b	5	.25	0	.25 .03	.26	.22/	-.12/.27	1	-.14/.09	.88	.88
		10	.26	2	.26 .04	.26	.04	-.13/.44	1	-.14/.09	.88	.88
		20	.26	2	.25 .04	.26		-.14/.52	1	-.14/.09	.87	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.47	0	.45 .03	.48	.47/	-.13/.21	1	-.14/.09	.95	.95
		10	.47	0	.46 .04	.48	.02	-.14/.36	1	-.14/.09	.95	.95
		20	.47	1	.47 .04	.48		-.17/.53	1	-.14/.09	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.40	2	.39 .05	.39	.36/	-.16/.40	1	-.16/.11	.92	.92
		10	.40	2	.40 .05	.39	.06	-.15/.53	1	-.16/.11	.92	.92
		20	.41	2	.40 .04	.39		-.15/.64	1	-.16/.11	.91	.92
	2a/ 1.5b	5	.63	0	.61 .04	.64	.64/	-.15/.25	1	-.16/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62 .05	.64	.01	-.15/.41	1	-.16/.10	.97	.97
		20	.62	0	.62 .05	.64		-.16/.58	1	-.16/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.49	2	.32 .20	.49	.30/	-.14/.46	5	-.14/.30	.94	.94
		10	.50	2	.35 .18	.49	.24	-.15/.56	2	-.14/.30	.94	.94
		20	.51	2	.40 .14	.48		-.16/.63	1	-.14/.30	.93	.94

Tablo 57

**“Dikkatsiz4” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Dikkatsiz4)**

		Açıklanan Varyans					Yerel Bağımlılık				Güvenirlilik	
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT
2PLM Dikkatsiz4	1a/ 1.5b	5	.26	0	.25 .02	.27	.27/	-.13/.11	0	-.14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.23 .03	.27	.02	-.14/.13	0	-.14/.11	.90	.91
		20	.23	0	.21 .04	.27		-.17/.23	1	-.14/.11	.89	.90
	1a/ 3b	5	.26	0	.25 .02	.26	.26/	-.13/.14	0	-.14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.26 .03	.27	.02	-.15/.26	1	-.14/.10	.89	.89
		20	.26	2	.26 .04	.27		-.19/.37	2	-.14/.10	.89	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.47	0	.46 .03	.48	.48/	-.14/.17	0	-.14/.10	.95	.95
		10	.47	0	.46 .03	.48	.01	-.16/.29	1	-.14/.10	.95	.95
		20	.46	0	.46 .04	.48		-.19/.46	1	-.14/.10	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.42	0	.42 .04	.43	.42/	-.15/.33	1	-.15/.10	.93	.93
		10	.42	2	.42 .05	.42	.03	-.16/.48	1	-.15/.10	.93	.93
		20	.43	2	.42 .04	.43		-.18/.59	1	-.15/.10	.93	.93
	2a/ 1.5b	5	.63	0	.61 .04	.65	.63/	-.14/.24	1	-.15/.10	.97	.97
		10	.63	0	.62 .04	.65	.01	-.15/.39	1	-.15/.10	.97	.97
		20	.64	0	.64 .05	.65		-.19/.55	1	-.15/.10	.97	.97
	2a/ 3b	5	.53	1	.52 .07	.54	.35/	-.16/.42	1	-.16/.16	.95	.95
		10	.54	2	.54 .06	.54	.18	-.17/.52	1	-.16/.16	.95	.95
		20	.54	2	.54 .05	.53		-.16/.62	1	-.16/.16	.94	.95

“Dikkatsiz4” koşulu altında küçük farklılıklar olsa da birçok açıdan “Kopya4’de” elde edilen bulgulara benzer sonuçlar görülmektedir.

**Alt problem 3f’ye ilişkin bulgu ve yorumlar.** “MTK modellerinden 1PLM ve 2PLM’ye uyumlu üretilen verilerde; “a” parametre ortalaması (1,1.5 ve 2); “b” parametre ranji  $[(-1.5/+1.5), (-3/+3)]$  ve uyumsuz kişi yüzdeleri (%5, %10, %20) iken test psikometrik özellikleri; “Karma” uyumsuzluk türü altında nasıl etkilenmektedir?”

“Karma” alt koşulu tez kapsamında incelenen uyumsuzluk türlerinin aynı yüzdede karışımı ile oluşturulmuştur. Aşağıda “Karma” alt koşulu için bulgular 1PLM ve 2PLM için verilmiştir.

Tablo 58

*“Karma” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (1PLM Karma)*

		Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlik		
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
1PLM Karma	1a/ 1.5b	5	.26	0	.22	.04	.27	.25/	-.12/.09	0	-.13/.09	.90	.91
		10	.26	0	.19	.06	.27	.02	-.13/.10	0	-.13/.09	.90	.90
		20	.25	0	.20	.06	.27		-.14/.17	0	-.13/.09	.90	.90
	1a / 3b	5	.24	0	.20	.07	.26	.22/	-.12/.14	0	-.14/.09	.88	.88
		10	.24	0	.21	.08	.26	.04	-.14/.23	1	-.14/.09	.88	.88
		20	.23	2	.22	.09	.26		-.16/.35	2	-.14/.09	.87	.88
	1.5a/ 1.5b	5	.46	0	.42	.11	.48	.47/	-.13/.11	0	-.14/.09	.95	.95
		10	.45	0	.37	.07	.48	.02	-.13/.16	0	-.14/.09	.95	.95
		20	.43	0	.35	.10	.48		-.15/.26	2	-.14/.09	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.36	0	.29	.14	.39	.36/	-.14/.26	1	-.16/.11	.92	.92
		10	.34	1	.31	.15	.39	.06	-.17/.37	4	-.16/.11	.91	.92
		20	.33	2	.31	.16	.39		-.19/.45	16	-.16/.11	.91	.92
	2a/ 1.5b	5	.61	0	.56	.06	.64	.64/	-.13/.12	0	-.16/.10	.97	.97
		10	.59	0	.43	.13	.64	.01	-.14/.20	1	-.16/.10	.97	.97
		20	.56	0	.45	.13	.64		-.16/.30	2	-.16/.10	.96	.97
	2a / 3b	5	.44	0	.35	.22	.49	.30/	-.17/.38	15	-.14/.30	.93	.94
		10	.42	2	.38	.21	.49	.24	-.20/.45	26	-.14/.30	.93	.94
		20	.40	4	.39	.20	.48		-.23/.51	59	-.14/.30	.93	.94

Tablo 59

*“Karma” Uyumsuzluk Türünün Farklı Madde Parametrelerinde Test Parametrelerine Etkisi (2PLM Karma)*

		Açıklanan Varyans				Yerel Bağımlılık					Güvenirlik		
		%	U1	U - F	U 2 boyut	T1	T 2 Boyut	U Min max	U>  .2	T Min max	αU	αT	
2PLM Karma	1a/ 1.5b	5	.26	0	.25	.02	.27	.27/	-.13/.10	0	-.14/.11	.90	.91
		10	.25	0	.19	.06	.27	.02	-.13/.11	0	-.14/.11	.90	.91
		20	.23	0	.18	.06	.27		-.15/.14	0	-.14/.11	.89	.90
	1a / 3b	5	.25	0	.23	.03	.26	.26/	-.13/.10	0	-.14/.10	.89	.89
		10	.26	0	.20	.06	.27	.02	-.13/.12	0	-.14/.10	.89	.89
		20	.25	0	.21	.07	.27		-.16/.20	0	-.14/.10	.89	.89
	1.5a/ 1.5b	5	.46	0	.46	.03	.48	.48/	-.13/.10	0	-.14/.10	.95	.95
		10	.45	0	.39	.06	.48	.01	-.13/.14	0	-.14/.10	.95	.95
		20	.44	0	.35	.09	.48		-.16/.22	1	-.14/.10	.95	.95
	1.5a/ 3b	5	.39	0	.31	.12	.43	.42/	-.14/.19	0	-.15/.10	.93	.93
		10	.37	0	.30	.13	.42	.03	-.16/.30	2	-.15/.10	.92	.93
		20	.36	1	.31	.14	.43		-.19/.38	5	-.15/.10	.92	.93
	2a/ 1.5b	5	.62	0	.61	.03	.65	.63/	-.13/.12	0	-.15/.10	.97	.97
		10	.61	0	.54	.07	.65	.01	-.14/.18	0	-.15/.10	.97	.97
		20	.59	0	.47	.12	.65		-.16/.29	2	-.15/.10	.97	.97
	2a / 3b	5	.49	0	.36	.20	.54	.35/	-.16/.30	2	-.16/.16	.94	.95
		10	.47	1	.38	.20	.54	.18	-.18/.38	7	-.16/.16	.94	.95
		20	.43	2	.38	.19	.53		-.21/.47	25	-.16/.16	.94	.95

“Karma” alt kořulu gerek yařam verilerinde olduka fazla gzlenebilir. ünkü bir veri setine karıřan uyumsuz yanıt vektrleri hem kopya hem dikkatsizlik hem de rastgele yanıt kaynaklı olabilir. Hatta birok farklı sebeple de uyumsuz yanıt vektrleri veri setlerinde bulunabilir. “Karma” kořulu altında artan uyumsuzluk yzdesi ile birinci boyutta aıklanan varyansların kademeli olarak dřtğ gvenirliklerin ise bu durumdan ok etkilenmediği grlmektedir.

Bu blmde bulgular alt problemler kapsamında verilmiřtir. Ařağıda bulgulardan ıkarılabilecek zet yorumlar, diğerk alıřmalarla benzer noktalar ve arařtırmacılara verilebilecek neriler yer almaktadır.

## Bölüm 5

### Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Bu bölümde ilk olarak araştırma sonucunda elde edilen bulgular özetlenmiştir. Sonrasında bulgular alan yazındaki benzer çalışmalarla birlikte tartışılmıştır. Son olarak da uygulayıcılara ve ileriki araştırmalara yönelik önerilere yer verilmiştir.

#### Sonuçlar

Tablolar ayrı ayrı yorumlandıktan sonra genel yorumlara ulaşmak adına bu bölümde maddeler halinde özet sonuçlar verilmiştir.

1. Yüksek “a” (2) ve geniş “b” ranjı (-3,+3) durumunda tek boyutlu üretilmiş temizlenmiş veriler dâhi 2 boyuta eğilimli olmuştur. Bazı replikasyonlar altında en zor maddeler ikinci boyuta yük verirken, bazı replikasyonlarda en kolay maddeler ikinci boyuta yük vermiştir. Bu durum özellikle 1PLM’de (b standart sapmasının daha yüksek olması ya da verinin uç “b” değerlerinde de yüksek ayırt ediciliklere zorlanması nedeniyle olabilir) daha baskın olmuştur. Temizlenmiş verilerin yerel bağımlılıklarının belirlendiği sütundan da bu verilerde dâhi .30 düzeyine çıkan bağımlı maddeler olduğu görülebilir. Bu da ikinci bir boyuta işaret eder.
2. Çalışma kapsamında üretilen simülatif verilerde, örneğin “Kopya4” koşulunda, her ne kadar manipülasyon iki madde kapsamında yapılmış görünse de asıl olarak kişi bazında uyumsuzluk oluşturulduğu için bütün maddelerin bu kişilerden etkilendiğini vurgulamak gerekir. Model ile uyumsuz kişiler bazı alt koşullarda manipüle edildikleri maddelerdeki faktör yüklerini olumsuz etkilerken, diğer maddelerin faktör yüklerini olumlu etkilemiş ve yükseltmişlerdir.
3. Çalışma kapsamında doğrudan manipüle edilen maddeler (örneğin, “Kopya4” son iki madde) arasında pozitif yerel bağımlılıklar oluşmuş ve o maddelerin birinci boyuttaki faktör yükleri düşmüş, hatta bazı durumlarda negatif olmuştur. Bununla birlikte doğrudan manipüle edilmeyen fakat eklenen uyumsuz kişiler dolayısıyla etkilenen maddelerin birçoğunun birinci boyuttaki faktör yükleri az da olsa yükselmiştir. Bu durum, oluşan mutlak değerce küçük ama negatif yerel bağımlılıklar dolayısıyla oluşmuş olabilir.



4. Her üç “a” parametresi içinde yerel bağımlı madde sayısı (özellikle kopya25 ve random koşullarında) “b” ranjı (-3,+3) olduğunda daha çok artmıştır. Fakat bu artış en çok “a” parametresi 2 olduğunda gözlenmiş; bunu sırasıyla 1.5 ve 1 “a” izlemiştir. Ayrıca 1PLM altında 2PLM’ye göre daha çok yerel bağımlı madde oluşma eğilimi gözlenmiştir.
5. Uyumsuz kişiler dolayısıyla bağımlı madde oluşma durumu “a” parametresinin yükselmesinden ve “b” ranjının ve standart sapmasının artmasından oldukça fazla etkilenmiş görünmektedir.
6. Genel olarak test güvenilirliği “b” ranjı dar olduğunda hiçbir koşul altında çok fazla düşmemiştir (düşüş en fazla .01 olmuş). “b” ranjının geniş olduğu durumlarda her alt koşulda en çok düşüş kopya25 %20’lik uyumsuz yanıt,1PLM altında olmuş (.03-.04 lük bir düşüş), diğer koşullarda yine bariz bir düşüş gözlenmemiştir.
7. Özellikle “Kopya4” ve “Dikkatsiz4” koşulları altında test parametreleri tek boyut altında açıklanan varyanslar bakımından etkilenmemiş görülmektedir (2PLM 1a, 1.5b hariç). Bu koşullar 50 maddelik bir testte sadece iki maddenin manipüle edilmesi ile oluşturulmuştur. Fakat manipülasyon kişi bazında yapıldığı için bütün madde istatistikleri bu uyumsuz kişilerden etkilenmiştir. Bu koşullarda eklenen uyumsuz kişiler diğer 48 maddenin birinci boyuttaki faktör yüklerinin artmasına neden olmuştur. Bu sebeple tek boyutta açıklanan varyans özellikle geniş “b” ranjında temizlenmiş veri durumuna göre düşmemiş, hatta yükselmiştir. Fakat faktör bazında yapılar ayrı ayrı incelendiğinde manipüle edilen iki madde bariz şekilde ikinci boyuta yük vermiş, birinci boyutla olumlu bir faktör yükü sergilememiştir. “Kopya4” koşulunda uyumsuz olarak eklenen kişiler, kolay maddelerde genellikle 0 puanı almış, en zor iki maddede çoğunlukla 1 almış kişilerdir. Bu kişiler kolay maddelerin kendi arasındaki korelasyonunu da arttırdığı için özellikle ilk boyutta o maddelerin daha iyi çalışmış gibi görünmesine neden olmuştur. Bu durumun tersi kaynaklı aynı etki “Dikkatsiz4” koşulu altında da gözlenmiştir. Bu koşullarda iki madde tek boyut altında hesaplanan yerel bağımlılığı yüksek düzeyde arttırmıştır. Bu iki madde ikinci bir boyutu ölçerken, uyumsuz yanıt vektörü gösteren kişiler dolayısıyla manipüle edilmeyen maddelerin birinci boyuttaki faktör yükleri artmıştır.

8. Uyumsuz yanıt vektörlerinin olması durumunda (-3, +3) “b” ranjı yerel bağımlılığa çok açıktır. Bu ranjda bağımlı madde çifti en çok “Random” daha sonra “Kopya25” koşullarında olmak üzere oldukça çoktur. (-1.5, +1.5) “b” ranjında bağımlı madde çifti oluşma durumu çok fazla değildir. Ayrıca bu ranjda en çok bağımlı madde çifti “Random’da” gözlenmemiş, “Kopya25’de” gözlenmiştir. “Random” koşulunda dar “b” ranjında, geniş “b” ranjındaki durumun aksine çok fazla bağımlı madde çifti oluşmamıştır.
9. Bağımlılık düzeyinin çok arttığı durumlar (.50’nin üzerine çıktığı), “Kopya4” ve “Dikkatsiz4” koşulları altında oluşmuştur. Yüksek düzeyde bağımlı olan bu iki madde kabul edilebilir düzeyde bir ikinci boyut oluşturmuştur.
10. “Random” koşulunda test diğer koşullara göre 2 boyuta daha fazla eğilimlidir. Fakat faktör yapıları ayrı ayrı incelendiğinde bu koşulda iki boyut altında güzel bir faktör yapısı sergilenmediği (basit yapı elde edilmemiştir), orta güçlükteki maddelerin her iki boyuta da yaklaşık eşit yük verdiği gözlenmiştir. “Kopya25”, “Kopya4”, “Kopya10” ve “Dikkatsiz4” koşullarının her birinde ise iki boyut altında yapılan analizlerde faktör yapısı basit yapıya uygun olacak şekilde bir durum sergilemiş, maddelerin her iki boyuta da yük verme durumu bu koşullarda gözlenmemiştir. Örneğin, “Kopya25” koşulunda sınır çok net olmuş, sadece son 12 madde bariz ikinci boyuta yük verirken, ilk 38 maddenin faktör yükleri temizlenmiş veri setine oranla da yükselmiştir.
11. (-1.5/+1.5) “b” ranjında uyumsuz yanıt vektörlerinin artması ile neredeyse hiçbir tabloda birinci boyutta eksi faktör yükü gözlenmemiştir (Sadece 1.5a 1plm “Dikkatsiz4” ve “Kopya4” koşullarında 1’er eksi faktör gözlenmiştir).
12. (-1.5/+1.5) “b” ranjında uyumsuz yanıt vektörlerinin artması ile eksi faktör yükü neredeyse hiç gözlenmediği için artan uyumsuzluk yüzdesi ile birinci boyutta açıklanan varyansta düşme beklenmiştir. Fakat örneğin; 2a 1.5b 2PLM de birinci boyutta eksi faktör gözlenmemesine rağmen %20 uyumsuz yanıt vektörü koşulunda açıklanan varyans %5 ve %10’a göre bir miktar artış göstermiştir. Bu da manipüle edilen iki maddenin birinci boyutta yüklerinin 0’a yaklaşmasına rağmen gerçekleşmiştir. Bu da manipüle edilen kişilerin, geri kalan 48 maddenin birinci boyuttaki faktör yüklerini arttırma eğilimi gösterebileceğinin bir örneğidir.
13. Geniş “b” ranjı her durumda ikinci boyuta dar “b” ranjına göre daha yatkın olmuş uyumsuz yanıt vektörleri çok daha rahat ikinci bir boyut, birinci boyutta

eksi faktör yükleri ve fazlaca bağımlı madde çifti oluşturmuştur. Fakat asıl dikkat çeken, “2a” altında geniş “b” ranjında uyumsuz yanıt vektörü içermeyen veri setlerinin dâhi tek boyutlu üretilmelerine rağmen iki boyut altında yapılan analizlerde ikinci boyuta yüksek faktör yükleri verdiğinin gözlenmesidir. Bu verilerin her bir maddede doğru yanıt verme yüzdesi incelendiğinde uç “b” değerlerinde çok az varyans gösterdiği, zor maddelere neredeyse herkesin yanlış, kolaylara ise neredeyse herkesin doğru yanıt verdiği gözlenmiştir.

14. Gerçek yaşamda gözlenme ihtimali fazla olan “Karma” uyumsuzluk durumunda, uyumuz kişilerin artması neredeyse her tabloda tek boyut yapısını kademeli olarak bozmuştur (1a 3b, 2plm hariç).
15. Dar “b” ranjında (-1.5,+1.5) veri setinin %5 uyumsuzluk içermesi durumunda yerel bağımlılıkların minimum ve maksimum değerleri çok çok az değişmiştir. Yerel bağımlılıklarda çok fazla değişim gözlenmeyen bu alt koşulların neredeyse hepsinde testin tek boyutta açıklanan varyansı düşmüştür.
16. Mutlak değerce en büyük yerel bağımlılıklar her zaman 1PLM “Kopya4” ve “Dikkatsiz4” alt koşullarında gözlenmiştir.
17. Dar “b” ranjında “Rastgele” yanıtta yerel bağımlı madde birçok alt koşulda neredeyse hiç oluşmamıştır. Oluştugu durumlarda da az miktarda ve 3b ranji ile kıyaslanamayacak kadar az olmuştur.
18. Negatif bağımlılığa en yatkın alt koşul 1PLM, 2a, (-3,+3) “b” ranji “Rastgele” yanıt verme olmuştur.

## Tartışma

Bir testi oluşturan maddelerin tek boyutluluğu ihlal etmesi altında birçok sebep olabilir. Reise ve Waller’a (1993) göre bu sebepler arasında sıklıkla gözden kaçırılan bir tanesi, madde setinin kişilerin büyük bir çoğunluğunda tek bir gizil değişkeni ölçerken, geriye kalan küçük bir grubun yanıt vektörlerinin tek faktör modeli ile tutarsız olmasıdır. Bu da bu kişileri tek faktör modeline göre model ile uyumsuz yapar. Mevcut çalışmanın gerçek veri kısmında da gözlendiği üzere 3 boyut önerilen bir veri setinden model ile uyumsuz 27 kişinin çıkarılması ile veri seti tek boyutluluğa daha iyi uyum sağlar duruma gelebilir. Alan yazında da gerçek verilerde uyumsuz kişilerin veriden çıkarılmasının testin psikometrik özelliklerini

olumlu etkilediğini gösteren çalışmalar mevcuttur (Schmitt ve diğ., 1999; Conijn, Emons ve Sijtsma, 2014; Patton ve diğ., 2019). Çalışma kapsamında ele alınan gerçek veri seti, çalışmadaki simülasyon koşullarından 2PLM; 1.5a ve (-1.5,+1.5)b ranji; karma, random veya kopya25 durumu; %5 uyumsuzluk yüzdesi ile benzer sonuçlar göstermiştir. Niketim simülasyon koşullarında bu alt durumda testin varyansı (.2-.3) iyileşme göstermiş yerel bağımlılıklar ve güvenilirlik çok fazla etkilenmemiştir. Benzer durum mevcut çalışmadaki gerçek veride de gözlenmiştir. Hotiu (2006) çalışmasında gerçek yaşam durumlarında uç “b” parametrelerinde düşük “a” parametreleri elde edildiğini vurgulamıştır. Bu çalışmada ki gerçek veride de özellikle 15’inci madde de bu durum gözlenmiştir. Çok zor olarak sınıflandırılabilir 15’inci maddenin “a” parametresi oldukça düşüktür.

Mousavi, Cui ve Rogers, (2019) kişi-uyum indekslerinde her veri için farklı kesme puanlarının uygulanması gerektiğini önermiştir. Bu çalışmada uygulanan gerçek veri setinde de (tek boyut altında da, üç boyut altında da) veri için uygun kesme puanı “PerFIT” paketi yardımı ile simülasyon sonucu bulunarak işlem yapılmıştır. Patton vd. (2019) uyumsuz kişiler sebebiyle yanlış kestirilen madde parametrelerinin iyileştirilmesi için iteratif yöntemlerin kişi-uyum indekslerinin gücünü arttırdığını vurgulamıştır. Mevcut çalışma kapsamında da iteratif temizleme ile kişi-uyum indekslerinin gücünün arttığı, artan güç ile daha çok kişinin uyumsuz olarak sınıflandırılması sonucu testten çıkarıldığı belirlenmiştir. Gerçek veride her ne kadar iteratif yöntemde test varyansının daha çok arttığı bulunsada, bunun daha çok kişiyi model ile uyumsuz olarak sınıflandırması ile sonuçlandığını unutmamak gerekir. İteratif yöntem veri setinden çok fazla kişi çıkarmak istenmiyor ise tercih edilmeyebilir.

Mevcut çalışmanın simülasyon kısmına gelinecek olursa, alan yazında model ile uyumsuz yanıt vektörlerinin farklı türlerinin (kopya, dikkatsizlik, rastgele yanıt, karma) testin psikometrik özelliklerini nasıl etkilediğini karşılaştıran, bire bir ilişkili çalışma bulunamamıştır. Alan yazında kişi-uyum indekslerinin testin psikometrik özelliklerine etkisi daha çok “rastgele” yanıt verme durumu simüle edilerek incelenmiştir (Tatsuka ve Tatsuka, 1982; Reise ve Waller, 1993; Ferrando, 2004; Jin, Chen ve Wang, 2018; Patton ve diğerleri, 2019).

Jin, Chen ve Wang (2018) likert tipi ölçeklerde “rastgele” yanıt verme durumunun farklı simülatif koşullarda test parametrelerine etkisini, parametrelerin

yanlılık ve RMSE değerlerini belirleyerek karşılaştırmıştır. Ulaştıkları sonuç veri setinde “rastgele” yanıt veren kişi yüzdesinin ve “a” parametresinin artması oranında madde parametrelerinin uyumsuz yanıt vektörlerinden daha fazla etkilendiği yönündedir. Jin, Chen ve Wang (2018) çalışmalarında “b” parametre ranjını sabit tutmuşlardır. Bu tez kapsamında da benzer sınırlama yapıp; “b” parametresi sabit (-1.5,+1.5) ve rastgele yanıt verme alt koşulu incelendiğinde “a” parametresi ve uyumsuz yanıt yüzdesi artıkça birinci boyutta açıklanan varyansın kademeli olarak daha fazla etkilendiği gözlenmiştir. Diğer bir deyişle rastgele yanıt verme alt koşulunda sabit “a” parametrelerinde uyumsuzluk yüzdesi artıkça (%5,%10,%20) açıklanan varyans kademeli olarak düşmüş, bu düşüş “a” parametresinin de artması ile daha çok olmuştur.

Tatsuka ve Tatsuka (1982) tek boyutluluğu bozan uyumsuz yanıt vektörlerinin ICI kişi-uyum indeksine göre testten çıkarılmasının testin boyutluluğunu olumlu etkileyeceğini vurgulamıştır. Fakat yazarlar çıkarılacak kişi sayısının çok büyük yüzdelerde olmaması gerektiğini, eğer büyük yüzdede bir kişi çıkarma söz konusu olursa testin varyansının olumsuz etkilenmesi sonucu tek boyutluluğun yine zarar görebileceğini vurgulamışlardır. Mevcut tez kapsamında da uyumsuz yanıt vektörlerinin testin boyut yapısını değiştirdiği, asıl durumdan uzaklaştırdığı sonucuna ulaşılmıştır.

Patton vd. (2019) yaptıkları çalışmada “rastgele” yanıt verme durumunda kişi-uyum indekslerini kullanmanın madde parametrelerine etkisini incelemiştir. Yazarlar uyumsuz yanıt vektörlerini testten çıkardıktan sonra elde edilen madde parametrelerinde, madde parametre yanlılıklarının azaldığını gözlemlerken, madde parametre standart hatalarının bu durumdan çok fazla etkilenmediğini gözlemlemişlerdir. Bu tez kapsamında elde edilen bulgularda da (özellikle rastgele yanıt verme alt koşulu sınırlamasında incelediğimizde) test güvenilirlikleri temizleme sürecinden çok etkilenmezken, testin tek boyutta açıkladığı varyans (geçerlik) temizleme işleminden olumlu etkilenmiştir. Bu sonuçlar Patton vd. (2019) ile tutarlıdır.

Çalışma kapsamından ulaşılabilecek bir sonuç da boyutluluk ve yerel bağımlılık arasında bir ilişkinin varlığının gözlenmesidir. Uyumsuz yanıt vektörlerinin testin genel olarak tek boyutluluğunu bozduğu ve yerel bağımlılık oluşturduğu çalışma genelinde elde edilen bir bulgudur. Fakat çalışma kapsamında tek

boyutluluk bozulurken bazı alt koşullarda yerel bağımlı madde oluşturarak (YB>.20) bazılarında ise kayda değer yükseklikte yerel bağımlı madde oluşturmadan bu durum ortaya çıkmıştır. Uyumsuz kişiler her zaman kayda değer büyüklükte yerel bağımlı madde çifti oluşturur şeklinde kesin bir kanıda olmak doğru olmayabilir. Özellikle uyumsuz yanıt vektörü oluşturan kişiler test içinde düşük yüzdede yer alıyor, testi oluşturan maddelerin “b” ranjı dar ve test maddelerinin “a” parametresi düşük, testi oluşturan madde sayısı fazla ise bu kişiler madde bazında bir etki gösterme konusunda zayıf kalabilir.

Yerel bağımsızlığın test parametrelerinden etkilendiğini gösteren birçok çalışma literatürde mevcuttur. Christensen, Makransky ve Horton (2017), çalışmalarında yerel bağımlılığın madde sayısından, kişi sayısından ve madde parametrelerinden etkilendiğini, bu sebeple her test için sabit bir kesme puanı (örneğin, >|.20|) alınmasının doğru olmadığını vurgulanmıştır. Bu çalışma kapsamında simülatif verilerde her ne kadar madde ve kişi sayısı sabit tutulsa da “a” parametresinin artması ve “b” ranjının ve standart sapmasının artması ile simülatif verilerde daha çok yerel bağımlı madde gözlenmiştir. Hatta yüksek “a” parametresi geniş “b” ranjı altında temizlenmiş ve tek boyutta üretilmiş veri setlerinde dâhi bağımlılığın .30'lara ulaştığı gözlenmiştir. Mevcut çalışma kapsamında test uzunluğu fazla (50 madde), kişi sayısı görece fazla (1000 kişi) olarak sabitlendiği için bulgular genelinde özellikle negatif Q3'ler çok yüksek düzeylere ulaşmamış olabilir. Çünkü Q3 istatistiği korelasyon temelli bir istatistiktir ve kişi ve madde sayısından etkilenmektedir. Çalışmanın kuramsal bölümünde daha az maddeli “dikkatsiz” kişilerin yerel bağımlılığı nasıl etkilediği ile ilgili küçük bir örnek verilmiştir. Bu kısa ve küçük örneklemler yerel bağımlılığa daha açık olmuştur denebilir.

Chen ve Wang (2007), test kapsamındaki negatif düşük Q3'lerin (-.20 den daha az) göz ardı edilmesinin “a” parametrelerini olduğundan daha yüksek, “b” parametrelerini ise olduğundan daha düşük kestirilmesine neden olabileceğini vurgulamıştır. Pozitif yüksek Q3'leri göz ardı etmek ise “a” parametrelerinin olduğundan daha düşük, “b” parametrelerinin olduğundan daha yüksek kestirilmesine neden olabilir (Chen ve Wang,2007). “a” parametresi sıklıkla madde kalitesinin göstergesi olarak kullanıldığı için, “a” parametrelerinin yanlı olarak kestirilmediğinden emin olmak gerekir (Embretson ve Reise, 2000; Hambleton ve

Swaminathan, 1985). Mevcut çalışma kapsamında da uyumsuz kişiler dolayısıyla maddeler arasında yerel bağımlılık olduğu birçok alt koşulda gözlenmiştir. Bu nedenle uyumsuz kişiler sebebiyle yerel bağımlılık oluşuyor ise yanlılığı önlemek adına uyumsuz yanıt vektörlerini testten çıkarmak daha elzem hale gelebilir.

Makransky ve Horton da (2017) yerel bağımlılığın mutlak değerinin azalan kişi ve azalan madde sayısı ile arttığını vurgulamaktadır. Marais (2013) ise 20 maddeden az testlerde yerel bağımlılığı artıkların korelasyonu temelinde değerlendirmenin çok da güvenilir olmayabileceğini vurgulamışlardır. Bu sebeple Marais (2013), artıkların korelasyonunu test genelinden elde edilecek bir ortalama artık korelasyonuna göre değerlendirmenin daha doğru olabileceğini vurgulamıştır. Bu noktalar göz önüne alınır ise madde ve kişi sayısından etkilenme olasılığı yüksek yerel bağımlılığın, daha kısa ve kişi sayısı az simülasyon koşullarında uyumsuz kişiler dolayısıyla nasıl değiştiğini karşılaştırmak başka bir araştırmanın konusu olabilir.

Yerel bağımlılık alan yazında genel olarak her ne kadar madde bazında bir zayıflık olarak görünse de, bu çalışma kapsamında da gözlemediği gibi bağımlılığın sorumlusu uyumsuz yanıt vektörleri (kişiler) de olabilir. Bu sebeple çalışmalarda öncelikle kişi bazında uyumsuzluğun incelenip uyumsuz kişilerin testten çıkarılması ile yerel bağımlılıkların tekrar incelenmesi, eğer model ile uyumsuz kişilerin çıkarılması sorunu çözümüyor ise madde bazında çıkarma veya düzeltme gibi işlemlere gidilmesi önerilebilir.

Alan yazında yerel bağımlılığın madde, kişi ve test parametrelerinde ve test eşitlemede hatalı sonuçlara neden olduğunu vurgulayan birçok çalışma mevcuttur (Chen ve Thissen, 1997; Sireci, Thissen, ve Wainer, 1991; Spray ve Ackerman, 1987; Thissen, Steinberg, ve Mooney, 1989; Yen, 1984, 1993). Chen ve Wang (2007), madde çiftleri arasında oluşan yerel bağımlılığı dikkate almamanın madde ve kişi parametrelerinin doğru kestirilmesine engel olduğunu, test bilgi fonksiyonu ve test eşitlemede de hatalara neden olabildiğini belirtmektedir. Chen ve Wang (2007), yerel bağımlılığın test geçerliğini ciddi şekilde tehdit ettiğini ve eğer karşılaşılabir ise uygun bir şekilde bu durumdan kurtulmak gerektiğini vurgulamıştır. Bu çalışmada da yerel bağımlılığın artması durumlarında testin tek boyutluluğunun olumsuz etkilendiği, artan uyumsuzluk yüzdesi ile kademeli olarak daha fazla bağımlı madde çifti olduğu gözlenmiştir. Artan bağımlı madde sayısı ile doğru

orantılı olarak testin tek boyutta açıkladığı varyans düşmüş, düşmediği nadir durumlarda da bunun ilk boyutta oluşan eksi faktör yükü ile açıklanabileceği düşünülmüştür. Fakat bazı alt koşullarda, 2PLM, 2a, (-1.5,+1.5) “b” ranjında olduğu gibi, beklenen durumun aksine bir durum oluşmuş, artan uyumsuzluk yüzdesi ile ilk boyutta eksi faktör yükü oluşmazken, tek boyutta açıklanan varyans yükselmiştir. Bu da özellikle kopya4 ve dikkatsiz alt koşullarında oluşmuştur. Bu durum manipüle edilen iki maddenin birinci boyutta faktör yüklerinin artan uyumsuz yanıt vektörleri ile doğru orantılı olarak azalması, fakat bu kişilerin diğer 48 maddenin birinci boyuttaki faktör yüklerini arttırması ile mümkün olmuştur. Bu bulgu yerel bağımlılık kapsamında düşünüldüğünde sebebinin negatif bağımlılıklar olabileceği düşünülebilir. Bu durumun ileriki çalışmalarda araştırılması önerilebilir.

Mevcut çalışma genel olarak düşünüldüğünde, model ile uyumsuz kişiler testten çıkarıldığında testin psikometrik özelliklerinin birçok açıdan iyileşme gösterdiği görülmüştür.

## Öneriler

**Uygulayıcılara yönelik öneriler.** Araştırma sonucundan elde edilen bulgulara yönelik öneriler şu şekildedir:

- “b” ranjı ve/veya standart sapması ve/veya “a” parametresi büyük testlerde model ile uyumsuz kişiler testin psikometrik özelliklerini daha fazla etkileme eğiliminde olabilir.

- Gerçek verilerde birçok farklı sebeple uyumsuz kişiler bulunabilir, bu kişileri uygun yöntemlerde test dışı bırakmak sonuçların daha geçerli ve güvenilir şekilde yorumlanmasına neden olabilir.

- Özellikle kısa veya az maddeli alt boyutları olan testlerde kişi-uyum indeksleri kapsamında uç değerler belirlenmek isteniyor ise literatürün önerdiği sabit bir kesme puanı (örneğin, -1.65) yerine simülasyon sonucu elde edilen bir kesme puanını kullanmak daha geçerli ve işe yarar sonuçlar üretebilir. Çünkü kısa testlerde model ile uyumsuz kişiler olsa dâhi, -1.65’ten daha küçük kişi-uyum indeksine sahip kişi neredeyse hiç çıkmayabilir.

- Veri setinden çok sayıda kişi çıkarmak problem olmayacak ise kişi-uyum indeksleri ile tek aşamada veriyi temizlemek yerine, iteratif yöntemlerle veri



setini temizlemek, veri setinin psikometrik özelliklerini daha çok iyileştirici sonuçlara neden olabilir.

- Veri setinde yerel bağımlı maddeler bulunuyor ise bunun sebebi uyumsuz kişiler olabilir. Bu sebeple madde çıkarmayı düşünmeden önce uyumsuz kişileri veri dışı bırakarak analizleri yapmak daha geçerli sonuçlar verebilir.

- Veri çok boyutlu ise, her bir boyut kendi içinde temizlenerek çok boyutlu yapı kişi-uyum indeksleri ile daha iyi düzeye getirilebilir.

- “*b*” parametre ranjı ve standart sapması, “*a*” parametre büyüklüğü arttıkça uyumsuz kişiler veri setinde daha çok yerel bağımlılık oluşturmaya meyilli olabilir.

- Uç “*b*” değerleri olan gerçek veya simülatif verilerde 1PLM’ye uyum noktasında zorluklar yaşanabileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Çünkü veriler uç “*b*” değerlerinde daha az ayırt edici olmaya meyilli olabilir.

- Geniş “*b*” ranjı içeren verileri tek boyutlu olarak üretmeye çalışmak özellikle “*a*” parametresi yükseldikçe zorlaşabilir.

**Araştırma yapacaklara yönelik öneriler.** İleride yapılacak çalışmalara yönelik öneriler şunlardır:

- Gerçek verilerde uyumsuz olarak belirlenen kişilerin yanıt vektörleri incelenerek o test kapsamında hangi uyumsuzluk türleri (kopya, rastgele yanıt, dikkatsizlik ...) olduğu belirlenmeye çalışılabilir.

- Değişen test uzunluğunda uyumsuz kişilerin testlerin psikometrik özelliklerini nasıl etkilediği araştırılabilir.

- Örneklem büyüklüğü değiştirilerek uyumsuz kişilerin testlerin psikometrik özelliklerini nasıl etkilediği araştırılabilir.

- Farklı kişi-uyum indekslerinin testin psikometrik özelliklerine etkisi karşılaştırılabilir.

- İteratif temizleme yönteminin tek aşamalı uyumsuz kişileri belirlemeye göre farklı koşullarda etkisi incelenebilir.

- Uyumsuz kişilerce oluşan yerel bağımlıkların test parametrelerinden, test uzunluğundan ve örneklem büyüklüğünden nasıl etkilendiğini karşılaştırmak ayrı bir çalışmanın konusu olabilir.
- Negatif ve pozitif, mutlak değerce yakın büyüklükte Q3'lerin, farklı koşullarda, madde parametrelerini nasıl etkilediğini karşılaştırmak başka bir çalışmanın konusu olabilir.
- Çok kategorili gerçek verilerde kişi-uyum indekslerinin test parametrelerine etkisi incelenebilir.
- Çok kategorili simülatif verilerde kişi-uyum indekslerinin test parametrelerine etkisi incelenebilir
- Kişi-uyum indeksleri için önerilen farklı kesme puanı belirleme yöntemlerinin test parametrelerine etkisi karşılaştırılabilir.

## Kaynaklar

- AERA, APA & NCME. (2014). *Standards for educational and psychological testing*. Washington, DC: American Educational Research Association.
- Avşar, A. (2019). Comparison of person-fit statistics for polytomous items in different test conditions. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 10(4), 377-393. doi: 10.21031/epod.525647
- Belov, D. I. (2013). Detection of test collusion via Kullback–Leibler divergence. *Journal of Educational Measurement*, 50(2), 141-163.
- Birenbaum, M. (1986). Effect of dissimulation motivation and anxiety on response pattern appropriateness measures. *Applied Psychological Measurement*, 10, 167-174.
- Chalmers, R. P. (2012). mirt: A multidimensional item response theory package for the R environment. *Journal of Statistical Software*, 48(6), 1-29. Retrieved from <http://www.jstatsoft.org/v48/i06>
- Chen, C. T. & Wang, W. C. (2007). Effects of ignoring item interaction on item parameter estimation and detection of interacting items. *Applied Psychological Measurement*, 31, 388–410.
- Christensen, K. B., Makransky, G. & Horton, M. (2017). Critical values for Yen's Q3: Identification of local dependence in the Rasch model using residual correlations. *Applied Psychological Measurement*, 41(3), 178–194.
- Crocker, L. and Algina, J. 1986: *Introduction to classical and modern test theory*. New York: Holt, Rinehart and Winston.
- Cronbach, L. J. (1946). Response sets and test validity. *Educational and Psychological Measurement*, 6, 475–494.
- de Ayala, R. J. (2009). *The theory and practice of item response theory*. New York: Guilford.
- DeMars, C. (2010). *Item Response Theory*. Oxford University Press, Oxford.
- Donlan, T. F. & Fischer, F. E. (1968). An index of an individual's agreement with group determined item difficulties. *Educational and Psychological Measurement*, 28, 105–113.

- Drasgow, F., Levine, M. V., & Williams, E. A. (1985). Appropriateness measurement with polychotomous item response models and standardized indices. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38, 67-86.
- Drasgow, F., Levine, M. V., & Zickar, M. J. (1996). Optimal identification of mismeasured individuals. *Applied Measurement in Education*, 9, 47-64.
- Embretson, S. E. & Reise, S. P. (2000). *Item response theory for psychologists*. Mahwah N.J.: L. Erlbaum Associates.
- Emons, W. M. (2008) Nonparametric person-fit analysis of polytomous item scores. *Applied Psychological Measurement*, 32(3), 224–247.
- Emons, W. M., Meijer, R. R., & Sijtsma, K. (2002). Comparing simulated and theoretical sampling distributions of the U3 person-fit statistic. *Applied Psychological Measurement*, 26(1), 88– 108.
- Feinberg, R. A. & Rubright, J. D. (2016). Conducting simulation studies in psychometrics. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 35(2), 36–49. doi:10.1111/emip.12111
- Felt JM, Castaneda R, Tiemensma J & Depaoli S (2017) Using person fit statistics to detect outliers in survey research. *Frontiers in Psychology* 8, 1–9.
- Fowler, H. M. (1954). An application of the Ferguson method of computing item conformity and person conformity. *Journal of Experimental Education*, 22, 237–245.
- Glaser, R. (1949). A methodological analysis of the inconsistency of responses to test items. *Educational and Psychological Measurement*, 9, 721–739.
- Glaser, R. (1950). Multiple operation measurement. *Psychological Review*, 57, 241–253.
- Glaser, R. (1951). The applications of the concepts of multiple operation measurement to the response patterns on psychological tests. *Educational and Psychological Measurement*, 11, 322–382.
- Glaser, R. (1952). The reliability of inconsistency. *Educational and Psychological Measurement*, 12, 60–64.

- Goldstein, H. (1980). Dimensionality, bias, independence and measurement scale problems in latent trait test score models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 33, 234-246.
- Guttman, L. (1944). A basis for scaling qualitative data. *American Sociological Review*, 9, 139–150.
- Guttman, L. (1950). The basis for scalogram analysis. In S. A. Stouffer, L. Guttman, E. A. Suchman, P. F. Lazarsfeld, S. A. Star ve J. A. Claussen (Eds.), *Measurement and Prediction* (pp.66–90). Princeton: Princeton University Press.
- Hambleton R. K. (2000) *Item response theory modeling in instrument development and data analysis*. Med Care 2000;38: II-60–II65.
- Hambleton, R. K., & Swaminathan, H. (1985). *Item response theory: Principles and applications*. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers
- Hambleton, R. K., Swaminathan, H. & Rogers, H. J. (1991). *Fundamentals of Item Response Theory*. Sage: Newbury Park, CA.
- Harnisch, D. L. (1983). Item response patterns: Applications for educational practice. *Journal of Educational Measurement*, 20, 191-206.
- Harnisch, D. L. & Linn, R. L. (1981). Analysis of item response patterns: Questionable test data and dissimilar curriculum practices. *Journal of Educational Measurement*, 18, 133–46.
- Hattori, M., Zhang, G., & Preacher, K. J. (2017). Multiple local solutions and geominrotation. *Multivariate Behavioral Research*, 52(6), 720–731. <https://doi.org/10.1080/00273171.2017.1361312>.
- Hendrawan, I., Glas, C. A. W. & Meijer, R. R. (2005). The effect of person misfit on classification decisions. *Applied Psychological Measurement*, 29, 26-44.
- Hotiu, A. (2006). The relationship between item difficulty and discrimination indices in multiple-choice tests in a physical science course. *Dissertation Abstracts International*, 45(02), 881. (UMI No. 1438961).
- Jennrich, R. I. & Sampson, P.P. (1966). Rotation for simple loadings. *Psychometrika*, 31, 313-323.

- Kane, M. T. & Brennan, R. L. (1980). Agreement coefficients as indices of dependability for domainreferenced tests. *Applied Psychological Measurement*, 4, 105–126.
- Kaiser, H. F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23, 187-200.
- Karabatsos, G. (2003). Comparing the aberrant response detection performance of thirty-six person-fit statistics. *Applied Measurement in Education*, 16(4), 277-298.
- Klauer, K. C. (1991). An exact and optimal standardized person test for assessing consistency with the Rasch model. *Psychometrika*, 56(2), 213-228.
- Klauer, K. C. (1995). *The assessment of person fit. In Rasch models* (pp. 97-110). Springer New York.
- Leutner, D., Fleischer, J., Spoden, C. & Wirth, J. (2007): Schulrückmeldungen in landesweiten Lernstandserhebungen – Das Beispiel Lernstand 8 in NRW. Präsentation bei der 7. EMSE-Tagung “Empiriegestützte Schulentwicklung” in Mainz, 6.-7. Dezember 2007.
- Levine, M. V., & Drasgow, F. (1988) Optimal appropriateness measurement. *Psychometrika*, 53, 161-176.
- Liou, M., & Chang, C. H. (1992). Constructing the exact significance level for a person-fit statistic. *Psychometrika*, 2, 169-181.
- Lord, F. M. & Novick, M. R. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Oxford, England: Addison-Wesley.
- Meijer, R. R. (1994). The number of Guttman errors as a simple and powerful person fit statistic. *Applied Psychological Measurement*, 18, 311-314.
- Meijer, R. R. (1996). Person-fit research: An introduction. *Applied Measurement in Education*, 9, 3-8.
- Meijer, R. R. (2003). Diagnosing item score patterns on a test using item response theory-based person-fit statistics. *Psychological Methods*, 8, 72-87.

- Meijer, R. R., Molenaar, I.W., & Sijtsma, K. (1994). Influence of test and person characteristics on nonparametric appropriateness measurement. *Applied Psychological Measurement*, 18, 111-120.
- Meijer, R. R., Muijtyans, A. M. M., & van der Vlueten, C. P. M. (1996) Nonparametric person-fit research: Some theoretical issues and an empirical example. *Applied Measurement in Education*, 9, 77-89.
- Meijer, R. R., & Nering, M. L. (1997). Trait level estimation for nonfitting response vectors. *Applied Psychological Measurement*, 21, 321-326.
- Meijer, R. R. & Sijtsma, K. (2001). Methodology review: Evaluating person fit. *Applied Psychological Measurement*, 25, 107-135.
- Meijer, R. R., & Sijtsma, K. (1995). Detection of aberrant item score patterns: A review of recent developments. *Applied Measurement in Education*, 8, 261-272.
- Molenaar, I. W. (1991) A weighted Loevinger H-coefficient extending Mokken scaling to multcategory items. *Kwantitatieve Methoden*, 12(37), 97–117.
- Molenaar, I. W., & Hoijtink, H. (1990). The many null distributions of person fit indices. *Psychometrika*, 55, 75-106.
- Molenaar I.W. (1997) *Nonparametric models for polytomous responses*. In: Linden WJVd, Hambleton RK, editors. Handbook of modern item response theory. New York: Springer, pp. 369 – 80.
- Molenaar, I. W., & Hoijtink, H. (1996). Person-fit and the Rasch model, with an application to knowledge on logical quantors. *Applied Measurement in Education*, 9, 27-45.
- Mokken, R. J. (1971). *A theory and procedure of scale analysis*. The Hague: Mouton.
- Mousavi, A., Cui, Y., & Rogers, T. (2019). An examination of different methods of setting cutoff values in person fit research. *International Journal of Testing*, 19(1), 1–22.
- Mosier, C. I. (1940). Psychophysics and mental test theory: Fundamental postulates and elementary theorems. *Psychological Review*, 47, 355–366.

- Mulaik, S. A. (1972, March). *A mathematical investigation of some multidimensional Rasch models for psychological tests*. Paper presented at the annual meeting of the Psychometric Society, Princeton NJ.
- Nering, M. L., & Meijer, R. R. (1998). A comparison of the person response function and the  $l_z$  person fit statistic. *Applied Psychological Measurement*, 22, 71-83.
- Nering, M. L. (1995). The distribution of person fit using true and estimated person parameters. *Applied Psychological Measurement*, 19(2), 121-129.
- Park, Y. S., Lee, Y.-S., and Xing, K. (2016). Investigating the impact of item parameter drift for item response theory models with mixture distributions. *Front. Psychol.* 7:255. doi: 10.3389/fpsyg.2016.00255
- Patton, J. M., Cheng, Y., Hong, M. & Diao, Q. (2019). Detection and Treatment of Careless Responses to Improve Item Parameter Estimation. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 44(3), 309–341.
- Reise, S. P., & Widaman, K. F. (1999). Assessing the fit of measurement models at the individual level: A comparison of item response theory and covariance structure approaches. *Psychological Methods*, 4, 3-21.
- Reise, S. P., Widaman, K. F., & Pugh, R. H. (1993). Confirmatory factor analysis and item response theory: Two approaches for exploring measurement invariance. *Psychological Bulletin*, 114, 352-566.
- Reise, S. P., & Waller, N. G. (1993). Traidness and the assessment of response pattern scalability. *Journal of Personality and Social Psychology*, 65, 143-151.
- Reise, S. P. (1995). Scoring method on the detection of response aberrancy in a personality assessment context. *Applied Psychological Measurement*, 19,213-229.
- Reise, S. P., & Due, A. M. (1991). The influence of test characteristics on the detection of aberrant response patterns. *Applied Psychological Measurement*, 15, 217-226.
- Reise, S. P., & Flannary, Wm. P. (1996). Assessing person-fit on measures of typical performance. *Applied Measurement in Education*, 9, 9-26.



- Reise, S. P. (1990). A comparison of item- and person-fit methods of assessing model- data fit in item response theory. *Applied Psychological Measurement*, 14, 127-137.
- Reckase, M. D., Ackerman, T. A., & Carlson, J. E. (1988). Building a unidimensional test using multidimensional items. *Journal of Educational Measurement*, 25, 193-203.
- Revelle, W. (2020). psych: Procedures for Personality and Psychological Research. Northwestern University, Evanston, <https://CRAN.R-project.org/package=psych>. R package version 2.0.8
- Rizopoulos, D. (2006). ltm: An R package for latent variable modeling. *Journal of Statistical Software*, 17, 1-25.
- Robitzsch, A. (2019). sirt: Supplementary item response theory models. R package version 3.4-64. <https://CRAN.R-project.org/package=sirt>
- Rupp, A. A. (2013). A systematic review of the methodology for person fit research in item response theory: Lessons about generalizability of inferences from the design of simulation studies. *Psychological Test and Assessment Modeling*, 55(1), 3-38.
- Sato, T. (1975). *The construction and interpretation of S-P tables*. Tokyo: Meiji Tokyo.
- Schmitt, N., Chan, D., Sacco, J. M., McFarland, L. A., & Jennings, D. (1999). Correlates of person fit and effect of person fit on test validity. *Applied Psychological Measurement*, 23, 41–53.
- Schmitt, N., Cortina, J. M., & Whitney, D. J. (1993). Appropriateness fit and criterion-related validity. *Applied Psychological Measurement*, 17, 143–150
- Seo, D. G., & Weiss, D. J. (2013).  $l_z$  person-fit index to identify misfit students with achievement test data. *Educational and Psychological Measurement*, 73(6), 994-1016.
- Sherif, M., & Cantril, H. (1945). The psychology of attitudes. *Psychological Review*, 52, 259–319.

- Sherif, M., & Cantril, H. (1946). The psychology of attitudes. *Psychological Review*, 53, 1–24.
- Snijders, T. B. (2001) Asymptotic null distribution of person fit statistics with estimated person parameter. *Psychometrika*, 66(3), 331–342.
- Sijtsma, K. (1986). A coefficient of deviant response patterns. *Kwantitative Methoden*, 7, 131–145.
- Sijtsma, K., & Meijer, R. R. (1992). A method for investigating the intersection of item response functions in Mokken's non-parametric IRT model. *Applied Psychological Measurement*, 16, 149–157.
- Sijtsma, K., & Meijer, R. R. (2001). The person response function as a tool in person-fit research. *Psychometrika*, 66, 191-207.
- Spearman, C. (1910). Correlation calculated from faulty data. *British Journal of Psychology*, 3, 271–295.
- Tatsuoka, K. K. (1984). Caution indices based on item response theory. *Psychometrika*, 49, 95-110.
- Tatsuoka, K. K., & Linn, R. L. (1983). Indices for detecting unusual patterns: Links between two general approaches and potential applications. *Applied Psychological Methods*, 7, 81-96.
- Tatsuoka, K. K. (1996). Use of generalized person-fit indices, zetas for statistical pattern classification. *Applied Measurement in Education*, 9, 65-75.
- Tatsuoka, K. K., & Tatsuoka, M. M. (1983). Spotting erroneous rules of operation by the individual consistency index. *Journal of Educational Measurement*, 20, 221–230.
- Tatsuoka, K. K., & Tatsuoka, M.M. (1982). Detection of aberrant response patterns and their effect on dimensionality. *Journal of Educational Statistics*, 7, 215-231.
- Tendeiro, J. (2015). Package "PersonFit".,v. 1.3.1.<http://cran.r-project.org/web/packages/PerFit/PerFit.pdf>
- Tendeiro, J. N., & Meijer, R. R. (2014). The usefulness of simple nonparametric statistics. *Journal of Educational Measurement*, 51, 239–259.

- Tendeiro, J. N., & Meijer, R. R. (2015). *How serious is IRT misfit for practical decisionmaking?* (LSAC Research Report Series; Vol. RR 15-04). Newtown, PA, USA: law school admission council (USA).
- Thissen, D., Steinberg, L., & Gerrard, M. (1986). Beyond group mean differences: The concept of item bias. *Psychological Bulletin*, 99, 118-128.
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and confirmatory factor analysis*. Washington DC.
- Thorndike R. L., & Hagen, E. (1961). *Measurement and Evaluation in Psychology and Education*. Newyork: John Wiley and sons.
- Thurstone, L. L. (1927). A law of comparative judgement. *Psychological Review*, 34, 273–286.
- Thurstone, a. L. (1947). *Multiple Factor Analysis*. University of Chicago Press, Chicago.
- Trabin, T. E., & Weiss, D. J. (1983). The person response curve: Fit of individuals to item response theory models. In D. J. Weiss (Ed.), *New Horizons in testing: Latent trait theory and computerized adaptive testing*. New York: Academic Press.
- Turgut, M. F. ve Baykul, Y. (2013). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. Ankara: PegemA Yayıncılık.
- Widaman, K. F. (1993). Common Factor-Analysis Versus Principal Component Analysis - Differential Bias in Representing Model Parameters. *Multivariate Behavioral Research*, 28(3), 263-311.
- Wright, B. D., & Stone, M. H. (1979). *Best test design. Rasch measurement*. Chicago: Mega Press.
- Wright, B. D., & Masters, G. N. (1982). *Rating scale analysis*. Chicago: MESA Press.
- van der Flier, H. (1980). *Vergelijkbaarheid van individuele testprestaties* [Comparability of individual test performance]. Lisse: Swets & Zeitlinger.
- van der Flier, H. (1982). Deviant response patterns and comparability of test scores. *Journal of CrossCultural Psychology*, 13, 267–298.

- van Krimpen-Stoop, E. M. L. A. & Meijer, R. R. (1999). The null distribution of person-fit statistics for conventional and adaptive tests. *Applied Psychological Measurement, 23*, 327-345.
- Zhao, Y., & Hambleton, R. K. (2017). Practical consequences of item response theory model misfit in the context of test equating with mixed-format test data. *Frontiers in Psychology, 8*, Article 484. doi: 10.3389/fpsyg.2017.004.

## EK-A: Newton Raphson Yöntemi ile Kişinin Yeteneğini Hesaplama

Madde parametreleri Tablo 1'de yer alan 4 madde için yanıt vektörü (1,0,0,1) olan A kişisi için çizilen birlikte olabilirlik fonksiyonu Şekil 1'de yer almaktadır. Yaklaşık .3  $\theta$  değeri civarında pik yaptığı gözlemlenebilen bu fonksiyon için grafik çizmeden  $\theta$  kestirmek için Newton Raphson iteratif süreci kullanılmıştır.

Madde parametrelerinin bilindiği durumlarda kişilerin yeteneklerinin Newton-Raphson yöntemi kullanılarak kestirilmesinde aşağıdaki adımlar izlenir (Hambleton ve Swaminathan, 1985):

1.  $n$ = madde sayısı,  $r$ =doğru yanıtlanan madde sayısı olmak üzere,  $\ln(r/n-r)=\theta_0$  olmak üzere başlangıç  $\theta$  değeri belirlenir.

2. Belirlenen  $\theta$  değeri için düzeltme faktörü hesaplanır.

Düzeltilme faktörü 2PLM için  $h_0$  aşağıdaki gibidir.

$$2\text{PLM için, } h_m = \frac{D \sum_{i=1}^n a_i (u_{ia} - P_{ia})}{-D^2 \sum_{i=1}^n \sum a_i^2 P_{ia} (1 - P_{ia})}$$

Düzeltilme faktörünün payı mevcut  $\theta$  için 1. türevi, paydası ise 2. türevi verir.

3. Yeni  $\theta$  değeri  $\theta_1 = \theta_0 - h_0$  formülü ile belirlenir.

4. Yeni  $\theta$  değeri ile (1-4) işlemleri  $h$  değeri .001'in altına düşene kadar devam edilir.

Yukarıda verilen süreç A kişisi için Excell programı ile uygulanmıştır:

### 1. İterasyon

$\theta_0$	$a_i^*(u_i - P_i(\theta_0))$	$(a_i^2)^*(P_i^*(1 - P_i(\theta_0)))$	1. İTERASYON		
0	0,072868090	0,038411095	1. Türev( $D \sum_{i=1}^n a_i (u_{ia} - P_{ia})$ )	2. Türev( $-D^2 \sum_{i=1}^n \sum a_i^2 P_{ia} (1 - P_{ia})$ )	$h_0$
0	-0,70853398	0,256110956	0,3008791876	-0,9490332399	-0,3170375651
0	-0,023927984	0,022637596			
0	0,83658163	0,011225555			

### 2. İterasyon

$\theta_1(\theta_0 - h_0)$	$a_i^*(u_i - P_i(\theta_1))$	$(a_i^2)^*(P_i^*(1 - P_i(\theta_1)))$	2. İTERASYON		
0,3170375651	0,05456562864	0,02976196936	1. Türev	2. Türev	$h_1$
0,3170375651	-0,8316592318	0,1982183002	0,02073261579	-0,81593327	-0,02540969509
0,3170375651	-0,03968785092	0,03692208988			
0,3170375651	0,8289771104	0,01742749427			

2'nci iterasyonda dâhi oldukça oldukça küçülen ( $h_1 = -0,025$ ) düzeltme faktörü .001 in altına düşen işleme kadar işleme devam edilir.

### 3. İterasyon

$\theta_2$	$a_i^*(u_i - \Pi(\theta_2))$	$(a_i^2)^*(\Pi^*(1 - \Pi(\theta_2)))$	3. İTERASYON		
0,3424472601	0,05329357369	0,02913593922	1.Türev	2.Türev	$h_2$
0,3424472601	-0,8401117444	0,1931318235	0,0001343966752	-0,80538862	-0,000166871831
0,3424472601	-0,0413137939	0,03836755054			
0,3424472601	0,8282110215	0,01804587216			

Üçüncü iterasyon ile 0,001 in altına düşen düzeltme faktörü en son hesaplanan  $\theta$  değerinden ( $\theta_2$ ) çıkarılarak A kişisi için  $\theta = .342614132$  olarak kestirilir. İteratif süreç sonucu hesaplanan  $\theta$  değeri ile grafik yöntemi ile tahmin edilen  $\theta$  değeri birbirine oldukça yakındır.

### EK-B: Parametrik Olmayan Kişi-Uyum İndeksleri

#### G, Gnormed (Guttman hatalarının sayısı)

$I$  madde numarası olmak üzere  $p_1, p_2, \dots, p_I$  maddelerin doğru yanıtlanma oranları olsun. Bu durumda Guttman hatası  $p_i > p_j$  iken madde puan çiftinin  $(x_i, x_j) = (0, 1)$  olması durumudur. Yani daha kolay maddeye yanlış, daha zor maddeye doğru yanıt verilirse o madde çifti için bir tane Guttman hatası yapılmış olur.

G istatistiği de yukarıda örnek verilen durumdaki (0,1) madde çiftlerinin sayısıdır ve kişinin doğru yanıt sayısı ve test uzunluğuna göre değişkenlik gösterir. Yani bir kişi  $S$  sayıda doğru yanıt verdiyse G maksimum  $S \cdot (S-1)$  olabilir. Gnormed ise G istatistiğini, G'nin alabileceği maksimum değere bölerek elde edilen değer 0 ile 1 arasında sınırlandırmasını sağlar. G ve Gnormed istatistiklerinin büyük değerleri (potansiyel) tutarsız yanıt vektörlerini gösterir.

Gnormed istatistiği Tatsuoka ve Tatsuoka(1982,1983) tarafından geliştirilen NCI istatistiğiyle mükemmel lineer ilişki gösterir ( $NCI = 1 - Gnormed$ ).

#### Gpoly, Gnormedpoly

Molenaar (1991) G kişi-uyum istatistiğini çoklu puanlanan maddelere uyarlamıştır. Temel mantığı madde adım güçlüklerine dayanır. Madde adım güçlüğü  $c$  kategorisinden  $c+1$  kategorisine geçme olasılığıdır ( $c=0, \dots, N_{kat}-2$ ).  $N_{kat}$ = kategori sayısıdır.

G istatistiğinde olduğu gibi Gpoly de test uzunluğuna bağlıdır. Emons (2008) Gpoly'yi normalleştirerek, Gnormed.poly istatistiğini geliştirmiştir.

Kategori sayısı iki olması durumunda, bu istatistiklerden elde edilen değerler G ve Gnormed'a eşit olur.

## Ht İstatistiği

Sijtsma (1986), Monken(1971) tarafından geliştirilen ve bir maddenin Guttman (1944,1950) modeline göre ölçeklenebilirliği hakkında bilgi veren istatistiği, kişi düzeyine adapte ederek Ht istatistiğini geliştirmiştir. Bu indekste veri matrisinin satırları toplam puana  $S_n(n=1, \dots, N)$  göre artan bir şekilde sıralandığında, kişi-uyumu aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$Ht = \frac{cov(x_n, r_{(n)})}{cov_{max}(x_n, r_{(n)})}$$

Formüldeki  $r_n$ ,  $n$  kişisi ile aynı sayıda doğru cevabı olan kişilerden hesaplanır.  $r_n$ ,  $n$  kişisi hariç aynı sayıda yanıt veren diğer kişilerin madde puanlarının toplamının oluşturduğu vektördür.  $x_n$  ise  $n$  kişinin madde yanıt vektörüdür. Bu iki vektör arasındaki kovaryans payı oluşturur. Payda da ise  $n$  sayıda doğru yanıt için oluşabilecek maksimum kovaryans yer almaktadır. Bu da o grup için en kolay maddelere doğru yanıt verilmesi durumunda oluşabilir.

Ht istatistiği kişinin yanıt vektörü uyumsuz ise 0 değerine, uyumlu ise 1 değerine yaklaşır. Bazı simülasyon çalışmalarında Ht nin kıyaslandığı diğer istatistiklere göre daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur (Karabatsos, 2003; Sijtsma, 1986; Sijtsma ve Meijer, 1992, Tendeiro ve Meijer, 2014).

## NCI İstatistiği

NCI istatistiği Tatsuoka ve Tatsuoka (1982,1983) tarafından geliştirilmiştir. Bu istatistik  $G_{normed}$  ile  $(NCI = 1 - 2G_{normed})$  eşitliğine göre eşittir.  $G$  istatistiği 0 ile 1 arasında değişirken NCI, -1 ile 1 arasında değişir.

NCI mükemmel Guttman vektörü ( verilen toplam puanda sadece en kolay maddeler doğru yanıtlanmış) için 1 değerini alır. Eksi 1 değerini ise verilen toplam puan için sadece en zor maddeleri doğru yanıtlamış ise alır. Bu nedenle potansiyel olarak uyumsuz yanıt vektörleri küçük NCI değerlerine sahip olur.

## Personal Biserial İstatistiği

Donlon ve Fischer (1968) kişinin puan vektörü ile örneklemin madde doğru yanıtlama oranı arasındaki korelasyonunu kişi-uyumu için kullanmayı önermiştir. Bu istatistikte de düşük değerler uyumsuz yanıt vektörlerinin göstergesi durumundadır.

## C.Sato

C.Sato (literatürde C diye de yer almaktadır) 1975'de Sato tarafından önerilen bir istatistiktir. Bu istatistiğin formülü aşağıdaki gibidir.

$$C. Sato = 1 - \frac{cov(x_n, p)}{cov(x_n^*, p)}$$

Yukarıdaki formülde  $x_n$  kişinin 0-1 yanıt vektörüdür, p maddelerin doğru yanıtlanma oranlarının vektörüdür.  $x_n^*$  ise n kişi sayısında doğru yanıt için en kolay maddelerin doğru yanıtlanmış halinin vektörüdür. C.Sato istatistiği  $x_n$  vektörü  $x_n^*$ 'e eşit olması durumunda 0'a eşittir. C.Sato kişinin yanıt vektörü grubun maddeyi doğru yanıtlama oranından uzaklaştıkça büyür. Büyük C.Sato istatistikleri araştırmacıları bu puanların yorumu konusunda uyarmaktadır.

Harnisch ve Linn (1981) C.Sato'nun modifiye edilmiş halini önermişlerdir. Modifiye edilmiş istatistik 0 ile 1 arasında değişir ve formülü aşağıdaki gibidir( literatürde bu istatistik C\* ya da MCI olarak da geçmektedir).

$$Cstar = \frac{cov(x_n^*, p) - cov(x_n, p)}{cov(x_n^*, p) - cov(x_n', p)}$$

Bu istatistikte C.Sato'dan farklı olarak  $x_n'$  yer almaktadır. Bu indis Guttman vektörünün tersidir. Yani en zor maddelere doğru yanıt verilmiş vektördür. Cstar 0 değerini mükemmel Guttman vektörüne sahip kişiler durumunda alır. Bu istatistik 1 değerine ise ters Guttman vektörüne sahip kişilerde alır. Bu sebeple 1'e yaklaşması uyumsuz yanıt vektörlerinin göstergesidir.

Bu istatistik bütün yanıtları doğru ya da yanlış olan kişiler için hesaplanamaz.

Bu istatistikte doğru yanıt oranları her bir doğru yanıt sayısına göre hesaplanmaz.

Bütün grup baz alınır. Bu sebeple Ht'den farklılaşmaktadır.

### U3,ZU3

Maddeler azalan bir doğru yanıtlama oranına göre sıralanmış olsun,  $p_1 > p_2 > \dots > p_l$  (l=madde sayısı). Van der Flier (1980,1982) verilen bir yanıt vektöründe ( $X_1, X_2, \dots, X_l$ ), S toplam puanı için ( $S = \sum_i X_i$ ) U3 istatistiğini önermiştir.

$$\frac{\sum_{i=1}^S p_i - \sum_{i=1}^l p_i}{\sum_{i=1}^S p_i - \sum_{i=1-S+1}^l p_i}$$

Bu istatistik mükemmel Guttman vektörü için (sadece en kolay maddelere doğru yanıt verilen) 0, ters Guttman vektörü için 1 değerini alır. 1'e doğru gidildikçe yanıt vektörlerinin uyumsuzluğu artmaktadır.

U3 puanları doğru yanıt sayısına bağlıdır, bu sebeple van der Flier U3'ün standartlaştırılmış hali ZU3 önermiştir. ZU3'ün formülü Van der Flier'de (1982) bulunabilir. ZU3'ün asimtotik olarak standart normal dağılıma yaklaştığı varsayılır, fakat bu varsayımın bazı problemleri Emons, Meijer ve Sijtsma (2002) tarafından bildirilmiştir.



### U3poly

Emons (2008) U3 istatistiğini çok kategorili maddelere genişletmiştir. Bu genişletme madde adım güçlüklerine dayanır. Ayrıntılı bilgi Emons'da (2008) bulunabilir.

#### **A, D, E (Agreement, disagreement, and dependability istatistikleri)**

Kane ve Brennan'ın (1980) geliştirdikleri istatistiklerdir. Maddelerin yükselen bir güçlük indeksiyle sıralandığı varsayıldığında (azalan bir doğru puan oranına göre),  $n$  kişisi için agreement istatistiği aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$A.KB = \sum_i X_i \rho_i$$

$X_i = n$  kişinin  $i$  maddesindeki 1-0 puanı

$\rho_i = i$  maddesinin doğru yanıtlanma oranı

Disagreement istatistiği ise

$$D.KB = A.KB(max) - A.KB$$

$A.KB(max)$   $n$  kişinin total puanı ile elde edilebilecek en büyük değerdir.

Dependability istatistiği ise

$$E.KB = A.KB / A.KB(max) \text{ ile hesaplanır.}$$

$A.KB$  ve  $E.KB$ 'nin küçük değerleri potansiyel olarak uyumsuz kişilerin göstergesidir.

$D.KB$ 'de büyük ise yanıt vektörünün uyumsuzluğu hakkında bilgi verebilir.

Tendeiro (2015) R pakatinde yer alan non-parametrik kişi-uyum indeksleri bunlardır.

#### **EK-C: Parametrik Temelli İndeksler**

**Olabilirlik Temelli İndeksler (Likelihood).** Likelihood temelli indeksler model tarafından kestirilen yanıt vektörüne karşı kişinin yanıt vektörünün olasılığının ölçümüdür (Karabatsos, 2003; Rise ve Widaman, 1999). Bu temelde oluşturulmuş ve en yaygın şekilde kullanılan indeks  $l_z$ 'dir (Drasgow, Levine ve Williams, 1985).  $l_z$  istatistiği  $l_o$ 'ın standartlaştırılmış halidir.  $l_o$  istatistiği kişinin yetenek kestirimi için kullanılan yanıt vektörünün log-likelihood değerini verir.  $l_o$  istatistiği standart bir istatistik olmadığı için nasıl bir dağılım gösterdiği bilinmemektedir. Buna ek olarak kişinin model ile uyum gösterip göstermediği kişinin yetenek kestirimine bağlıdır.  $l_z$  istatistiği ise bu problemlerin üstesinden gelebilmek için geliştirilmiştir.  $l_z$  istatistiği sabit bir yetenek düzeyindeki beklenen yanıt vektörleri ile kişinin yanıt vektörü arasındaki ilişkinin likelihood temelli ölçümünü verir (Reise ve Widaman, 1999). Değerlendirilen yanıt vektörü modele uyduğunda  $l_z$  değeri 0'a yakın değer alır. Bu indeksteki negatif değerler yanıt vektörünün tutarsız olduğunu gösterir. Pozitif

değerler ise yanıt vektörünün model tarafından tahmin edilenden daha tutarlı olduğunu gösterir (Reise,1990; de Ayala, 2009).

### **$l_z$ İstatistiğinin Formülü**

Bir kişinin madde yanıt vektörü için hesaplanan log-likelihood değeri aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$\log L | \theta_s = [x_{si} \times \log(P_i | \theta_s)] + [(1-x_{si}) \times \log(1-P_i | \theta_s)]$$

$x_{si}$  = madde yanıt vektörü (örneğin 0,1)

log =doğal logaritma

Yukarıdaki eşitlikten elde edilen değer kişi-uyumunu değerlendirmek için iyi bir değer olarak görünse de bu değer bir indeks olarak değerlendirilemez çünkü bunun ham halini yorumlamak güçtür. Bu nedenle bu değer in yorumlanmasını kolaylaştırmak adına standardize edilir. Eşitlik 3 için yapılabilecek yorum bu eşitlikten yüksek değer alan kişilerin düşük alanlara göre modele daha iyi uyum gösterdiğidir. Fakat hangi değerlerden sonra kişilerin modelle uyumsuz olduğunu tespit edebilmek adına bu değerler standartlaştırılır. Bu normal dağılımda z değerlerinden + 3'ten büyük -3'ten küçük olanları uç değer olarak belirlemeye benzetilebilir.

Herhangi bir test durumunda ham olabilirlik değerinin bekleneni kişinin kestirilen yetenek seviyesine göre değişecektir. Bu nedenle log-likelihood'u kişinin yetenek seviyesine göre standardize etmek gerekir.  $\theta$  koşulu altındaki bütün kişiler için log likelihood değeri toplanır ve ortalaması alınır ise bu koşul altında log-likelihood değerinin bekleneni hesaplanmış olur. Bu koşullu dağılımın varyansı ise aşağıdaki eşitlik yardımı ile hesaplanabilir.

$$V(\log L | \theta_s) = \sum (P_i | \theta_s)(Q_i | \theta_s) [\log(P_i | \theta_s) / Q_i | \theta_s]^2$$

Bu eşitlik ile log-likelihood eşitliğinin birleşimi ile standart  $l_z$  uyum indeksi aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$l_z | \theta_s = \frac{\sum [\log L | \theta_s] - \sum E(\log L | \theta_s)}{(\sum V(\log L | \theta_s))^{1/2}}$$

$l_z$  istatistiğinin koşullu dağılımı standart normal dağılımdır (Drasgow,Levien ve Williams,1985). Bu nedenle  $l_z$  istatistiği için beklenen değer 0 ve varyans 1.0'dır. Tercih edilen model altında kişi için hesaplanan  $l_z$  değeri ortalamanın iki standart

sapma altından daha küçükse (yani eksi 2'den daha küçükse) bu kişinin yanıt vektörünün bu model altında uyumsuz olduğu söylenebilir (Drasgow, Levien ve Williams,1985). Sıfır değerinden daha büyük  $l_z$  değerleri ise yanıt vektörünün model tarafından tahmin edilenden daha yüksek olabilirliğe sahip olduğunu gösterir ki bu uyumsuzluk nedeni değildir. Kişi-uyumu için  $l_z$  değeri ikili ve çoklu puanlanan maddeler için hesaplanabilir (Drasgow, Levine ve Williams, 1985). Çoklu puanlanan  $l_z$ ,  $l_z$ poly adını almaktadır.

**Artık Temelli İndeksler.** Madde düzeyinde uyumun değerlendirilmesinde kullanılan artıkların ortalama karesi istatistiği kişi düzeyinde uyumun değerlendirilmesinde de kullanılabilir. Artıkların karelerinin toplamının standart hali Ki-Kare dağılımına yaklaşır ve kişinin yanıt vektörlerinin uygunluğu ya da uyumsuzluğunu değerlendirmede kullanılabilir. Bu bağlamda geliştirilmiş ve yaygın olarak kullanılan iki indeks U ve W'dur (Wright ve Stone, 1979; Wright ve Masters,1982).

U istatistiği kişi düzeyinde şu şekilde hesaplanır: Tüm maddeler için gözlenen ve beklenen yanıtlar arası farkın karesinin ortalaması alınır. Bu ortalama madde puanlarının koşullu varyansına bölünür. Bu istatistik, verilen  $n$  madde için artıkların ortalama karesinin standart hali olarak yorumlanabilir (Karabatsos, 2003; Meijer ve Sijtsma, 2001). Yukarıda açıklaması verilen U istatistiğinin formülü aşağıdaki gibidir.

$$U = \sum_{i=1}^n \frac{[X_i - P_i(\theta)]^2}{nP_i(\theta)[1 - P_i(\theta)]}$$

W istatistiğinin formülü ise aşağıdaki gibidir.

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n [X_i - P_i(\theta)]^2}{\sum_{i=1}^n P_i(\theta)[1 - P_i(\theta)]}$$

Wright ve Stone (1979) ve Wright ve Masters (1982) U ve W istatistiklerini standart normal dağılıma karşı değerlendirmek için bunlara z- kübik veya logaritmik dönüşüm uygulamışlardır. Bu dönüşümler sonucu ZU, ZW, lnU, lnW istatistiklerini elde etmişlerdir.

**Optimal Kişi-Uyum İstatistikleri.** En uygun kişi-uyum istatistiği adı alan iki tane uyum indeksi vardır. Bunların optimal diye adlandırılmasının nedeni en güçlü testler olmalarıdır. İlk istatistik  $\chi(x)$ , Levine ve Drasgow (1988) tarafından önerilmiştir ve olabilirlik oranı istatistiğidir. İkincisi; T(X), Klauer(1991,1995) tarafından önerilmiştir.

Bu gruptaki kişi-uyum ölçümleri istatistiksel olarak en güçlü metodu sunsa da, uygulanma zorlukları vardır. Her iki uyum indeksi için de bir model ve bir belirli tip

uyumsuzluk belirlenmelidir. Drasgow, Levine ve Zickar'ın (1996) vurguladığı gibi bu indeksleri uygulayabilmek için verilen bir set madde için bir tip uyumsuzluğu ortaya koyacak şekilde matematiksel bir model geliştirilmelidir. Bu indeksleri kullanmanın kayda değer yararları olmakla birlikte gerçekte uygulanması çok fazla zaman ve kaynak gerektirir. Bu sebepler kullanımlarını kısıtlamaktadır.

Güncel çalışmalarda bu indeksler daha çok boyutluluğun ve yerel bağımsızlığın değerlendirilmesinde kullanılmaya başlanmıştır (Karabatsos,2003; Meijer ve Sijtsma, 2001).

**Kişi Yanıt Eğrisi.** Trabin ve Weiss (1983) uyumsuz yanıt vektörlerini belirleme metodu olarak gözlenen ve tahmin edilen kişi yanıt eğrileri arası farkı kullanmışlardır. Sabit bir  $\Theta$  düzeyinde gözlenen veriler için madde güçlükleri ile maddelere doğru yanıt verme oranları arasındaki fonksiyonun grafiği çizilmiş ve bu gözlenen kişi yanıt eğrisini oluşturmuştur. Kestirilen kişi yanıt eğrisi ise veri için kullanılan MTK modeli ile çizilmiştir.

Trabin ve Weiss (1983) bu metodu şu şekilde tarif etmektedir: İlk olarak maddeler güçlüğe göre sıralanır ve gruplara bölünür (strata). Bu bölünen grupların ortalaması için doğru yanıtların kestirilen olasılığı hesaplanır ve bu değer gözlenen kişi yanıt eğrisi için bir ölçüt sunar.

Gözlenen kişi yanıt eğrisi kişinin test performansı hakkında bilgi sağlar. Bu bilgiler örneğin; dikkatsizlik, tahmin veya testin boyutluluğu hakkında olabilir. Dikkatsizlik kişi yetenek seviyesine göre kolay maddelere yanlış yanıt veriyor ise söz konusu olabilir. Ya da kişi yetenek düzeyinden oldukça yüksek maddelere doğru yanıt veriyor ise bu tahmin davranışının bir göstergesi olabilir. Bir diğeri de kişi yeteneği doğrultusunda sunulmuş maddelere tutarsız yanıt veriyor ise bu testin tek boyutlu yapıda olmadığı hakkında ipucu verebilir.

### **Genişletilmiş Uyarı İndeksleri**

Bu indeksler Tatsuoka ve Linn (1983) tarafından geliştirilmiştir. Bu indeksler de  $\Theta$  düzeyinde MTK modeli ile kestirilen ve gözlenen arası farkı dikkate alır.

Bunlardan biri olan ECI4 ün formülü aşağıdaki gibidir.

$$ECI4=1-\frac{Cov[X_i,P(\Theta)]}{Cov[G,P(\Theta)]'}$$

$X_i$ =  $i$  kişisi için madde yanıt vektörü

$P(\Theta)$  verilen  $\Theta$  düzeyinde doğru yanıtın koşullu olasılık vektörüdür.

$G$  ise  $(G_1, G_2, G_3, \dots, G_k)$  için şu eşitliktir;  $G_g=1/n\sum_{i=1}^n P_g(\Theta)$

## EK-D: Uyumsuz Kişilerden Temizlenmiş ve Uyumsuzluk Türü %20 Olan Veri Setlerinin Tek Boyut Altındaki Faktör Yükleri

Her bir alt koşulda önce temiz veriler, sonra 6 farklı uyumsuz kişi içeren verilerin tek boyut altında faktör yükleri yer almaktadır.

### 1PLM 1a 1.5b

```
> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4901917 0.4781336 0.5198744 0.5224835 0.5008086 0.5182440
 [7] 0.5271656 0.5005805 0.4904879 0.5077854 0.4825955 0.5043857
[13] 0.5210797 0.5256931 0.5083937 0.5401913 0.5429508 0.5145694
[19] 0.5068277 0.4989640 0.5421320 0.5321242 0.5112283 0.5258133
[25] 0.5052804 0.5166676 0.5501911 0.5051196 0.5091494 0.5076410
[31] 0.4991937 0.5262847 0.5095638 0.5299782 0.4945631 0.5135502
[37] 0.5267355 0.5099176 0.5096164 0.4980481 0.5345665 0.5342158
[43] 0.5237714 0.5335216 0.5229904 0.5031454 0.5062988 0.5045806
[49] 0.5137061 0.5121030
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.4959654" "0.5019423" "0.5263209" "0.5288013" "0.5132945"
 [6] "0.5299463" "0.5362249" "0.5110538" "0.5060506" "0.5325120"
[11] "0.5058434" "0.5227626" "0.5378751" "0.5427276" "0.5248421"
[16] "0.5609910" "0.5711656" "0.5427187" "0.5379472" "0.5183485"
[21] "0.5662571" "0.5531395" "0.5406791" "0.5405900" "0.5264918"
[26] "0.5287939" "0.5842159" "0.5414067" "0.5428027" "0.5244939"
[31] "0.5257983" "0.5501628" "0.5349304" "0.5630531" "0.5290813"
[36] "0.5541701" "0.5597335" "0.5437824" "0.2955368" "0.2748194"
[41] "0.2899862" "0.2872310" "0.2733452" "0.2484631" "0.2287211"
[46] "0.1942882" "0.1842760" "0.1898738" "0.1747595" "0.1558469"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.6251560 0.6077668 0.6356169 0.6478461 0.6161965 0.6221740
 [7] 0.6256888 0.6044610 0.5870419 0.5927731 0.5719340 0.5879478
[13] 0.6085576 0.5957519 0.5774107 0.5980873 0.5938344 0.5514676
[19] 0.5509457 0.5368970 0.5650105 0.5552195 0.5297853 0.5216778
[25] 0.5301418 0.5100954 0.5376580 0.4974744 0.4775763 0.4771496
[31] 0.4739247 0.4804491 0.4730804 0.4693644 0.4394823 0.4220482
[37] 0.4456650 0.4263641 0.3779768 0.3739731 0.4137078 0.4021887
[43] 0.3792814 0.3210184 0.3423699 0.3207288 0.3039799 0.2892930
[49] 0.2754146 0.2766641
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.53725766" "0.52897947" "0.54806494" "0.56397263" "0.53592069"
 [6] "0.55741263" "0.55656480" "0.52439038" "0.53429276" "0.54043457"
[11] "0.52367435" "0.53931029" "0.54975583" "0.54638991" "0.52995518"
[16] "0.55457900" "0.55444311" "0.53866529" "0.53308228" "0.52800726"
[21] "0.54175048" "0.53914818" "0.52954166" "0.52279262" "0.52109190"
[26] "0.53700461" "0.54863751" "0.51936254" "0.50595505" "0.51315838"
[31] "0.51661607" "0.53313417" "0.52576023" "0.51955284" "0.50941002"
[36] "0.51607132" "0.52743264" "0.52520992" "0.49548116" "0.51103676"
[41] "0.53065769" "0.50695697" "0.51183675" "0.51862246" "0.52044694"
[46] "0.12124076" "0.11072251" "0.07075991" "0.05922136" "0.02836435"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
```

```

> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.546752304 0.524405235 0.551033032 0.555739455 0.547211574
 [6] 0.547252794 0.554924678 0.520421661 0.526035026 0.533664747
[11] 0.511689278 0.528270719 0.543788909 0.540589347 0.533258299
[16] 0.541432927 0.546794744 0.507503235 0.527653649 0.502702083
[21] 0.528044872 0.524918569 0.507826883 0.515692948 0.503676265
[26] 0.506667047 0.522428540 0.497655197 0.501157443 0.476452285
[31] 0.477326820 0.502079893 0.484832763 0.487167985 0.459409599
[36] 0.477263636 0.491744437 0.477543556 0.451902958 0.461935436
[41] 0.468155585 0.479455253 0.471829683 0.473775360 0.457533334
[46] 0.454007150 0.444970700 0.439090514 0.038157586 0.002277573
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.01040867 0.01919291 0.44553421 0.45324132 0.45072452 0.45813449
 [7] 0.45358475 0.47282886 0.43483575 0.44651315 0.43087137 0.46480718
[13] 0.48391919 0.49483473 0.48069234 0.50339765 0.50238462 0.50356053
[19] 0.46702543 0.49488446 0.51445830 0.52323756 0.49269337 0.52032212
[25] 0.49164916 0.52208074 0.52844508 0.49413511 0.51253206 0.50782773
[31] 0.50422280 0.52750913 0.52451212 0.53643720 0.51579810 0.52679920
[37] 0.53682834 0.53048153 0.54025266 0.52469167 0.56251353 0.55365062
[43] 0.55034545 0.55344935 0.55291703 0.53257629 0.54299845 0.55266357
[49] 0.55828336 0.55766606
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4022758 0.3885688 0.5503910 0.5649446 0.5351743 0.5518622
 [7] 0.5424729 0.5334127 0.5209404 0.5296745 0.5184892 0.5212369
[13] 0.5460031 0.5443069 0.5321767 0.5513354 0.5587388 0.5321245
[19] 0.5105512 0.5209102 0.5428598 0.5494012 0.5224835 0.5350850
[25] 0.5085061 0.5260129 0.5483229 0.5254912 0.5138161 0.5029186
[31] 0.4983369 0.5306588 0.5215458 0.5188257 0.4934652 0.4983883
[37] 0.5278060 0.5083843 0.4341623 0.4311889 0.4442626 0.4484114
[43] 0.4453701 0.4194007 0.4306933 0.3857675 0.3636950 0.3837023
[49] 0.2609029 0.2536339

```

## 2PLM 1a 1.5b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.3070755 0.3597314 0.3731737 0.4556975 0.4822182
 [6] 0.4978862 0.4580882 0.4559033 0.5532712 0.5159954
[11] 0.5463673 0.5666235 0.5050836 0.5944052 0.5314667
[16] 0.4983175 0.5511742 0.6024495 0.6058426 0.6152939
[21] 0.5714063 0.5726903 0.5758228 0.4508465 0.5220788
[26] 0.5264092 0.4464419 0.5465666 0.5156892 0.5692245
[31] 0.5168704 0.6065325 0.5802788 0.5212113 0.5541571
[36] 0.6008255 0.5596547 0.5488336 0.5232469 0.4987993
[41] 0.4616487 0.5055239 0.4882546 0.4394974 0.4550238
[46] 0.5201036 0.3932893 0.3778318 0.3959574 0.3158678
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.32969321" "0.38831270" "0.40654872" "0.49103216"
 [5] "0.51312112" "0.52361147" "0.48359692" "0.49184928"
 [9] "0.56045786" "0.53825837" "0.56422418" "0.58925472"
[13] "0.53970007" "0.59146074" "0.56912134" "0.53715128"
[17] "0.58088080" "0.62156487" "0.62719447" "0.60955881"
[21] "0.55967359" "0.56991200" "0.55772625" "0.47242086"
[25] "0.51491881" "0.54949353" "0.48624064" "0.54493342"
[29] "0.50524860" "0.56317156" "0.53027567" "0.62691407"
[33] "0.57999694" "0.51928776" "0.52226376" "0.58111481"
[37] "0.54766311" "0.54426893" "0.30583711" "0.28688325"
[41] "0.28315981" "0.29289519" "0.26789746" "0.23504208"
[45] "0.22402992" "0.25265725" "0.19229255" "0.15306010"
[49] "0.15985648" "0.09879025"

```

```

> ###
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4701885 0.4926324 0.4961546 0.5592902 0.5808619
 [6] 0.5801745 0.5322556 0.5331097 0.6033396 0.5648222
[11] 0.5992320 0.6081715 0.5428962 0.6198416 0.5613777
[16] 0.5303334 0.5703340 0.6077940 0.6106038 0.6236833
[21] 0.5691174 0.5663852 0.5705604 0.4621983 0.5101686
[26] 0.5132838 0.4364400 0.5024386 0.5021050 0.5104284
[31] 0.4559371 0.5341963 0.5051556 0.4484394 0.4665668
[36] 0.4942531 0.4405908 0.4197065 0.3991827 0.3961495
[41] 0.3745992 0.3904619 0.3516595 0.3403105 0.3186120
[46] 0.3231962 0.2866205 0.2430760 0.2667683 0.1846909
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.33283456" "0.40247242" "0.40838682" "0.48871376"
 [5] "0.51402552" "0.52056945" "0.48516462" "0.47599659"
 [9] "0.56756975" "0.52580126" "0.55314169" "0.58419088"
[13] "0.51877489" "0.58532798" "0.55158361" "0.51521896"
[17] "0.56331399" "0.59310572" "0.60165396" "0.59295555"
[21] "0.54615772" "0.54541495" "0.53875375" "0.45563432"
[25] "0.49154545" "0.51481671" "0.46841540" "0.51793068"
[29] "0.47608100" "0.52273746" "0.49623824" "0.59146165"
[33] "0.53909568" "0.47194724" "0.45939212" "0.51437410"
[37] "0.48568254" "0.48729559" "0.47186174" "0.41160825"
[41] "0.42476735" "0.48861966" "0.44161065" "0.41167587"
[45] "0.38687555" "0.22250721" "0.15068110" "0.11035262"
[49] "0.12027156" "0.04275317"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.34743895 0.38851338 0.39698342 0.47586451
 [5] 0.50418936 0.51202669 0.46373136 0.47407213
 [9] 0.55026294 0.51729135 0.53952830 0.56744614
[13] 0.50906864 0.57728357 0.52627323 0.50098250
[17] 0.54375930 0.58149588 0.58477227 0.59465134
[21] 0.53534614 0.53453668 0.53213396 0.43664440
[25] 0.47601881 0.50943573 0.45307173 0.50451532
[29] 0.45750916 0.49766565 0.47536716 0.57240921
[33] 0.51330626 0.45516254 0.44655433 0.49486182
[37] 0.45440415 0.46579658 0.45153512 0.41069547
[41] 0.40353783 0.45850793 0.39273359 0.38747293
[45] 0.37107190 0.39297625 0.35416939 0.29254559
[49] 0.14041767 0.06081963
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.04834809 0.10947668 0.30463954 0.40541717
 [5] 0.37484957 0.39635950 0.37893533 0.41820827
 [9] 0.44435897 0.41446109 0.46888946 0.45967850
[13] 0.45495649 0.49026996 0.47903585 0.47796146
[17] 0.52784518 0.52958258 0.55483979 0.53099337
[21] 0.51494410 0.52386175 0.47575598 0.43821232
[25] 0.48140220 0.49939780 0.44712043 0.51692504
[29] 0.48303967 0.54347128 0.49677435 0.59075770
[33] 0.56051613 0.52033982 0.54798942 0.58306830
[37] 0.54715302 0.53379584 0.52778446 0.49964730
[41] 0.47106219 0.51580387 0.49392273 0.45135851
[45] 0.46600273 0.52357306 0.41168918 0.41150814
[49] 0.42486490 0.35219785
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.2994311 0.3483334 0.4008339 0.4850371 0.4868559

```

```
[6] 0.5151638 0.4702672 0.4798645 0.5385838 0.5162630
[11] 0.5512096 0.5583393 0.5234873 0.5727482 0.5354209
[16] 0.5261301 0.5583351 0.5940047 0.5942904 0.5916669
[21] 0.5516674 0.5515742 0.5363981 0.4593705 0.5042766
[26] 0.5119729 0.4556646 0.5243523 0.4917821 0.5376700
[31] 0.4985879 0.5780604 0.5470980 0.4940143 0.5014774
[36] 0.5535750 0.4904506 0.4952465 0.4250631 0.3999278
[41] 0.3915749 0.4126735 0.3802766 0.3536284 0.3421022
[46] 0.3832430 0.3127362 0.2813191 0.2494052 0.1563720
```

### 1PLM 1a 3b

```
> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4791265 0.4642003 0.4796838 0.4662300 0.4389063 0.4779536
 [7] 0.4576940 0.4614189 0.4990656 0.4959530 0.5026568 0.5096874
[13] 0.4814434 0.5232770 0.4909367 0.5331835 0.4958852 0.4978306
[19] 0.5257989 0.5292945 0.5417314 0.5291031 0.5222368 0.5011384
[25] 0.5187103 0.5227697 0.4931872 0.5203957 0.5500467 0.5248567
[31] 0.5029134 0.5092417 0.5499997 0.5523704 0.5284175 0.5323209
[37] 0.5153762 0.5086092 0.5032388 0.5200415 0.5119032 0.5198136
[43] 0.4786909 0.4570209 0.4906648 0.4591271 0.4857955 0.4710778
[49] 0.4665830 0.4682751
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.474075436" " 0.446506349" " 0.460532658" " 0.446312196"
 [5] " 0.428092812" " 0.472446293" " 0.456379492" " 0.453239772"
 [9] " 0.502761512" " 0.496914472" " 0.499492965" " 0.500419805"
[13] " 0.505055972" " 0.522088316" " 0.489587961" " 0.546806702"
[17] " 0.523979353" " 0.519047847" " 0.552500266" " 0.534833681"
[21] " 0.550095697" " 0.557233607" " 0.553118578" " 0.527203730"
[25] " 0.552417209" " 0.552489220" " 0.520280817" " 0.547807185"
[29] " 0.565571643" " 0.555440498" " 0.548011024" " 0.556755902"
[33] " 0.575225377" " 0.580907452" " 0.556202267" " 0.566214432"
[37] " 0.555571350" " 0.543343825" " 0.102836515" " 0.076668722"
[41] " 0.025365453" "-0.009042195" "-0.074573504" "-0.077574905"
[45] "-0.094018159" "-0.141439351" "-0.157284168" "-0.183948159"
[49] "-0.187855007" "-0.206621675"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.809961484 0.803922086 0.793515360 0.784251413 0.769017457
 [6] 0.760997765 0.734567812 0.736740392 0.736381192 0.719408056
[11] 0.705197591 0.716775731 0.680293327 0.677870918 0.644534508
[16] 0.646944828 0.652716481 0.606971009 0.618677612 0.575084064
[21] 0.581769002 0.564869221 0.528677790 0.521194873 0.500101942
[26] 0.481367662 0.484738451 0.448052523 0.455179970 0.420474873
[31] 0.359381554 0.336921197 0.382663345 0.341144868 0.291365529
[36] 0.282564758 0.234609693 0.234183131 0.157625980 0.147699235
[41] 0.121366168 0.091927279 0.018549317 0.040087637 -0.004154986
[46] -0.052679130 -0.073569665 -0.102329216 -0.125745540 -0.128172554
> #####
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.4739506" " 0.5058160" " 0.4648486" " 0.4739393" " 0.4710934"
 [6] " 0.4618612" " 0.4726660" " 0.4694918" " 0.5015546" " 0.4925625"
[11] " 0.5072380" " 0.5279880" " 0.5161889" " 0.5291040" " 0.5274626"
[16] " 0.5588236" " 0.5406006" " 0.5189953" " 0.5526619" " 0.5540992"
[21] " 0.5547554" " 0.5557209" " 0.5638983" " 0.5212052" " 0.5441344"
[26] " 0.5589998" " 0.5167191" " 0.5490932" " 0.5515063" " 0.5708603"
[31] " 0.5434780" " 0.5578604" " 0.5555542" " 0.5719479" " 0.5565418"
[36] " 0.5452924" " 0.5322940" " 0.5373817" " 0.5090977" " 0.5521483"
[41] " 0.5346691" " 0.5186586" " 0.4919261" " 0.4743943" " 0.4949231"
```



```

[46] "-0.1570969" "-0.1980436" "-0.2357364" "-0.2281168" "-0.2704658"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4966847 0.4822038 0.5280241 0.5160255 0.4883139 0.4991251
 [7] 0.4842701 0.4861893 0.5313779 0.5259702 0.5020758 0.5341781
[13] 0.5222426 0.5308034 0.5271033 0.5496816 0.5320074 0.5198125
[19] 0.5510032 0.5546237 0.5446735 0.5361745 0.5345874 0.5366737
[25] 0.5408682 0.5431832 0.5102422 0.5248012 0.5508965 0.5318325
[31] 0.5142293 0.5300760 0.5382977 0.5507080 0.5195262 0.5282281
[37] 0.5211736 0.5068585 0.4984050 0.5252647 0.4920915 0.4862503
[43] 0.4851097 0.4694709 0.4655267 0.4251025 0.4587120 0.4406878
[49] -0.3051266 -0.3342904
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] -0.3532602 -0.3286006 0.4845743 0.4065185 0.4403484 0.4931834
 [7] 0.4645959 0.4588635 0.4887188 0.4916014 0.5057273 0.5188445
[13] 0.4783815 0.5131404 0.5043699 0.5308637 0.5113757 0.5015124
[19] 0.5331118 0.5297413 0.5434115 0.5273098 0.5249480 0.5207420
[25] 0.5235748 0.5453586 0.5170915 0.5236919 0.5614307 0.5420218
[31] 0.5365441 0.5238312 0.5805248 0.5593100 0.5546765 0.5217963
[37] 0.5497146 0.5375157 0.5337143 0.5214817 0.5216727 0.5365601
[43] 0.4989031 0.4932020 0.5046529 0.5039602 0.5077923 0.4962459
[49] 0.4998913 0.4891343
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.31200056 0.31589544 0.62345950 0.58162962 0.57449086
 [6] 0.57840444 0.55609356 0.58133860 0.58053572 0.57676065
[11] 0.58115031 0.59068814 0.56486289 0.58337992 0.56293763
[16] 0.58372634 0.56414344 0.54438378 0.57276538 0.56643428
[21] 0.57038620 0.55358385 0.54910159 0.54117528 0.53359329
[26] 0.53451678 0.52286498 0.52605045 0.54633942 0.51208865
[31] 0.48270459 0.49160052 0.53044460 0.52247140 0.47849847
[36] 0.49257340 0.45433774 0.46107938 0.37335541 0.33136123
[41] 0.28799698 0.31814229 0.25436232 0.23147856 0.21777596
[46] 0.16084857 0.17333442 0.11680807 -0.06532828 -0.07617265

```

## 2PLM 1a 3b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.3259204 0.3358365 0.3888967 0.4007351 0.3999264
 [6] 0.4099152 0.5181670 0.5376333 0.4616092 0.5265131
[11] 0.4991667 0.5035839 0.5338337 0.5568421 0.5626393
[16] 0.5422073 0.4868675 0.4508752 0.5196576 0.5606907
[21] 0.5777337 0.5985546 0.4893872 0.6250456 0.4811696
[26] 0.5573218 0.6098510 0.6338130 0.4183211 0.4971924
[31] 0.5232195 0.5555447 0.5399767 0.5851532 0.5532061
[36] 0.4881169 0.6009059 0.6008770 0.4413604 0.5031391
[41] 0.5046028 0.4959267 0.5939663 0.4905059 0.4834506
[46] 0.4512839 0.4359286 0.3903536 0.3311581 0.2941081
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.27860284" " 0.29399890" " 0.36668972"
 [4] " 0.39751372" " 0.40482771" " 0.42175034"
 [7] " 0.50186888" " 0.54015023" " 0.46758425"
[10] " 0.52182029" " 0.50016387" " 0.51249763"
[13] " 0.52883022" " 0.55843365" " 0.55469337"
[16] " 0.55144699" " 0.51550092" " 0.48591981"
[19] " 0.53015961" " 0.55521320" " 0.58429847"

```

```

[22] " 0.60572046" " 0.49339817" " 0.65379779"
[25] " 0.52108444" " 0.57679619" " 0.58349560"
[28] " 0.62002414" " 0.48158838" " 0.50595442"
[31] " 0.53730029" " 0.59855993" " 0.53777910"
[34] " 0.61678450" " 0.59772085" " 0.49751657"
[37] " 0.61091442" " 0.57456638" " 0.23933901"
[40] " 0.22205202" " 0.23937920" " 0.22635336"
[43] " 0.22489400" " 0.16506641" " 0.14185979"
[46] " 0.13282708" " 0.13588779" " 0.09059597"
[49] " 0.01787082" "-0.04664794"
> ####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.57684673 0.58697772 0.60797488 0.60691933
[5] 0.57669823 0.58235658 0.66422084 0.67100424
[9] 0.59129183 0.64617055 0.62961209 0.61877411
[13] 0.62834950 0.64557046 0.64122604 0.62230239
[17] 0.58613085 0.53093811 0.58474522 0.60597607
[21] 0.60959749 0.62264712 0.53668744 0.60425001
[25] 0.50038593 0.55506090 0.55915708 0.57995043
[29] 0.42651033 0.46200802 0.48062052 0.48982566
[33] 0.45999553 0.47663834 0.44914942 0.37551652
[37] 0.44311898 0.42642061 0.34110426 0.33143190
[41] 0.33886036 0.34509054 0.28219090 0.28268144
[45] 0.23073847 0.24387646 0.23253686 0.17303791
[49] 0.14860444 0.05510219
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] " 0.29549208" " 0.31035867" " 0.38485299"
[4] " 0.41992263" " 0.42644627" " 0.44813413"
[7] " 0.53047656" " 0.55726739" " 0.48250585"
[10] " 0.53346037" " 0.52912901" " 0.51689352"
[13] " 0.56348433" " 0.56347383" " 0.55871264"
[16] " 0.55682989" " 0.51472684" " 0.49717483"
[19] " 0.54112991" " 0.55399503" " 0.57955777"
[22] " 0.60844738" " 0.49944520" " 0.63906469"
[25] " 0.49011521" " 0.57806726" " 0.56212731"
[28] " 0.60371045" " 0.48471695" " 0.49799862"
[31] " 0.51109348" " 0.59671112" " 0.51954353"
[34] " 0.60053266" " 0.57107059" " 0.48918597"
[37] " 0.56268099" " 0.51304261" " 0.45881219"
[40] " 0.47334033" " 0.52077191" " 0.50719773"
[43] " 0.55419790" " 0.46629277" " 0.45163691"
[46] " 0.05047918" " 0.02758295" "-0.02355782"
[49] "-0.05701869" "-0.15232994"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.3151431 0.3314408 0.4000044 0.4474322
[5] 0.4402264 0.4480685 0.5491584 0.5692949
[9] 0.4864571 0.5505930 0.5343367 0.5380941
[13] 0.5519881 0.5786696 0.5565549 0.5669929
[17] 0.5262735 0.4861340 0.5384623 0.5502994
[21] 0.5704684 0.5884011 0.4974310 0.6313534
[25] 0.4904315 0.5596242 0.5302391 0.5766834
[29] 0.4642828 0.4725323 0.4955823 0.5720823
[33] 0.4533064 0.5752410 0.5433457 0.4652921
[37] 0.5475562 0.4401182 0.4154831 0.4311309
[41] 0.4936889 0.5078598 0.5092325 0.3958911
[45] 0.3904143 0.4516529 0.4476009 0.4411058
[49] -0.1135666 -0.1830414
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] -0.1188765 -0.1385003 0.3742568 0.3838514

```

```

[5] 0.3906563 0.4328268 0.4310507 0.3634180
[9] 0.4780434 0.4945528 0.3648722 0.4899740
[13] 0.4912681 0.5117032 0.4433601 0.4798650
[17] 0.4842186 0.4706556 0.5087155 0.5090870
[21] 0.5218081 0.5629899 0.4827572 0.6314284
[25] 0.4831839 0.5528377 0.5626588 0.6187594
[29] 0.4720322 0.5070277 0.5263576 0.5831977
[33] 0.5405567 0.5938845 0.5806493 0.5149250
[37] 0.6204732 0.6025988 0.4669212 0.5242289
[41] 0.5261521 0.5172618 0.6160180 0.5255010
[45] 0.5242190 0.4810853 0.4587886 0.4037198
[49] 0.3604273 0.3009003
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.26103934 0.26218945 0.44673253 0.48200784
[5] 0.47000993 0.47379224 0.53943209 0.54335251
[9] 0.51342904 0.57654586 0.51653673 0.54733311
[13] 0.54953697 0.58171239 0.56140439 0.56632663
[17] 0.53193698 0.49676687 0.55521543 0.56494372
[21] 0.58196048 0.60677304 0.50961106 0.63721875
[25] 0.49940617 0.55420106 0.55986224 0.59002643
[29] 0.47182010 0.49398832 0.53358416 0.57421164
[33] 0.48842847 0.56945317 0.53911576 0.48085922
[37] 0.55083006 0.53048806 0.37726680 0.38393997
[41] 0.40448956 0.40113065 0.41521234 0.33979858
[45] 0.33470615 0.31779020 0.33366702 0.26559795
[49] 0.08494059 0.02131158

```

### 1PLM 1.5a 1.5b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.6722338 0.6672313 0.6578259 0.6910963 0.6933249 0.6692604
[7] 0.6796772 0.6835255 0.6837601 0.6836123 0.6755248 0.6842296
[13] 0.6752447 0.6963883 0.6755417 0.6924967 0.7036967 0.6907969
[19] 0.7024156 0.6864579 0.6927340 0.7048633 0.7009435 0.6789624
[25] 0.6973339 0.7213151 0.6882658 0.6848012 0.6806542 0.7109446
[31] 0.7037404 0.7010364 0.7066677 0.6985790 0.6924193 0.7040745
[37] 0.7035942 0.7026659 0.6906712 0.6817842 0.6948044 0.6858630
[43] 0.6930449 0.7096091 0.6775167 0.6890881 0.6667887 0.6495760
[49] 0.6720398 0.6818692
> #####
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] "0.6547466" "0.6488540" "0.6361368" "0.6739588" "0.6725622"
[6] "0.6484703" "0.6614119" "0.6763899" "0.6721535" "0.6813285"
[11] "0.6771894" "0.6907272" "0.6839001" "0.6907675" "0.6864458"
[16] "0.7067481" "0.7119361" "0.7110329" "0.7196854" "0.7066220"
[21] "0.7100563" "0.7315404" "0.7276179" "0.7128609" "0.7321364"
[26] "0.7551781" "0.7213033" "0.7167028" "0.7217240" "0.7483936"
[31] "0.7413838" "0.7423343" "0.7428430" "0.7372744" "0.7420644"
[36] "0.7583762" "0.7513284" "0.7489012" "0.4211209" "0.3899118"
[41] "0.3877907" "0.3587889" "0.3430079" "0.3379296" "0.3112468"
[46] "0.2930509" "0.2651920" "0.2191182" "0.2315928" "0.2226487"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.6695416 0.6693310 0.6684248 0.6902903 0.6912762 0.6848663
[7] 0.6885716 0.6994409 0.6945046 0.6982411 0.6956024 0.7017277
[13] 0.6886724 0.7024959 0.6836110 0.7066019 0.7101822 0.6998781
[19] 0.7053805 0.6970902 0.6816752 0.6974345 0.6884932 0.6642054
[25] 0.6742920 0.6881130 0.6585440 0.6546855 0.6438857 0.6689424
[31] 0.6557168 0.6553599 0.6494575 0.6159450 0.6163957 0.6138477
[37] 0.6077758 0.6161023 0.5632586 0.5498597 0.5518368 0.5240149

```

```

[43] 0.5258803 0.5268465 0.4602785 0.4859827 0.4491995 0.4191303
[49] 0.4317647 0.4399796
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.6629848" "0.6648044" "0.6549955" "0.6880004" "0.6938024"
 [6] "0.6687366" "0.6924583" "0.6942234" "0.6919861" "0.6848666"
[11] "0.6910404" "0.6931646" "0.6767922" "0.7104106" "0.6964032"
[16] "0.7098217" "0.7091571" "0.7093028" "0.7239989" "0.7153834"
[21] "0.7051797" "0.7213208" "0.7167856" "0.7097558" "0.7218488"
[26] "0.7436858" "0.7073261" "0.7106015" "0.7149263" "0.7432749"
[31] "0.7170101" "0.7193436" "0.7237997" "0.7143963" "0.7215306"
[36] "0.7371704" "0.7310019" "0.7265197" "0.7191032" "0.7128705"
[41] "0.7224621" "0.7116537" "0.7145247" "0.7356818" "0.7156427"
[46] "0.2041385" "0.1895103" "0.1301909" "0.1400279" "0.1387019"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.68186915 0.68426865 0.66200178 0.70818190 0.69390565 0.67512059
 [7] 0.68758401 0.69992350 0.69561439 0.69128784 0.68080018 0.69672698
[13] 0.68782131 0.70984281 0.69027185 0.70447875 0.70786215 0.69863575
[19] 0.71852197 0.69026067 0.70699101 0.71700789 0.70538003 0.69132831
[25] 0.70511291 0.73415837 0.69547898 0.68619939 0.69662773 0.71638284
[31] 0.70040445 0.70472564 0.72082290 0.70541192 0.69307612 0.71592830
[37] 0.70589914 0.70971397 0.69989245 0.68576204 0.69284359 0.68310237
[43] 0.68795615 0.71197796 0.67967250 0.68398333 0.68871638 0.63188555
[49] 0.02353834 0.01876278
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] -0.014435382 0.004598167 0.663097426 0.688978034 0.675080706
 [6] 0.672659040 0.682662063 0.693889817 0.675160084 0.703336482
[11] 0.682880807 0.685453551 0.675619235 0.697104568 0.689727392
[16] 0.693799607 0.705424578 0.698435131 0.715710782 0.708059710
[21] 0.703196234 0.719565335 0.719149449 0.694951126 0.705714378
[26] 0.725436410 0.691982184 0.701988238 0.701069303 0.723888710
[31] 0.720135072 0.708081216 0.717687068 0.718922364 0.702596424
[36] 0.706762307 0.714493143 0.714850434 0.705174082 0.701243128
[41] 0.709282357 0.702227946 0.712075502 0.715311019 0.692758275
[46] 0.699097264 0.689760694 0.684265208 0.688634343 0.676991261
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4491316 0.4600232 0.6551585 0.6873702 0.6807455 0.6672157
 [7] 0.6805886 0.6991570 0.6881376 0.6905874 0.6841597 0.6965485
[13] 0.6881758 0.7035841 0.6916485 0.7058943 0.7242372 0.7042786
[19] 0.7208666 0.7093039 0.7144362 0.7217481 0.7193228 0.6915734
[25] 0.7082902 0.7364916 0.6910812 0.7002594 0.6971448 0.7282866
[31] 0.7081254 0.7050674 0.7117459 0.7029514 0.6959485 0.6919614
[37] 0.7137319 0.7084298 0.6187473 0.5922770 0.5962313 0.5759158
[43] 0.5796087 0.5703123 0.5348378 0.5400909 0.5203174 0.4762509
[49] 0.3337207 0.3242570

```

## 2PLM 1.5a 1.5b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.5812930 0.6428601 0.5747777 0.6459642 0.6667506
 [6] 0.6696255 0.7095131 0.7240797 0.7209823 0.7294723
[11] 0.7433277 0.6647728 0.7088979 0.7163677 0.7482302
[16] 0.6795061 0.6978951 0.6619917 0.7476172 0.7270243
[21] 0.6945582 0.6758982 0.6363478 0.7212164 0.7496534
[26] 0.6980531 0.6856159 0.7367115 0.7380930 0.6391611

```

```

[31] 0.6855674 0.6770106 0.7467319 0.6884299 0.6940648
[36] 0.7343881 0.6712443 0.6833561 0.6852036 0.7084475
[41] 0.6866101 0.6817452 0.7104282 0.7016974 0.6803185
[46] 0.6623482 0.6831142 0.6297400 0.6300692 0.5735207
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] "0.5711608" "0.6170254" "0.5808682" "0.6363481"
[5] "0.6547529" "0.6625217" "0.6942188" "0.6985529"
[9] "0.7141209" "0.7238618" "0.7214848" "0.6797788"
[13] "0.7074619" "0.7298380" "0.7462010" "0.6986918"
[17] "0.7089963" "0.6836659" "0.7453700" "0.7495139"
[21] "0.7035494" "0.6922998" "0.6522848" "0.7434086"
[25] "0.7475541" "0.7254709" "0.7170779" "0.7440187"
[29] "0.7642322" "0.6953781" "0.7172007" "0.7140532"
[33] "0.7813705" "0.7289934" "0.7327821" "0.7529168"
[37] "0.7203238" "0.7353105" "0.4528569" "0.4534522"
[41] "0.4234315" "0.3979867" "0.4081415" "0.3914213"
[45] "0.3591740" "0.3327946" "0.3446077" "0.2807497"
[49] "0.2436646" "0.2098864"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.6235876 0.6610332 0.6170182 0.6690074 0.6824091
[6] 0.6772084 0.7108828 0.7221365 0.7216392 0.7235932
[11] 0.7318661 0.6762545 0.7125952 0.7157958 0.7409905
[16] 0.6889813 0.7040242 0.6689305 0.7345981 0.7090436
[21] 0.6813196 0.6702321 0.6473547 0.6994329 0.7166447
[26] 0.6827702 0.6580686 0.6981829 0.6979216 0.6160094
[31] 0.6584756 0.6313133 0.6757643 0.6240965 0.6172590
[36] 0.6592993 0.5996549 0.5929506 0.5914235 0.5744519
[41] 0.5665414 0.5606972 0.5590955 0.5453621 0.5361812
[46] 0.4945054 0.4944371 0.4940887 0.4124333 0.3548434
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] "0.59784913" "0.64919036" "0.59548756" "0.66748308"
[5] "0.68706798" "0.68736765" "0.71908079" "0.72971314"
[9] "0.73009922" "0.73636375" "0.74923708" "0.69046836"
[13] "0.72037116" "0.75042426" "0.75578906" "0.71461326"
[17] "0.71390228" "0.69634411" "0.75799325" "0.75861400"
[21] "0.70390910" "0.69996575" "0.65047644" "0.74460068"
[25] "0.75008645" "0.71644995" "0.71022578" "0.75364768"
[29] "0.74424701" "0.69844451" "0.70996448" "0.70829740"
[33] "0.76610613" "0.71624010" "0.71741692" "0.74040914"
[37] "0.68882519" "0.72956019" "0.70569067" "0.70417807"
[41] "0.70110270" "0.70954737" "0.70907024" "0.72753803"
[45] "0.71417489" "0.21815662" "0.22880332" "0.19393880"
[49] "0.14512321" "0.07562927"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.609984661 0.660895166 0.599952694 0.666533856
[5] 0.686908946 0.689113198 0.717725468 0.720322091
[9] 0.729237371 0.730390250 0.735463777 0.675062096
[13] 0.713796692 0.731326287 0.742500603 0.693679910
[17] 0.703692104 0.683476369 0.740480572 0.742093876
[21] 0.679667270 0.679279167 0.618807287 0.726348907
[25] 0.726340224 0.696210625 0.694243697 0.726082285
[29] 0.721655023 0.675647636 0.678145231 0.678444330
[33] 0.740377935 0.691732980 0.699653249 0.684387468
[37] 0.687936080 0.693708127 0.673139368 0.664238420
[41] 0.663058296 0.681370879 0.649583974 0.676317861
[45] 0.663307903 0.648507179 0.644647192 0.645941864
[49] 0.065333316 0.002710929
> ###

```

```

> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.05338003 0.09674356 0.60613075 0.64455368
[5] 0.66720148 0.65314285 0.72240423 0.64819645
[9] 0.70517939 0.69447305 0.66909378 0.65209014
[13] 0.69048899 0.72964018 0.72361796 0.68370530
[17] 0.67298878 0.66951932 0.71377355 0.73441737
[21] 0.67402848 0.65618103 0.62555351 0.72080360
[25] 0.73129509 0.70542859 0.69757597 0.72014951
[29] 0.72658597 0.66373455 0.69407628 0.67934081
[33] 0.75102420 0.70592491 0.70627346 0.73783935
[37] 0.68346731 0.70313308 0.69115298 0.70545640
[41] 0.69466491 0.69163914 0.71806483 0.69554317
[45] 0.68510700 0.67618931 0.69279917 0.65034916
[49] 0.65057499 0.59205342
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.4317116 0.4814867 0.6097476 0.6631768 0.6797504
[6] 0.6766475 0.7084727 0.7041192 0.7245595 0.7214156
[11] 0.7216076 0.6728305 0.7023272 0.7319303 0.7395131
[16] 0.6890245 0.7073249 0.6844571 0.7390257 0.7330077
[21] 0.6887812 0.6832825 0.6498197 0.7227596 0.7420825
[26] 0.7088398 0.6873190 0.7306638 0.7308985 0.6805502
[31] 0.6939983 0.6757996 0.7475449 0.6941150 0.6981833
[36] 0.7161414 0.6803648 0.6884770 0.6054272 0.6114234
[41] 0.5989317 0.6033363 0.5954871 0.5955904 0.5605345
[46] 0.5404000 0.5579177 0.5298559 0.3138323 0.2762747

```

### 1PLM 1.5a 3b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.4599495 0.4872205 0.5171459 0.5355178 0.5658933 0.5778090
[7] 0.5481154 0.5961657 0.5867716 0.6155607 0.6366410 0.6750834
[13] 0.6711277 0.6418910 0.6190817 0.6640076 0.6669500 0.6619645
[19] 0.6652921 0.6820318 0.6751942 0.6801732 0.6555161 0.6574615
[25] 0.6658809 0.6606565 0.6965804 0.6925886 0.6897866 0.6776094
[31] 0.6899675 0.6947331 0.6707689 0.6770307 0.6557095 0.6358991
[37] 0.6591378 0.6311037 0.6487079 0.6142737 0.6347152 0.5994177
[43] 0.6134685 0.5936857 0.5723440 0.5169721 0.6024277 0.5071934
[49] 0.5145699 0.4317989
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] " 0.498402275" " 0.489404085" " 0.555565961" " 0.565389101"
[5] " 0.564271367" " 0.588111233" " 0.547571282" " 0.596203994"
[9] " 0.606609039" " 0.618318381" " 0.642311097" " 0.663710682"
[13] " 0.638058525" " 0.635602957" " 0.620610202" " 0.662913749"
[17] " 0.659783214" " 0.676564282" " 0.669611215" " 0.677096454"
[21] " 0.683175778" " 0.699214097" " 0.680251430" " 0.689887260"
[25] " 0.685221658" " 0.697163472" " 0.719782671" " 0.710698898"
[29] " 0.718315532" " 0.688049335" " 0.689448463" " 0.701400439"
[33] " 0.700918545" " 0.695034992" " 0.670773870" " 0.657822731"
[37] " 0.670567011" " 0.639553568" " 0.065828776" "-0.002067845"
[41] "-0.036754688" "-0.081322078" "-0.134166215" "-0.137301668"
[45] "-0.213574691" "-0.239157404" "-0.228671296" "-0.323632600"
[49] "-0.310327936" "-0.347935870"
> ####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.83870058 0.84244437 0.85149439 0.84282566 0.82563698
[6] 0.82655579 0.82019836 0.82902939 0.81958516 0.81105917

```

```

[11] 0.81405072 0.80812474 0.78908057 0.78024504 0.73136026
[16] 0.74955212 0.73123908 0.70818986 0.67824413 0.67294179
[21] 0.65587839 0.65453667 0.59209326 0.58914453 0.56396592
[26] 0.53409992 0.52892770 0.51156962 0.49272265 0.42662773
[31] 0.42952710 0.36769071 0.36753091 0.26503706 0.23423778
[36] 0.17246724 0.19087537 0.12495491 0.08868151 0.03639062
[41] 0.01456250 -0.05047990 -0.09139674 -0.13383535 -0.19285200
[46] -0.22716740 -0.24657107 -0.32979745 -0.33538863 -0.40268943
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.4752450" " 0.4985986" " 0.5514546" " 0.5624039" " 0.5743136"
 [6] " 0.5754721" " 0.5757118" " 0.6001127" " 0.5954535" " 0.6141906"
[11] " 0.6426241" " 0.6732544" " 0.6595187" " 0.6542340" " 0.6302176"
[16] " 0.6651042" " 0.6791291" " 0.6763746" " 0.6735392" " 0.6992904"
[21] " 0.6968792" " 0.6949203" " 0.6883159" " 0.6880633" " 0.6943280"
[26] " 0.6827093" " 0.7286877" " 0.7138125" " 0.7167141" " 0.6941037"
[31] " 0.7132633" " 0.7230030" " 0.6977716" " 0.6930782" " 0.6861722"
[36] " 0.6643296" " 0.6855668" " 0.6535882" " 0.6781751" " 0.6381290"
[41] " 0.6498354" " 0.6248588" " 0.6259590" " 0.6145382" " 0.5808305"
[46] "-0.2435460" "-0.1792208" "-0.2851214" "-0.3110710" "-0.3444193"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4898420 0.5045240 0.5213411 0.5526924 0.5611338 0.5985302
 [7] 0.5695103 0.5991527 0.6050670 0.6147851 0.6440305 0.6589064
[13] 0.6560714 0.6536722 0.6311102 0.6720321 0.6769448 0.6715187
[19] 0.6799397 0.6938207 0.6978993 0.7017691 0.6736018 0.6778209
[25] 0.6912022 0.6970386 0.7166051 0.7054248 0.7106182 0.6991606
[31] 0.6952485 0.7157461 0.6906033 0.6991167 0.6718283 0.6560908
[37] 0.6866606 0.6702928 0.6666344 0.6492934 0.6652942 0.6323531
[43] 0.6306486 0.6186720 0.6162552 0.5431882 0.6212417 0.5386395
[49] -0.3579638 -0.4100463
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] -0.4006925 -0.3607783 0.5372415 0.5782560 0.6011945 0.6176834
 [7] 0.5924605 0.6213467 0.6059907 0.6512420 0.6774176 0.6934616
[13] 0.6900036 0.6660482 0.6590720 0.6968799 0.6908404 0.6785727
[19] 0.6942686 0.6964937 0.6916826 0.6876933 0.6908719 0.6922643
[25] 0.7010260 0.6866699 0.7066299 0.7067833 0.6981369 0.6862022
[31] 0.6950701 0.7018073 0.6706990 0.6880721 0.6711484 0.6406732
[37] 0.6634274 0.6403341 0.6312104 0.6181200 0.6317118 0.6016101
[43] 0.6088209 0.6002652 0.5833474 0.5420470 0.5968830 0.5119451
[49] 0.5409171 0.4504559
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.260531255 0.275524913 0.626706560 0.645678712 0.647792671
 [6] 0.645864786 0.630686250 0.665906888 0.656808431 0.676230752
[11] 0.683931349 0.713771091 0.691840090 0.687224504 0.660688376
[16] 0.703038697 0.693030896 0.702428200 0.704043586 0.711851230
[21] 0.692604552 0.703842865 0.678416193 0.676698477 0.675920034
[26] 0.673862740 0.673810173 0.679716813 0.672647437 0.648349302
[31] 0.653726391 0.641767284 0.604247477 0.607978237 0.579769689
[36] 0.517176920 0.584201090 0.494636960 0.365761642 0.322764277
[41] 0.297378614 0.251204701 0.251688428 0.205429362 0.159790962
[46] 0.081640726 0.105755984 -0.003078391 -0.157793892 -0.269189705

```

## 2PLM 1.5a 3b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f

```

```

[1] 0.4787293 0.5400452 0.5330443 0.5733915 0.6307366
[6] 0.6347894 0.6814745 0.6503015 0.6683232 0.6556190
[11] 0.6717658 0.6612070 0.6969009 0.6162589 0.7070613
[16] 0.6755847 0.6940598 0.6500076 0.6886580 0.6899389
[21] 0.6957681 0.7035606 0.6944034 0.7017459 0.6635492
[26] 0.6903116 0.7182553 0.6911295 0.6853324 0.6418259
[31] 0.6630712 0.6895484 0.7194904 0.6787581 0.7311462
[36] 0.6793579 0.7227923 0.6293270 0.7094113 0.6682847
[41] 0.6234668 0.6310529 0.6346764 0.6469630 0.6053961
[46] 0.5551999 0.5852262 0.5774016 0.5930856 0.5286586
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] " 0.469260498" " 0.523836238" " 0.527881327"
[4] " 0.558212380" " 0.615832648" " 0.605115936"
[7] " 0.647790928" " 0.626862623" " 0.645677545"
[10] " 0.639692395" " 0.655231740" " 0.640485647"
[13] " 0.681128721" " 0.619344103" " 0.697611481"
[16] " 0.669173346" " 0.702485258" " 0.655696832"
[19] " 0.673330467" " 0.702704988" " 0.716554823"
[22] " 0.720832167" " 0.722589929" " 0.732556092"
[25] " 0.688596641" " 0.724588739" " 0.748553594"
[28] " 0.722858786" " 0.689203626" " 0.671563381"
[31] " 0.702806796" " 0.723788359" " 0.755283224"
[34] " 0.712146319" " 0.760092058" " 0.699958102"
[37] " 0.720889837" " 0.661963779" " 0.150437549"
[40] " 0.150985363" " 0.128217044" " 0.084442470"
[43] " 0.057917379" " 0.027528008" "-0.008709171"
[46] "-0.013303159" "-0.082233271" "-0.091967388"
[49] "-0.099117120" "-0.223283132"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.712720124 0.721788998 0.722457755 0.722793800
[5] 0.750576940 0.748778828 0.764935788 0.751886988
[9] 0.758560651 0.752364837 0.750153914 0.740385998
[13] 0.753041874 0.697359523 0.755337128 0.736569710
[17] 0.738266951 0.724810130 0.723882061 0.710815745
[21] 0.698617972 0.699449554 0.688114527 0.685191493
[25] 0.637080486 0.646795561 0.642671576 0.619639999
[29] 0.558603875 0.539915547 0.545971274 0.521585356
[33] 0.552654142 0.496320747 0.468007939 0.431807070
[37] 0.419170848 0.385896092 0.283495347 0.300007180
[41] 0.246502224 0.190293905 0.188556782 0.187458272
[45] 0.129579165 0.120112371 0.008184851 0.032246326
[49] 0.010442155 -0.138620180
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] " 0.4787607" " 0.5193431" " 0.5217709" " 0.5546644"
[5] " 0.6064908" " 0.6282407" " 0.6554877" " 0.6306552"
[9] " 0.6585337" " 0.6560387" " 0.6663804" " 0.6603638"
[13] " 0.6930118" " 0.6238331" " 0.7053495" " 0.6773084"
[17] " 0.7004620" " 0.6618077" " 0.6879380" " 0.7113026"
[21] " 0.7185242" " 0.7116365" " 0.7290119" " 0.7242743"
[25] " 0.6915312" " 0.7343913" " 0.7477661" " 0.7235310"
[29] " 0.6776992" " 0.6877520" " 0.6945649" " 0.7130407"
[33] " 0.7604764" " 0.6919595" " 0.7681830" " 0.6925348"
[37] " 0.7177994" " 0.6565590" " 0.7419298" " 0.6751639"
[41] " 0.6443003" " 0.6467933" " 0.6531263" " 0.6496532"
[45] " 0.6356750" "-0.0372701" "-0.1109612" "-0.1015567"
[49] "-0.1242505" "-0.2348006"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.4913192 0.5293401 0.5336555 0.5679485

```



```

[5] 0.6220491 0.6293281 0.6632798 0.6349153
[9] 0.6542826 0.6479464 0.6697440 0.6658570
[13] 0.6999644 0.6333533 0.6924810 0.6722608
[17] 0.6967976 0.6629690 0.6779618 0.7014276
[21] 0.7131178 0.7191318 0.7096266 0.7162469
[25] 0.6940377 0.7104265 0.7427089 0.7146866
[29] 0.6724350 0.6627173 0.6960455 0.7048613
[33] 0.7524271 0.6930701 0.7580436 0.6691833
[37] 0.7189359 0.6453900 0.7254511 0.6605113
[41] 0.6130081 0.6437359 0.6310431 0.6252875
[45] 0.6215332 0.6017931 0.6089838 0.6316038
[49] -0.1941931 -0.3186652
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] -0.3276267 -0.2741579 0.5498387 0.6246063
[5] 0.6463496 0.6499329 0.6893595 0.6180868
[9] 0.6792023 0.6443254 0.6784014 0.6401703
[13] 0.7088743 0.6582069 0.7031212 0.6892128
[17] 0.6996430 0.6590830 0.6647415 0.7206841
[21] 0.7148990 0.7358992 0.7275582 0.7215451
[25] 0.6953541 0.7025790 0.7497991 0.7080133
[29] 0.6938572 0.6646581 0.6810315 0.7033877
[33] 0.7464907 0.7015662 0.7432306 0.6868354
[37] 0.7189718 0.6458621 0.7095190 0.6649959
[41] 0.6203367 0.6410406 0.6172905 0.6476523
[45] 0.6212461 0.5317018 0.6026213 0.5805226
[49] 0.5727117 0.5479063
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.2247947396 0.2860674935 0.5792635766
[4] 0.6092516139 0.6489042860 0.6440476901
[7] 0.6661249669 0.6425195223 0.6760671897
[10] 0.6648606771 0.6782628487 0.6787087516
[13] 0.7015981909 0.6487186363 0.7181824665
[16] 0.6889168628 0.7176360454 0.6874262167
[19] 0.6766138797 0.7167376790 0.7249907544
[22] 0.7235780457 0.7129339230 0.7190668369
[25] 0.6895119798 0.7107492732 0.7209308441
[28] 0.6967148662 0.6703443236 0.6428820789
[31] 0.6767715006 0.6858033606 0.7172734807
[34] 0.6690148619 0.6981514603 0.6110751232
[37] 0.6360768272 0.5806500923 0.4852802545
[40] 0.4498055702 0.3952928719 0.3847815452
[43] 0.3301780783 0.3333149209 0.3229600311
[46] 0.2879622087 0.2305754764 0.2383373124
[49] 0.0007703932 -0.1154492396

```

## 1PLM 2a 1.5b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.7947658 0.7799875 0.8186496 0.7995144 0.7936944 0.7946633
[7] 0.8241602 0.8176739 0.8141642 0.7982637 0.7875939 0.8099472
[13] 0.8177116 0.8048955 0.8165243 0.8152412 0.7956013 0.7992673
[19] 0.8141097 0.8167501 0.8028220 0.8176030 0.8025496 0.8054857
[25] 0.8080810 0.8123293 0.8038862 0.8262799 0.8116580 0.8100890
[31] 0.8184251 0.7976492 0.8044008 0.7927588 0.7956315 0.8046323
[37] 0.7813359 0.7975877 0.7776614 0.7953040 0.8011560 0.8091240
[43] 0.7874919 0.7819606 0.8024732 0.7925222 0.7974148 0.7737832
[49] 0.7734418 0.7869658
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))

```

```

> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] "0.7269015" "0.7241225" "0.7530916" "0.7484747" "0.7384898"
[6] "0.7538641" "0.7759505" "0.7782932" "0.7856538" "0.7742213"
[11] "0.7712477" "0.7889282" "0.7994400" "0.7945387" "0.8056489"
[16] "0.8099143" "0.7991612" "0.8047369" "0.8254534" "0.8261761"
[21] "0.8181483" "0.8301345" "0.8242284" "0.8316829" "0.8313930"
[26] "0.8365409" "0.8329018" "0.8538066" "0.8397200" "0.8455733"
[31] "0.8601993" "0.8375726" "0.8466602" "0.8315298" "0.8411230"
[36] "0.8407960" "0.8308206" "0.8381257" "0.4652204" "0.4711205"
[41] "0.4778659" "0.4418811" "0.4237886" "0.3985675" "0.3765466"
[46] "0.3662342" "0.3002692" "0.3042963" "0.3206957" "0.2822320"
> ####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.6952033 0.6988910 0.7339581 0.7273729 0.7262759 0.7380784
[7] 0.7612249 0.7631658 0.7687361 0.7576931 0.7526136 0.7763454
[13] 0.7793603 0.7741775 0.7885774 0.7911038 0.7748372 0.7822295
[19] 0.7915603 0.7880885 0.7855995 0.7922237 0.7775617 0.7804065
[25] 0.7718958 0.7745826 0.7681636 0.7956072 0.7829448 0.7541536
[31] 0.7574866 0.7354994 0.7413183 0.7139203 0.7185141 0.7252584
[37] 0.6737994 0.6970523 0.6662045 0.6565312 0.6571405 0.6533911
[43] 0.6280620 0.6190306 0.5933719 0.5740047 0.5570387 0.5072547
[49] 0.5142559 0.5194966
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] "0.7539645" "0.7488321" "0.7759494" "0.7722401" "0.7610264"
[6] "0.7725461" "0.7920460" "0.8007397" "0.7962019" "0.7907679"
[11] "0.7777584" "0.8008525" "0.8118683" "0.8113214" "0.8188553"
[16] "0.8175092" "0.8080804" "0.8069282" "0.8273350" "0.8370551"
[21] "0.8189134" "0.8321109" "0.8196028" "0.8301929" "0.8291609"
[26] "0.8344141" "0.8295830" "0.8544889" "0.8389151" "0.8393611"
[31] "0.8476912" "0.8305266" "0.8315179" "0.8238870" "0.8284359"
[36] "0.8392943" "0.8136044" "0.8181164" "0.8113538" "0.8247271"
[41] "0.8247647" "0.8342187" "0.8110129" "0.8166061" "0.8182541"
[46] "0.2930322" "0.2566389" "0.2466760" "0.2213658" "0.1873987"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.76170270 0.75855568 0.78539635 0.77289701 0.76909951 0.77691277
[7] 0.80126244 0.80109299 0.80062566 0.79480955 0.79624552 0.79849436
[13] 0.81320994 0.81001668 0.81453913 0.81750704 0.79770834 0.81069375
[19] 0.82757164 0.82754863 0.82103051 0.81875186 0.81604134 0.82359423
[25] 0.82093710 0.82369608 0.82806533 0.84037934 0.82939941 0.82315027
[31] 0.83980285 0.81548488 0.81806438 0.81583452 0.81755593 0.81755784
[37] 0.80058256 0.81061973 0.79848060 0.81010482 0.81128297 0.81878880
[43] 0.79951525 0.80437526 0.79869226 0.80745416 0.80421665 0.80009289
[49] 0.10629864 0.05565206
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.07009008 0.07429935 0.82298064 0.81215728 0.80830643 0.81350281
[7] 0.84165975 0.83277141 0.82438862 0.80937550 0.80962702 0.82170528
[13] 0.83250976 0.81785814 0.83393997 0.83032402 0.81367586 0.81589216
[19] 0.83887644 0.83308507 0.82710729 0.83525236 0.82133665 0.81856382
[25] 0.81772174 0.83065544 0.82020880 0.83475433 0.81734319 0.81807058
[31] 0.82434438 0.81092104 0.80252898 0.79886704 0.79862028 0.80547371
[37] 0.77959863 0.79922680 0.78266152 0.78936983 0.80021927 0.79291464
[43] 0.77703520 0.77837542 0.78797181 0.77289714 0.77307074 0.75719513
[49] 0.75851705 0.76723216
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.5081982 0.5069016 0.7691417 0.7614233 0.7572110 0.7673093
[7] 0.7925462 0.7888292 0.7946960 0.7876010 0.7860315 0.8037168

```

```

[13] 0.8041962 0.7977611 0.8115160 0.8117921 0.8007946 0.8055434
[19] 0.8260482 0.8215888 0.8175081 0.8294628 0.8142588 0.8168628
[25] 0.8182471 0.8227427 0.8143557 0.8434601 0.8320203 0.8209942
[31] 0.8257003 0.8094195 0.8129769 0.7998589 0.8025171 0.8063797
[37] 0.7745073 0.7863600 0.6944578 0.6900831 0.6961266 0.6855552
[43] 0.6750722 0.6460380 0.6374067 0.6327489 0.5915111 0.5930783
[49] 0.3678234 0.3605137

```

## 2PLM 2a 1.5b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.8147025 0.7381856 0.7970141 0.7895922 0.8041968
 [6] 0.8139936 0.8242732 0.8113952 0.8093736 0.7847419
[11] 0.7635643 0.8537703 0.8289002 0.8284763 0.7947703
[16] 0.8387840 0.8358621 0.8400421 0.8344803 0.8381095
[21] 0.8246390 0.8148266 0.8018179 0.8189144 0.8079235
[26] 0.8234042 0.7897986 0.8194380 0.8530924 0.8532738
[31] 0.7674499 0.8370604 0.7979008 0.8628698 0.7725644
[36] 0.7856925 0.8347702 0.8109444 0.7857999 0.7998454
[41] 0.8249000 0.7996528 0.7998099 0.8214835 0.8165150
[46] 0.8000494 0.8158491 0.7764029 0.7638327 0.7298543
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.7631147" "0.7116108" "0.7591205" "0.7584034"
 [5] "0.7680713" "0.7745196" "0.7876923" "0.7735499"
 [9] "0.7759986" "0.7603593" "0.7494287" "0.8164065"
[13] "0.8129038" "0.8077508" "0.7795454" "0.8247321"
[17] "0.8263970" "0.8411255" "0.8420755" "0.8491655"
[21] "0.8328341" "0.8314374" "0.8199162" "0.8318838"
[25] "0.8289471" "0.8459035" "0.8084087" "0.8465106"
[29] "0.8652132" "0.8748714" "0.8089773" "0.8597505"
[33] "0.8315541" "0.8866914" "0.8106290" "0.8205620"
[37] "0.8672463" "0.8412103" "0.5404754" "0.5228691"
[41] "0.5342612" "0.5206252" "0.5100051" "0.5126964"
[45] "0.4541560" "0.4752546" "0.4746057" "0.4382514"
[49] "0.3675574" "0.3096807"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.7361837 0.7061207 0.7332086 0.7381864 0.7478432
 [6] 0.7596581 0.7710453 0.7627413 0.7639864 0.7486108
[11] 0.7354795 0.8000712 0.7920217 0.7932915 0.7663512
[16] 0.8034350 0.8015758 0.8105049 0.8062154 0.8015970
[21] 0.7956956 0.7841759 0.7780209 0.7834046 0.7746477
[26] 0.7923129 0.7566788 0.7789800 0.8039241 0.7936284
[31] 0.7243502 0.7837576 0.7522664 0.7824698 0.7128954
[36] 0.7132474 0.7430641 0.7213104 0.6995058 0.6958829
[41] 0.7017153 0.6798588 0.6779419 0.6538945 0.6730561
[46] 0.6475110 0.6585600 0.6099832 0.5590841 0.5125404
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] "0.7825703" "0.7348387" "0.7784060" "0.7742976"
 [5] "0.7922260" "0.7977481" "0.8047594" "0.7874574"
 [9] "0.7908485" "0.7686367" "0.7643757" "0.8323179"
[13] "0.8220375" "0.8151480" "0.7881076" "0.8335765"
[17] "0.8300308" "0.8442774" "0.8460050" "0.8495345"
[21] "0.8348559" "0.8301371" "0.8110438" "0.8375923"
[25] "0.8252662" "0.8362053" "0.7997140" "0.8406955"
[29] "0.8570812" "0.8717364" "0.8063160" "0.8516301"
[33] "0.8164176" "0.8730281" "0.8067130" "0.8084709"
[37] "0.8642940" "0.8303529" "0.8118720" "0.8267687"

```

```

[41] "0.8425265" "0.8142144" "0.8219746" "0.8344059"
[45] "0.8362477" "0.3823452" "0.3946546" "0.3545571"
[49] "0.2920480" "0.2000488"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.79878570 0.74467049 0.78340592 0.78838737
 [5] 0.79618671 0.80988945 0.81107112 0.79534522
 [9] 0.80169074 0.78265735 0.76437616 0.83569129
[13] 0.82358192 0.82789537 0.78303065 0.82818738
[17] 0.83022815 0.84630602 0.83559707 0.84452155
[21] 0.82921315 0.81272165 0.80437752 0.82232047
[25] 0.81534849 0.82920852 0.79506354 0.82657372
[29] 0.84278590 0.85714635 0.79598170 0.83989054
[33] 0.80866306 0.85655976 0.78916556 0.79356676
[37] 0.84416904 0.82700847 0.79607479 0.82243064
[41] 0.81373800 0.79175237 0.80679024 0.81338768
[45] 0.81274797 0.82374316 0.83430447 0.78325944
[49] 0.16160213 0.08356551
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.1619091 0.2141366 0.8211483 0.8208767 0.8196566
 [6] 0.8352061 0.8383390 0.8121856 0.8176367 0.7741643
[11] 0.7727533 0.8451949 0.8351555 0.8292839 0.7780170
[16] 0.8361221 0.8423471 0.8537105 0.8542276 0.8471923
[21] 0.8297152 0.8202303 0.8078269 0.8172148 0.8328683
[26] 0.8372104 0.8023097 0.8214385 0.8430828 0.8520172
[31] 0.7903194 0.8313592 0.8006119 0.8578062 0.7864930
[36] 0.7857735 0.8349335 0.8053065 0.7833416 0.8020636
[41] 0.8172789 0.7885550 0.7965832 0.8105408 0.8058144
[46] 0.8001467 0.8088110 0.7692474 0.7633989 0.7256513
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.5783234 0.5557946 0.7733712 0.7740406 0.7766305
 [6] 0.7920450 0.7987598 0.7872317 0.7919847 0.7663241
[11] 0.7618270 0.8200282 0.8179892 0.8139272 0.7785136
[16] 0.8235547 0.8227007 0.8427015 0.8340765 0.8428299
[21] 0.8267178 0.8128019 0.8085045 0.8179683 0.8161141
[26] 0.8357070 0.7980880 0.8241760 0.8348728 0.8500099
[31] 0.7939332 0.8383526 0.8104699 0.8482709 0.7796773
[36] 0.7821289 0.8295452 0.8010105 0.7078083 0.7099172
[41] 0.7192149 0.6987008 0.6958220 0.7167858 0.6877506
[46] 0.6883753 0.6933397 0.6556531 0.4494490 0.3731187

```

## 1PLM 2a 3b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.4111724 0.4481397 0.4751466 0.4946561 0.5515008 0.5842407
 [7] 0.5868160 0.6132595 0.6258802 0.6842383 0.6777555 0.6781915
[13] 0.7264459 0.7081712 0.7412955 0.7579752 0.7456006 0.7733886
[19] 0.7708526 0.7754462 0.7634327 0.7716554 0.7923712 0.7943768
[25] 0.7767328 0.7948493 0.7928805 0.7863158 0.7976486 0.8043802
[31] 0.7950347 0.8005696 0.7768710 0.7490666 0.7742310 0.7719599
[37] 0.7487817 0.7287437 0.7025969 0.7014131 0.6978663 0.6926096
[43] 0.6635860 0.6336892 0.5998941 0.5413494 0.5413394 0.4888117
[49] 0.4826688 0.4522604
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.49615200" " 0.53396890" " 0.56775081" " 0.58382614"

```

```

[5] " 0.60768062" " 0.63860521" " 0.64709162" " 0.66198969"
[9] " 0.66297709" " 0.69646391" " 0.71428391" " 0.69565582"
[13] " 0.73764690" " 0.72808551" " 0.76280402" " 0.78770185"
[17] " 0.77582222" " 0.78258733" " 0.79609335" " 0.78949754"
[21] " 0.78862197" " 0.77887654" " 0.80571196" " 0.81476773"
[25] " 0.78808745" " 0.80575854" " 0.80611545" " 0.79527267"
[29] " 0.80363432" " 0.80713940" " 0.79614089" " 0.80229896"
[33] " 0.76572502" " 0.74944167" " 0.74826363" " 0.73361622"
[37] " 0.71157077" " 0.68909403" " 0.02613021" "-0.01268417"
[41] "-0.06150242" "-0.09557866" "-0.15192567" "-0.20134167"
[45] "-0.27418437" "-0.31801894" "-0.32690630" "-0.38006930"
[49] "-0.39365613" "-0.39983047"
> ###
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.854200994 0.870044539 0.861226743 0.862748619 0.871303450
 [6] 0.867520767 0.864398172 0.866756404 0.857983466 0.865655544
[11] 0.851424410 0.841003960 0.837973053 0.819068058 0.819455845
[16] 0.822257610 0.820984251 0.791897501 0.740762937 0.735410627
[21] 0.731400958 0.693400391 0.656274634 0.654493321 0.614305549
[26] 0.589585548 0.544160551 0.529157558 0.482189393 0.415900124
[31] 0.406343049 0.361008891 0.280021027 0.250512818 0.191120074
[36] 0.178288162 0.093738547 0.058489894 -0.003715923 -0.033407038
[41] -0.104486687 -0.126513793 -0.203424379 -0.275654750 -0.320925793
[46] -0.363292620 -0.361500011 -0.442393032 -0.456552686 -0.516645233
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
 [1] " 0.4431486" " 0.4638292" " 0.5127449" " 0.5201873" " 0.5745545"
 [6] " 0.5809899" " 0.6152416" " 0.6325132" " 0.6483628" " 0.6750516"
[11] " 0.6917653" " 0.6941312" " 0.7363684" " 0.7183388" " 0.7473704"
[16] " 0.7688525" " 0.7670000" " 0.7850688" " 0.7764262" " 0.7908558"
[21] " 0.7793978" " 0.7955926" " 0.8086412" " 0.8142402" " 0.7954079"
[26] " 0.8131329" " 0.8165183" " 0.8170047" " 0.8180635" " 0.8312504"
[31] " 0.8228299" " 0.8135651" " 0.7980096" " 0.7779278" " 0.7917683"
[36] " 0.7886039" " 0.7686305" " 0.7440144" " 0.7190467" " 0.7030944"
[41] " 0.7001069" " 0.6803523" " 0.6551869" " 0.6195240" " 0.5918157"
[46] "-0.2229296" "-0.2425102" "-0.2988172" "-0.3040636" "-0.3520476"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] 0.3914123 0.4506026 0.4742079 0.4947569 0.5554861 0.5643764
 [7] 0.6008655 0.5958080 0.6337538 0.6660100 0.6718700 0.6899448
[13] 0.7301281 0.7168995 0.7483341 0.7651508 0.7619835 0.7781985
[19] 0.7812735 0.7881037 0.7830795 0.7945372 0.8172110 0.8104909
[25] 0.8072632 0.8168249 0.8193453 0.8156609 0.8270671 0.8279687
[31] 0.8299092 0.8225860 0.8052659 0.7861790 0.8021507 0.7988129
[37] 0.7825717 0.7544166 0.7399544 0.7370599 0.7256194 0.7255334
[43] 0.6995696 0.6635057 0.6333443 0.5827450 0.5753951 0.5182198
[49] -0.3569257 -0.3908261
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
 [1] -0.4148905 -0.3856093 0.5214114 0.5390485 0.5950776 0.6202124
 [7] 0.6360645 0.6535307 0.6688574 0.7126575 0.7182857 0.7237847
[13] 0.7607015 0.7437644 0.7760832 0.7978541 0.7825594 0.8013260
[19] 0.8014166 0.8095909 0.7976987 0.7989579 0.8246427 0.8186100
[25] 0.8084062 0.8145281 0.8124356 0.8005499 0.8180744 0.8181543
[31] 0.8124584 0.8094932 0.7924163 0.7625111 0.7825129 0.7723051
[37] 0.7440438 0.7350578 0.6986240 0.6977368 0.6978188 0.6776702
[43] 0.6527945 0.6222367 0.5947334 0.5272188 0.5136890 0.4839157
[49] 0.4718345 0.4307638
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f

```

```

[1] 0.23208338 0.26233779 0.61768817 0.62073427 0.65829260
[6] 0.67000326 0.68223274 0.68673516 0.69640646 0.74223614
[11] 0.73784047 0.73513489 0.77045099 0.75499328 0.77564075
[16] 0.80173239 0.79114137 0.80122036 0.79765735 0.80090395
[21] 0.80263957 0.79847279 0.80245786 0.79507961 0.78504653
[26] 0.78098498 0.77723220 0.75971671 0.75655643 0.74667934
[31] 0.73847188 0.71532209 0.66622885 0.64103014 0.64231609
[36] 0.63022290 0.55183784 0.53347638 0.33719169 0.33671722
[41] 0.23906857 0.23793934 0.13948954 0.09254037 0.03495399
[46] -0.08599259 -0.07062864 -0.13941174 -0.30383116 -0.34518078

```

## 2PLM 2a 3b

```

> f<-unlist(varT)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.3926669 0.5004893 0.5440371 0.5820449 0.6274916
[6] 0.6583445 0.6739550 0.6780271 0.7409416 0.7210117
[11] 0.7646395 0.6873789 0.7602138 0.7946620 0.7921304
[16] 0.7605171 0.7679397 0.7571155 0.8033118 0.8036787
[21] 0.7709241 0.8153551 0.8002136 0.7722260 0.7868623
[26] 0.7456542 0.7951605 0.7516594 0.7998375 0.8279800
[31] 0.7627730 0.7730318 0.7826512 0.7965113 0.7717560
[36] 0.7992343 0.7441417 0.7726964 0.7558004 0.7297170
[41] 0.7235120 0.7107836 0.7060884 0.7036133 0.6683865
[46] 0.6333291 0.6214903 0.6079849 0.5865761 0.5355747
> ###
> f<-unlist(varK25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f
[1] " 0.442477127" " 0.530166863" " 0.592316581"
[4] " 0.604434043" " 0.625709105" " 0.716918268"
[7] " 0.695639627" " 0.673729402" " 0.750935821"
[10] " 0.717746417" " 0.760469964" " 0.693083210"
[13] " 0.759090466" " 0.796239133" " 0.787923010"
[16] " 0.761196257" " 0.763981450" " 0.756928683"
[19] " 0.816354182" " 0.800771923" " 0.788404342"
[22] " 0.832394319" " 0.815959490" " 0.792393030"
[25] " 0.803609604" " 0.762886407" " 0.811235239"
[28] " 0.773111636" " 0.829370211" " 0.829287816"
[31] " 0.784325679" " 0.791768259" " 0.779741787"
[34] " 0.795990575" " 0.777189774" " 0.794665530"
[37] " 0.739944507" " 0.768790452" " 0.120648814"
[40] " 0.123084770" " 0.107974454" " 0.061460010"
[43] "-0.001516086" "-0.048226571" "-0.014991917"
[46] "-0.125036295" "-0.162302778" "-0.149461538"
[49] "-0.185855765" "-0.261761631"
> #####
> f<-unlist(varR25)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.71183163 0.72137547 0.72873438 0.73824673
[5] 0.76159220 0.77705284 0.77872702 0.77237386
[9] 0.80773521 0.78960503 0.82018475 0.76527526
[13] 0.80702550 0.81936567 0.82724782 0.78951475
[17] 0.78778601 0.76785032 0.80499791 0.80077756
[21] 0.76690033 0.76854713 0.78059531 0.73119247
[25] 0.71051791 0.68299305 0.68750484 0.64277587
[29] 0.66696217 0.62832187 0.53669326 0.56002645
[33] 0.52368958 0.52515712 0.46650429 0.44633038
[37] 0.41377513 0.37351686 0.25460119 0.23548925
[41] 0.24575853 0.19035298 0.12940265 0.04407602
[45] 0.09033724 -0.04156286 -0.07713679 -0.02943742
[49] -0.12950962 -0.20413042
> ###
> f<-unlist(varK10)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-format(rowSums(f)/5,scientific = F);f

```

```

[1] " 0.41800145" " 0.49135403" " 0.55307188"
[4] " 0.57580484" " 0.61435794" " 0.67400390"
[7] " 0.67813060" " 0.67003364" " 0.73784044"
[10] " 0.71630808" " 0.76115347" " 0.70290871"
[13] " 0.75890435" " 0.78806392" " 0.78754917"
[16] " 0.77241253" " 0.76810724" " 0.76395784"
[19] " 0.81952110" " 0.80388196" " 0.79557745"
[22] " 0.82801198" " 0.81112801" " 0.79069417"
[25] " 0.80927807" " 0.76760166" " 0.81630813"
[28] " 0.77794999" " 0.83307843" " 0.84361083"
[31] " 0.79728076" " 0.80149880" " 0.78734975"
[34] " 0.81016576" " 0.79744059" " 0.79825276"
[37] " 0.75661964" " 0.79674679" " 0.75082486"
[40] " 0.74227264" " 0.73397240" " 0.72751200"
[43] " 0.69908503" " 0.69785204" " 0.68839267"
[46] "-0.09173113" "-0.13571378" "-0.11250517"
[49] "-0.16343612" "-0.24693392"
> ###
> f<-unlist(varK2)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.4140610 0.4987861 0.5628848 0.5563427
[5] 0.6051196 0.6595096 0.6902676 0.6718786
[9] 0.7296298 0.7104171 0.7559515 0.6896527
[13] 0.7645446 0.7811806 0.7828148 0.7656649
[17] 0.7775282 0.7636357 0.8198318 0.7970087
[21] 0.7873631 0.8273786 0.8089607 0.7953284
[25] 0.8145540 0.7721073 0.8208839 0.7781804
[29] 0.8324140 0.8286008 0.7959280 0.8023988
[33] 0.7995553 0.8262304 0.7995314 0.8102572
[37] 0.7526507 0.7954127 0.7743439 0.7413813
[41] 0.7476538 0.7368313 0.7161603 0.7130105
[45] 0.7006699 0.6707199 0.6647591 0.6382579
[49] -0.2304911 -0.3026795
> ###
> f<-unlist(varD)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] -0.4156685 -0.3132593 0.5850477 0.6168584
[5] 0.6788925 0.6970058 0.7171540 0.7256660
[9] 0.7719704 0.7414362 0.7825861 0.7160725
[13] 0.7853192 0.8082875 0.8138675 0.8039696
[17] 0.7909716 0.7759507 0.8297938 0.8110044
[21] 0.8052859 0.8314147 0.8231324 0.7877144
[25] 0.8121539 0.7654923 0.8068704 0.7715271
[29] 0.8156199 0.8237465 0.7669814 0.7797145
[33] 0.7821970 0.7936863 0.7768459 0.7876766
[37] 0.7385192 0.7604024 0.7568002 0.7209980
[41] 0.7002356 0.6981986 0.6973335 0.6890431
[45] 0.6433476 0.6355894 0.6075767 0.5768472
[49] 0.5705326 0.5362404
> ###
> f<-unlist(varH)
> f<-as.data.frame(matrix(f,ncol =5,byrow = F))
> f<-rowSums(f)/5;f
[1] 0.1693081 0.2341109 0.5855711 0.6047980
[5] 0.6380388 0.6671451 0.6859931 0.6847030
[9] 0.7309733 0.7051440 0.7526830 0.6973472
[13] 0.7555197 0.7788145 0.7928660 0.7701904
[17] 0.7755080 0.7647497 0.8130872 0.7987293
[21] 0.7998287 0.8212340 0.8161482 0.7901438
[25] 0.7943620 0.7649139 0.8083341 0.7584150
[29] 0.8100323 0.8039298 0.7290635 0.7420278
[33] 0.7375045 0.7363316 0.7347045 0.7221820
[37] 0.6664112 0.6571917 0.4935631 0.4148206
[41] 0.4035072 0.3897573 0.3525514 0.3311369
[45] 0.3061934 0.2335560 0.1844584 0.2016309
[49] -0.0831241 -0.1655851

```

## EK-F: Simdata Fonksiyonu a ve d Değerleri

Koşul	Simdata a ve d değerleri
1plm 1a 1.5b	(1,1)-(1.5,1.5)
2plm 1a 1.5b	(0.5,1.5)-(1,-1)
1plm 1a 3b	(1,1)-(3,-3)
2plm 1a 3b	(0.5,1.5)-(2,-2)
1plm 1.5a 1.5b	(1.6,1.6)-(2.3,-2.3)
2plm 1.5a 1.5b	(1.1,2.15)-(1.95,-1.95)
1plm 1.5a 3b	(1.5,1.5)-(4.4,-4.4)
2plm 1.5a 3b	(1.05,2)-(3.7,-3.7)
1plm 2a 1.5b	(2.3,2.3)-(2.95,-2.95)
2plm 2a 1.5b	(1.6,3.15)-(2.5,-2.5)
1plm 2a 3b	(2.1,2.1)-(5.9-5.9)
2plm 2a 3b	(1.45,2.85)-(5.1,-5)

## EK-G: Güvenirlik için Kullanılan Varyans-Kovaryans Matisindeki Eksi Kovaryans Sayısı

	K2 5	R	K1 0	K2	D	H		K2 5	R	K1 0	K2	D	H
1plm 1a 1.5b	12	0	48	64	36	4	2plm 1a 1.5b	18	0	38	34	26	6
1plm 1a 3b	274	198	328	150	158	90	2plm 1a 3b	164	48	212	138	124	80
1plm1.5 a 1.5b	2	0	34	76	76	0	2plm1.5 a 1.5b	0	0	18	50	58	4
1plm 1.5a 3b	470	374	322	158	152	198	2plm 1.5a 3b	268	224	264	138	162	120
1plm 2a 1.5b	0	0	0	26	62	2	2plm 2a 1.5b	0	0	12	48	18	0
1plm 2a 3b	518	492	324	136	148	354	2plm 2a 3b	328	276	224	132	138	154



## EK-I: Etik Komisyonu Onay Bildirimi



T.C.  
HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ  
Rektörlük

Tarih: 15/01/2020  
Sayı: E-35853172-300-00000951266  
000891266

Sayı : 35853172-300  
Konu : Sibel AYDOĞAN (Etik Komisyon İzni)

### EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

İlgi : 26.12.2019 tarihli ve 51944218-300/00000927453 sayılı yazı.

Enstitünüz Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı Doktora programı öğrencilerinden **Sibel AYDOĞAN**'ın **Doç. Dr. Burcu ATAR** danışmanlığında yürüttüğü "**Kişî Uyum İndekslerinin Testin Psikometrik Özelliklerine Etkisi**" başlıklı tez çalışması Üniversitemiz Senatosu Etik Komisyonunun **07 Ocak 2020** tarihinde yapmış olduğu toplantıda incelenmiş olup, etik açıdan uygun bulunmuştur.

Bilgilerinizi ve gereğini saygılarımla rica ederim.

e-imzalıdır  
Prof. Dr. Rahime Meral NOHUTCU  
Rektör Yardımcısı

## **EK-İ: Etik Beyanı**

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı bütün bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin bütününe kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversitede veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

12/04/2021

(İmza)  
Sibel AYDOĞAN

## EK-J: Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu

12/04/2021

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ  
Eğitim Bilimleri Enstitüsü  
Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı Başkanlığına,

Tez Başlığı: Kişi Uyum İndekslerinin Testin Psikometrik Özelliklerine Etkisi

Yukarıda başlığı verilen tez çalışmamın tamamı (kapak sayfası, özetler, ana bölümler, kaynakça) aşağıdaki filtreler kullanılarak **Turnitin** adlı intihal programı aracılığı ile kontrol edilmiştir. Kontrol sonucunda aşağıdaki veriler elde edilmiştir:

Rapor Tarihi	Sayfa Sayısı	Karakter Sayısı	Savunma Tarihi	Benzerlik Oranı	Gönderim Numarası
10/03/2021	110	174583	24/03/2021	%3	1529494213

Uygulanan filtreler:

1. Kaynaklar hariç
2. Alıntılar dâhil
3. 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan eder, gereğini saygılarımla arz ederim.

**Ad Soyadı:** Sibel AYDOĞAN

**Öğrenci No.:** N15143071

**Ana Bilim Dalı:** Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı

**Programı:** Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme

**Statüsü:**  Y.Lisans  Doktora  Bütünleşik Dr.

İmza

### DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.  
Doç. Dr. Burcu ATAR

## EK-K: Dissertation Originality Report

12/04/2021

HACETTEPE UNIVERSITY  
Graduate School of Educational Sciences  
To The Department of Educational Sciences

Thesis Title: Effect of Person Fit Index on Test Psychometric Properties

The whole thesis that includes the *title page, introduction, main chapters, conclusions and bibliography section* is checked by using **Turnitin** plagiarism detection software take into the consideration requested filtering options. According to the originality report obtained data are as below.

Time Submitted	Page Count	Character Count	Date of Thesis Defense	Similarity Index	Submission ID
10/03/2021	110	174583	24/03/2021	%3	1529494213

Filtering options applied:

1. Bibliography excluded
2. Quotes included
3. Match size up to 5 words excluded

I declare that I have carefully read Hacettepe University Graduate School of Educational Sciences Guidelines for Obtaining and Using Thesis Originality Reports; that according to the maximum similarity index values specified in the Guidelines, my thesis does not include any form of plagiarism; that in any future detection of possible infringement of the regulations I accept all legal responsibility; and that all the information I have provided is correct to the best of my knowledge.

I respectfully submit this for approval.

**Name Lastname:** Sibel AYDOĞAN

**Student No.:** N15143071

**Department:** Educational Sciences

**Program:** Educational Measurement and Evaluation

**Status:**  Masters  Ph.D.  Integrated Ph.D.

Signature

### ADVISOR APPROVAL

APPROVED  
Doç. Dr. Burcu ATAR

## EK-L: Yayınlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kâğıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe Üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanılması zorunlu metinlerin yazılı izin alınarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan "**Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge**" kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi / H.Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- o Enstitü/Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 2 yıl ertelenmiştir. <sup>(1)</sup>
- o Enstitü/Fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren ... ay ertelenmiştir. <sup>(2)</sup>
- o Tezimle ilgili gizlilik kararı verilmiştir. <sup>(3)</sup>

12/04/2021

(imza)

Sibel AYDOĞAN

---

"*Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge*"

(1) Madde 6. 1. Lisansüstü teze ilgili patent başvurusu yapılması veya patent alma sürecinin devam etmesi durumunda, tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu iki yıl süre ile tezin erişime açılmasının ertelenmesine karar verebilir.

(2) Madde 6.2. Yeni teknik, materyal ve metotların kullanıldığı, henüz makaleye dönüşmemiş veya patent gibi yöntemlerle korunmamış ve internetten paylaşılması durumunda 3 şahıslara veya kurumlara haksız kazanç; imkânı oluşturabilecek bilgi ve bulguları içeren tezler hakkında tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile altı ayı aşmamak üzere tezin erişime açılması engellenebilir.

(3) Madde 7. 1. Ulusal çıkarları veya güvenliği ilgilendiren, emniyet, istihbarat, savunma ve güvenlik, sağlık vb. konulara ilişkin lisansüstü tezlerle ilgili gizlilik kararı, tezin yapıldığı kurum tarafından verilir\*. Kurum ve kuruluşlarla yapılan işbirliği protokolü çerçevesinde hazırlanan lisansüstü tezlere ilişkin gizlilik kararı ise, ilgili kurum ve kuruluşun önerisi ile enstitü veya fakültenin uygun görüşü üzerine üniversite yönetim kurulu tarafından verilir. Gizlilik kararı verilen tezler Yükseköğretim Kuruluna bildirilir.

Madde 7.2. Gizlilik kararı verilen tezler gizlilik süresince enstitü veya fakülte tarafından gizlilik kuralları çerçevesinde muhafaza edilir, gizlilik kararının kaldırılması halinde Tez Otomasyon Sistemine yüklenir

\* Tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu tarafından karar verilir.

