



**BİLİŞSEL TANI MODELLERİNDE YAPISAL EŞİTLİK MODELİ İLE
Q-MATRİS DOĞRULUĞUNUN BELİRLENMESİ**

Mahmut Sami Koyuncu

**DOKTORA TEZİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ANABİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK, 2020

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU

Bu tezin tüm hakları saklıdır. Kaynak göstermek koşuluyla tezin teslim tarihinden itibaren 24 (yirmi dört) ay sonra tezden fotokopi çekilebilir.

YAZARIN

Adı : Mahmut Sami
Soyadı : Koyuncu
Bölümü : Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
İmza :
Teslim tarihi :

TEZİN

Türkçe Adı : Bilişsel Tanı Modellerinde Yapısal Eşitlik Modeli İle Q-matris Doğruluğunun Belirlenmesi

İngilizce Adı : Q-Matrix Validation Based On The Structural Equation Model For Cognitive Diagnostic Models

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI

Tez yazma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyduđumu, yararlandıđım tüm kaynakları kaynak gösterme ilkelerine uygun olarak kaynakçada belirttiđimi ve bu bölümler dışındaki tüm ifadelerin şahsıma ait olduđunu beyan ederim.

Yazar Adı Soyadı: Mahmut Sami Koyuncu

İmza:



JÜRİ ONAY SAYFASI

Mahmut Sami KOYUNCU tarafından hazırlanan “Bilişsel Tanı Modellerinde Yapısal Eşitlik Modeli İle Q-Matris Doğruluğunun Belirlenmesi” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı’nda doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Şeref TAN

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)

Başkan: Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Hacettepe Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Mehtap ÇAKAN

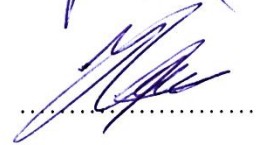
(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Selahattin GELBAL

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Hacettepe Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Hakan Yavuz ATAR

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)



Tez Savunma Tarihi: 25/12/2019

Bu tezin Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı’nda doktora tezi olması için şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Prof. Dr. Selma YEL

Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürü

.....

Amcam merhum Osman KOYUNCU'ya

TEŞEKKÜR

Lisansüstü eğitimim boyunca birlikte çalışmaktan onur duyduğum, akademik olarak gelişmemde çok büyük katkısı olan, hiçbir zaman benden yardımlarını esirgemeyen ve her konuda kendisini örnek aldığım değerli hocam ve danışmanım sayın Prof. Dr. Şeref TAN' a çok teşekkür ederim.

Tez izleme komitemde ve jürimde yer alan, tezimin oluşmasında ve şekillenmesinde sundukları değerli katkılardan dolayı çok kıymetli hocalarım Prof. Dr. Mehtap ÇAKAN ve Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU' na çok teşekkür ederim. Tez savunma jürimde bulunmasından mutluluk duyduğum, görüş ve önerileriyle tezime önemli katkılar sunan değerli hocalarım Prof. Dr. Selahattin GELBAL' a ve Prof. Dr. Hakan Yavuz ATAR' a çok teşekkür ederim.

Fikir ve görüşlerine değer verdiğim, tezimin daha nitelikli ve anlaşılır hale gelmesinde önemli katkılar sunan meslektaşım ve kıymetli oda arkadaşım Arş. Gör. Ayşenur ERDEMİR'e çok teşekkür ederim.

Akademik ve sosyal hayatımda birlikte olmaktan mutluluk duyduğum değerli dostlarım Arş. Gör. Ergün Cihat ÇORBACI, Arş. Gör. Fuat ELKONCA, Arş. Gör. Görkem CEYHAN, Arş. Gör. Hikmet ŞEVGİN ve Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ŞATA' ya çok teşekkür ederim. Bu anlamlı süreçte bana destek olan tüm asistan arkadaşlarıma ve üzerimde emeği olan hocalarıma çok teşekkür ederim.

İyi ve kötü günümde her zaman yanımda olan kıymetli eşim Gülşah KOYUNCU' ya, benim bugünlere gelmemi sağlayan ve desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca doktora eğitimim süresince sağladığı maddi destekten ötürü Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK)'na teşekkürlerimi sunarım.

**BİLİŞSEL TANI MODELLERİNDE YAPISAL EŞİTLİK MODELİ İLE
Q-MATRİS DOĞRULUĞUNUN BELİRLENMESİ
(Doktora Tezi)**

**Mahmut Sami Koyuncu
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Ocak 2020**

ÖZ

Bu çalışmanın amacı, yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyon önerisinin nasıl yapılabileceğini göstermek, yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonunun PVAF, Stepwise Wald testi Q-matris modifikasyon yöntemleriyle ve uzman kanısına dayalı Q-matrisi ile karşılaştırmaktır. Bu amaç doğrultusunda, bu Q-matrisleri kullanılarak elde edilecek model veri uyumu, madde parametreleri ve sınıflama doğrulukları G-DINA modeline göre incelenmiştir. Bu çalışmadaki bulgular 2017-2018 eğitim-öğretim döneminde Ankara ili Çankaya ve Yenimahalle ilçelerinde öğrenim gören 712 öğrenciden elde edilmiştir. Çalışmada veriler araştırmacı tarafından geliştirilen ve 9. sınıf matematik dersi sayılar ve cebir öğrenme alanı denklem ve eşitsizlikler alt öğrenme alanındaki beş niteliği ölçen 26 çoktan seçmeli maddeden oluşan testten elde edilmiştir. Çalışma sonucunda önerilen YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yönteminden elde edilen Q-matrisinin, deneysel Q-matris geçerliğini sağlama yöntemleri olan PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerinden elde edilen Q-matrisleriyle genel uyuma oranlarının 0,74 ile 0,78 arasında değiştiği görülmüştür. Üç yöntemin G-DINA modele göre model veri uyumu incelendiğinde ise en iyi model veri uyuma sahip Q-matrisinin PVAF, daha sonra ise sırasıyla YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi olduğu tespit edilmiştir. Üç yöntem için kestirilen mutlak uyum indekslerinin de kabul edilebilir düzeyde olduğu belirlenmiştir. UZMAN, YEM ve

YEM+4UZMAN Q-matrisinin G-DINA modele göre model veri uyumu incelendiğinde ise en iyi model veri uyuma sahip Q-matrisinin YEM, daha sonra ise sırasıyla YEM+4UZMAN ve UZMAN Q-matrisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. G-DINA model için YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matris modifikasyon yöntemlerinin sınıflama doğrulukları incelendiğinde YEM Q-matris modifikasyon yönteminin PVAF ve Stepwise Wald yöntemleriyle benzer sınıflama doğruluğu oranlarına sahip olduğu görülmüştür. Benzer şekilde UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen sınıflama doğruluğunun birbirine çok yakın olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışma sonucunda Q-matrisindeki değişikliğin grubun gizil sınıflarda yer alma yüzdesinde, bireysel bazda bir öğrencinin niteliklere sahip olma olasılıklarında ve öğrencinin yer aldığı nitelik profilinde/gizil sınıfta farklılaşmaya sebep olduğu görülmüştür. Sonuç olarak çalışma kapsamında önerilen YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yöntemi araştırmada kullanılan verilerde diğer PVAF ve Stepwise Wald Q-matris geçerliği sağlama yöntemleri kadar iyi performans göstermiştir. Ancak bu çalışma YEM'e göre Q-matris geçerliğinin nasıl gerçekleştirilebileceği anlamında ilk adımı oluşturmaktadır ve yöntemin sınırlarının belirlenebilmesi için yapılacak çalışmalara ihtiyaç vardır.

Anahtar Kelimeler : Bilişsel Tanı Modeli, G-DINA Model, Q-matris geçerliliği, Sınıflama Doğruluğu
Sayfa Adedi : xxi + 201
Danışman : Prof. Dr. Şeref TAN

**Q-MATRIX VALIDATION BASED ON THE STRUCTURAL
EQUATION MODEL FOR COGNITIVE DIAGNOSTIC MODELS
(Ph. D Thesis)**

Mahmut Sami Koyuncu

GAZI UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF EDUCATIONAL SCIENCES

January 2020

ABSTRACT

The aim of this study is to propose a new Q-matrix modification method based on the structural equation model and to compare this SEM-based Q-matrix modification with other Q-matrix modification methods, such as PVAF, Stepwise Wald test, and Q-matrix based on expert opinion. For this purpose, using the Q-matrices, the model data fit, item parameters, and classification accuracy were examined according to the G-DINA model. The findings of this study were obtained from 712 students in Çankaya and Yenimahalle districts of Ankara province in 2017-2018 academic year. The data was obtained from a test consisting of 26 multiple-choice items developed by the researcher and measuring five qualities from equations and inequalities sub-learning domain of numbers and algebra learning domain in the 9th-grade mathematics program. As a result of the study, it was seen that the general agreement ratios between the Q-matrix obtained from the SEM-based validation method and the Q-matrices obtained from the PVAF and Stepwise Wald methods, which are experimental Q-matrix validation methods, varied between 0,74 and 0,78. When the model data fit of the three methods according to the G-DINA model was examined, it was found that the Q-matrix with the best model data fit was PVAF, then YEM and Stepwise Wald Q-matrix, respectively. The absolute fit indexes estimated for the three methods were also acceptable. When the model data fit of EXPERT, SEM, and SEM+4EXPERTS Q-matrices

according to the G-DINA model is examined, it is concluded that the Q-matrix with the best model data fit is SEM and then the SEM+4EXPERTS and EXPERT Q-matrices respectively. When the classification accuracy of SEM, PVAF, and Stepwise Wald Q-matrix modification methods were examined for G-DINA model, it was seen that the SEM Q-matrix modification method had similar classification accuracy rates with PVAF and Stepwise Wald methods, it was concluded that the classification accuracy values estimated according to G-DINA model for EXPERT, SEM, and SEM+4EXPERTS Q-matrices are very close to each other. As a result of the study, it was seen that the change in the Q-matrix caused a difference in the percentage of students taking part in latent classes, the probability of a student having qualifications, and the profile of the latent class. As a result, SEM-based Q-matrix validation method proposed in the study performed as good as other PVAF and Stepwise Wald Q-matrix validation methods in the data used in the research. However, this study constitutes the first step in terms of how Q-matrix validation can be done according to SEM, and further studies are needed to determine the limits of the method.

Key Words : Cognitive Diagnostic Models, G-DINA Model, Q-matrix validation, Classification accuracy
Page Number : xxi + 201
Supervisor : Prof. Dr. Şeref TAN

İÇİNDEKİLER

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU	i
ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI.....	ii
JÜRİ ONAY SAYFASI	iii
TEŞEKKÜR	v
ÖZ.....	vi
ABSTRACT	viii
İÇİNDEKİLER	x
TABLolar LİSTESİ.....	xv
ŞEKİLLER LİSTESİ	xvii
SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ	xix
BÖLÜM I.....	1
GİRİŞ	1
1.1. Problem Durumu	1
1.2. Araştırmanın Amacı	6
1.3. Araştırmanın Önemi.....	6
1.4. Problem Cümlesi.....	8
1.4.1. Alt problemler:	8
1.5. Sınırlılıklar.....	9
BÖLÜM II	11
KURAMSAL ÇERÇEVE.....	11
2.1. Bilişsel Tanı Modelleri (BTM) İçin Nitelikleri Tanımlama	11

2.1.1. Niteliklerin (Attributes) Anlamları	11
2.1.2. Niteliklerin Doğası.....	12
2.1.3. Q-matrisi	13
2.2. Bilişsel Tanı Modelleri.....	18
2.2.1. DINA Model.....	18
2.2.2. DINO Model	20
2.2.3. G-DINA Model	22
2.2.4. A-CDM (Additive Cognitive Diagnosis Model).....	24
2.2.5. LLM (Linear Logistic Model)/ C-RUM (compensatory reparameterized unified model).....	25
2.2.6. R-RUM (Reduced Reparameterized Unified Model)	26
2.3. Deneysel Q-matris Geçerliğini Sağlama Yöntemleri	28
2.3.1. Sıralı EM Tabanlı Delta Yöntemi (The Sequential EM-Based Delta Method).....	28
2.3.2. Deneysel Q-matris Geçerliğini Sağlamanın Genel Yöntemi (General Method of Empirical Q-matrix Validation)/PVAF Yöntemi	29
2.3.3. Stepwise Wald Testi Q-matris Geçerliğini Sağlama Yöntemi	30
2.3.4. Q-matris İyileştirme Yöntemi (The Q-matrix Refinement Method).....	33
İLGİLİ ARAŞTIRMALAR	34
BÖLÜM III.....	55
YÖNTEM.....	55
3.1. Araştırmanın Modeli	55
3.2. Çalışma Grubu	56
3.3. Ölçme Aracı.....	57
3.3.1. Niteliklerin Belirlenmesi.....	58
3.3.2. Maddelerin Yazımı.....	59
3.3.3. Test Formunun Oluşturulması	59

3.3.4. Q-matrisinin belirlenmesi.....	59
3.3.5. Testin Psikometrik Özelliklerinin Belirlenmesi	63
3.4. Verilerin Toplanması.....	65
3.5. Verilerin Analizi.....	66
BTM Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi	69
<i>Bağıl uyum indeksleri</i>	69
<i>Olabilirlik Oran Testi (LR)</i>	71
<i>Mutlak Uyum İndeksleri</i>	71
Madde Düzeyinde Model Seçimi.....	72
<i>Kural 1: Daha basit model</i>	73
<i>Kural 2: En büyük p değeri</i>	73
BÖLÜM IV	75
BULGULAR VE YORUM.....	75
4.1. Birinci Alt Probleme İlişkin Bulgular	75
Alt Problem 1: Uzman görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinde birden fazla nitelik ile ilişkili olan maddeler için madde düzeyinde tanımlanmış en uygun model nedir?	75
4.2. İkinci Alt Probleme İlişkin Bulgular	80
Alt Problem 2a: Yapısal Eşitlik Modeline Göre Oluşturulan Q-matris Modifikasyonu nasıldır?	80
Alt Problem 2b: G-DINA modele göre deneysel PVAf ve Stepwise Wald yöntemlerinden elde edilen Q-matrislerinin model veri uyumu YEM'e göre nasıldır?.....	86
Alt Problem 2c: G-DINA modele göre UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin model veri uyumu YEM'e göre nasıldır?	90
4.3. Üçüncü Alt Probleme İlişkin Bulgular.....	95

Alt Problem 3a: G-DINA modele göre uzman kanısına dayalı Q-matrisinden elde edilen gizil sınıf başarı olasılıkları ve delta parametreleri nedir?	95
Alt Problem 3b: YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak G-DINA model göre elde edilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin (g) ve kaydırma (s) nasıldır?.....	99
Alt Problem 3c: UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak G-DINA model göre elde edilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin(g) ve kaydırma (s) nasıldır?.....	107
4.4. Dördüncü Alt Probleme İlişkin Bulgular	116
Alt Problem 4a: G-DINA modele göre sınıflama doğruluğu YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemine göre önerilen Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?	116
Alt Problem 4b: G-DINA modele göre sınıflama doğruluğu UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?.....	120
4.5. Beşinci Alt Probleme İlişkin Bulgular.....	124
Alt Problem 5a: G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında grubun ilgili niteliğe sahip olma ve örtük sınıflarda yer alma durumu (oranı) nasıl değişmektedir?	124
Alt Problem 5b: G-DINA modele göre bireyselleştirilmiş geri bildirim için tanılayıcı puanlama rapor örneği nasıldır?	128
BÖLÜM V.....	135
SONUÇ VE TARTIŞMA	135
Sonuçlar	135
Öneriler	149
Uygulayıcılara Yönelik Öneriler.....	149

Araştırmacılara Yönelik Öneriler	150
KAYNAKLAR	151
EKLER.....	163
EK 1. Yaygın Olarak Kullanılan BTM'lerin Formülleri ve Parametreleri	164
EK 2. Bilişsel Tanı Modellerinin Taksonomisi.....	167
EK 3. Bilişsel Tanı Modelleri Kestirimleri İçin Kullanılabilecek Yazılımlar	168
EK 4. Kazanım ve açıklamaları.....	169
EK 5.Uzman değerlendirme formu ve örnek test maddeleri.....	170
EK 6. Ankara İl Milli Eğitim Müdürlüğü Veri Toplama İzin Belgesi.....	172
EK 7. LCDM/G-DINA Model İçin R Kodları.....	173
EK 8. GDINA Paketinin Grafikselleştirici Arayüzü (Shiny R).....	174
EK 9. Delta Parametreleri.....	176
EK 10. G-DINA Modele Göre Uzman Q-matrisine Ait Tüm Gizil Sınıfların Başarı Olasılıkları	177
EK 11. G-DINA Modele Göre UZMAN Q-matrisine Ait Madde Başarı Olasılık Grafikleri	179
EK 12. G-DINA Modele Göre UZMAN Q-matrisine Ait Tüm Öğrencilerin Her Bir Niteliğe Sahip Olma Olasılığı.....	183
EK 13. Tüm Öğrenciler İçin G-DINA Modelde UZMAN Q-matrisine Dayalı EAP, MAP ve MLE Yöntemlerine Göre Kestirilen Birey Parametreleri	190

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1 Üç düzeyli Nitelik Tanımlama Örneği	13
Tablo 2 Tanılayıcı değerlendirme için örnek Q-matrisi	14
Tablo 3 Öğrencilerin Öğrenim Gördükleri Okullara Göre Dağılımı.....	56
Tablo 4 Öğrencilerin Cinsiyete Göre Dağılımı	57
Tablo 5 Öğrencilerin Okul Türüne Göre Dağılımı	57
Tablo 6 Testte Yer Alan Nitelikler	58
Tablo 7 Q-matrisi İçin Uzman Görüşü Alınan Kişilerin Eğitim Bilgileri	60
Tablo 8 Uzman Kanısına Dayalı Oluşturulan Ortak Q-matrisi	61
Tablo 9 9. Sınıf Matematik Testi Maddelerin Niteliklere Göre Dağılımı	62
Tablo 10 G-DINA Modele Göre Uzmanlara Ait Q-matrislerinin Model Veri Uyumu	62
Tablo 11 9. Sınıf Matematik Testi Madde Güçlük ve Ayırt Edicilik Katsayıları	64
Tablo 12 9. Sınıf Matematik Testine Ait Test İstatistikleri.....	64
Tablo 13 Uzman Kanısına Dayalı Olarak Oluşturulan Q-matrisi İçin Modellere Göre Model Veri Uyumu Karşılaştırması	66
Tablo 14 BTM Bağıl Uyum İndeksleri	70
Tablo 15 Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisine Ait Sadeleştirilmiş Modellere Göre Madde Seçimi İçin Wald Testi ve p değerleri	76
Tablo 16 Madde Düzeyinde Model Seçimi	77
Tablo 17 Modellere Göre Maddelerin Dağılımı.....	78

Tablo 18 <i>Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisi İçin Madde Düzeyinde Tanımlanmış Model ve G-DINA Mutlak Uyum İndeksleri</i>	78
Tablo 19 <i>Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisi İçin Model Veri Uyum Karşılaştırması</i>	79
Tablo 20 <i>Standartlaştırılmış Faktör Yük Değerleri</i>	81
Tablo 21 <i>Maddeler için Nitelik Girdisi Dönüşümü</i>	83
Tablo 22 <i>YEM'e Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri</i>	85
Tablo 23 <i>Yöntemlere Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri</i>	87
Tablo 24 <i>YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matris Uyuşma Oranları</i>	88
Tablo 25 <i>Yöntemlere Göre Uyum Değerleri</i>	88
Tablo 26 <i>PVAF, Stepwise Wald ve YEM Q-matrisi İçin LR Testi</i>	89
Tablo 27 <i>YEM'e Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri</i>	91
Tablo 28 <i>UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerine Göre Uyuşma Oranları</i>	92
Tablo 29 <i>UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerine Göre Bağlı ve Mutlak Uyum Değerleri</i>	93
Tablo 30 <i>YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN İçin LR Testi</i>	94
Tablo 31 <i>Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisinden Elde Edilen İndirgenmiş Gizil Sınıflar İçin Başarı Olasılıkları</i>	96
Tablo 32 <i>Tahmin (g) ve Kaydırma (s) Parametrelerinin Standart Hatasının Mutlak Fark Değerleri</i>	106
Tablo 33 <i>Tahmin (g) ve Kaydırma (s) Parametrelerinin Standart Hatasının Mutlak Fark Değerleri</i>	114
Tablo 34 <i>YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA Model Nitelik ve Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu</i>	116
Tablo 35 <i>UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA Model Nitelik ve Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu</i>	120

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Tanılayıcı değerlendirme için basit bir istatistiksel modelin şematik gösterimi.....	4
Şekil 2. Nitelik hiyerarşi türleri.....	15
Şekil 3. Tanılayıcı testlerde Q-matrisi tasarımı.....	17
Şekil 4. Madde 19 için örnek DINA model madde başarı olasılığı	20
Şekil 5. Madde 19 için örnek DINO model madde başarı olasılığı	21
Şekil 6. Madde 19 için örnek G-DINA model madde başarı olasılığı	23
Şekil 7. Madde 19 için örnek A-CDM Model madde başarı olasılığı.....	25
Şekil 8. Madde 19 için örnek LLM/C-RUM Model madde başarı olasılığı	26
Şekil 9. Madde 19 için örnek R-RUM model madde başarı olasılığı	27
Şekil 10. UZMAN Q-matrisine göre madde 15 mesa grafiği	30
Şekil 11. Stepwise Q-matris geçerliğini sağlama yöntemi akış şeması.	32
Şekil 12. Test edilen YEM modeli	80
Şekil 13. Niteliklerde anlamlı olan test maddelerinin yer aldığı model	82
Şekil 14. Niteliklerde anlamlı olan test maddelerinin dönüşümü	83
Şekil 15. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için tahmin parametresi	99
Şekil 16. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için kaydırma parametresi	101
Şekil 17. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için GDI indeksi.....	103
Şekil 18. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için IDI indeksi	104
Şekil 19. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için tahmin parametresi	108
Şekil 20. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için kaydırma parametresi ..	110

Şekil 21. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için GDI indeksi	111
Şekil 22. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için IDI indeksi	112
Şekil 23. YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerine dayalı gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları	118
Şekil 24. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerine dayalı gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları	122
Şekil 25. Grubun niteliğe sahip olma durumu	124
Şekil 26. UZMAN, UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen öğrencilerin gizil sınıflarda yer alma oranı	127
Şekil 27. Öğrenci 420 Tanılayıcı Puanlama Raporu	129
Şekil 28. G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için öğrenci 420'nin niteliklere sahip olma olasılıkları	131
Şekil 29. G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 420 numaralı öğrenciye ait gizil sınıf olasılıkları	132

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

A-CDM	Additive Cognitive Diagnosis Model
AIC	Akaike Information Criterion
BIC	Bayesian Information Criterion
BTM	Bilişsel Tanı Modelleri
CAIC	Consistent Akaike Information Criterion
DINA	Deterministic Inputs, Noisy “and” Gate
DINO	Deterministic Inputs, Noisy “or” Gate
EAP	Expected A Priori
g	Tahmin parametresi
G-DINA	Generalized Deterministic Inputs Noisy and Gate
GDM	General Diagnostic Model
GDI	G-DINA Madde Ayırt Edicilik İndeksi
HODINA	Higher Order Deterministic Inputs Noisy and Gate
HORDINA	Higher Order Reparameterized Deterministic Inputs Noisy and Gate
IDI	Madde Ayırt Edicilik İndeksi
LCDM	Log-Linear Bilişsel Tanı Modeli
LLM	Linear Logistic Model
LR	Olabilirlik Oran Testi
MAP	Maximum A Priori
MLE	Maximum Likelihood Estimation

MTK	Madde Tepki Kuramı
KTK	Klasik Test Kuramı
PVAF	Proportion Of Variance Accounted For
PCA	The proportion of correctly classified attributes
PCV	The proportions of correctly classified attribute vectors
RDINA	Reparameterized Deterministic Inputs Noisy and Gate
R-RUM	Reduced Reparameterized Unified Model
s	Kaydırma parametresi
SABIC	Sample size adjusted Bayesian Information Criterion
2 PLM	2 Parametrelı Lojistik Model
UZMAN	Uzman Görüşüne Dayalı Q-matrisi
YEM	Yapısal Eşitlik Modeli

BÖLÜM I

GİRİŞ

Bu bölümde araştırmanın problemine, amacına, önemine, sayıltı ve sınırlılıklarına ilişkin bilgilere yer verilmiştir.

1.1. Problem Durumu

Eğitim sistemimizde sınavlar önemli bir yere sahiptir. Ülkemizde her yıl birçok geniş ölçekli merkezi sınavlar yapılmaktadır. Bu sınavlarla öğrencilerin belli alanlarla ilgili bilgi ve becerileri ölçülmekte, başarı sıraları belirlenmektedir. Ülkemizde yapılan geniş ölçekli merkezi sınavların genel amacı ise öğrencileri seçme veya yerleştirmedir. Ayrıca okullarda öğrencilerin bir dersten başarılı olup olmadığına karar vermek amacıyla da birçok sınav yapılmaktadır. Okullarda yapılan sınavlarda öğrencilere sadece başarı durumlarını belirlemeye yönelik puan verilmekte, geniş ölçekli merkezi sınavlar sonucunda ise öğrencilere genelde başarı puanı ve yanı sıra başarı sırası verilmektedir. Ancak okullarda uygulanan sınav sonuçları ve geniş ölçekli merkezi sınav sonuçları öğrencilere biçimlendirici mahiyette bireysel geri dönüt vermek amacıyla ya da eğitim öğretim faaliyetlerini geliştirmek amacıyla kullanılmamaktadır.

Eğitim sistemimizde MEB (2017) tarafından yürütülen “Ölçme Değerlendirme Uygulamalarını İzleme, Araştırma ve Geliştirme” projesiyle ve 2023 Eğitim Vizyonu

belgesinde kurulması planlanan “Öğrenme Analitiği Platformu” ile öğrencilerin öğrenme eksikliklerinin belirlenmesi ve öğrencilere bireysel dönütler verilerek eğitim öğretim faaliyetlerinin geliştirilmesine yönelik çalışmalara artan bir ilginin olduğu görülmektedir.

Ancak geleneksel ölçme ve değerlendirmelede kullanılan Klasik Test Kuramı (KTK) ve Madde Tepki Kuramı’nda (MTK) bir öğrencinin ölçekteki konumuna genellikle kişinin tek bir sürekli yeterlik hattı boyunca yerinin belirlenmesiyle karar verilmektedir. Bunun özel olarak yorumlanmasıyla, puanlar öğrenciyi diğer öğrencilere göre başarı sırasına koymada veya mutlak standartlara göre karşılaştırmada veya düzey belirleyici değerlendirmenin bir parçası olarak kullanılabilir. Bu tür puanlar daha sonra bir öğrencinin yeterlilik düzeyini tanımlamak, geçen ve kalan öğrencileri ayırt etmek, bir program için adayları seçmek, öğrencileri bir üniversiteye kabul etmek veya burs alacaklara karar vermek gibi çeşitli amaçlar için kullanılabilir. Bu amaçlar için kullanılan eğitim alanındaki değerlendirmeler hangi öğrencilerin yeterliliğe veya ilgili özelliğe sahip olup olmadığıyla bağlantılıdır. Bu tür değerlendirmeler, eğitimde önemli bir işlevi yerine getirmektedir. Ancak, bu değerlendirmelerin tasarımlarının ve kullanım amacının tanılayıcı bilgi sağlama amacı için uygun olmadığı bilinmektedir. Dolayısıyla bu değerlendirmeler sınıf eğitimi ve öğrenmeyi geliştirmede kullanmak için yeterli tanılayıcı bilgi sağlamamaktadır (de la Torre, 2009). Bu nedenle eğitimde ölçme süreçlerinde değerlendirmenin öğretimle iç-içe olması amacıyla bilişsel olarak tanılayıcı değerlendirmeye ihtiyaç vardır.

Tanılayıcı ölçme (diagnostic measurement) günlük tanılamaya benzemektedir. Örneğin, tanı konulması gereken bir kişi, bir hastanede psikolojik değerlendirmeye kabul edilen bir hasta ya da üstün yetenekli öğrencilerin bulunduğu bir okulun sınıfına yerleştirilen bir öğrenci olabilir. Karakteristik özelliklerine göre bireyin profilini elde etmek için, özel olarak tasarlanmış sorular veya görevler bireye verilir ve bireylerin yanıtları ve ilişkili davranışları kaydedilir. Davranışlar, hastaların açık uçlu sorulara verdiği sözlü tepkilerden, öğrencilerin çoktan seçmeli sorulara verdikleri yazılı cevaplardan oluşabilir. Eğer görevler uygun şekilde tasarlanır ve analizi düzgün bir şekilde yapılır ise bu tür bir analiz ilgili özellikler açısından

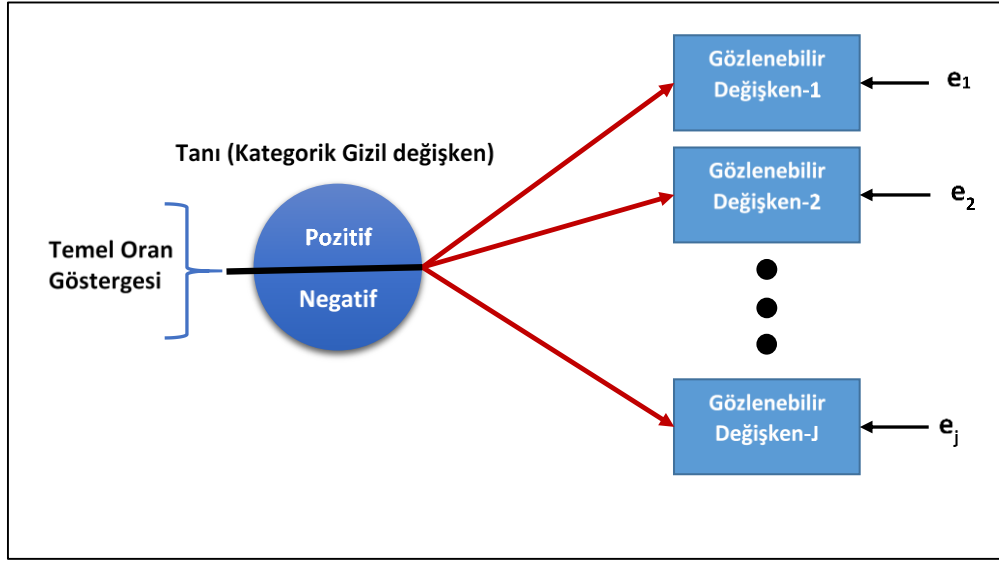
bireye özgü bir profil oluşturabilir. Daha sonra bu profil, doktorlar ya da öğretmenler gibi paydaşlar tarafından kişileri benzer gruplara koymak için ve uygun müdahale ile ilgili kararlar vermek için kullanılabilir. Özetle, tanılayıcı ölçme, sınıflandırmaya dayalı karar verme amacıyla tanılayıcı bir testten elde edilen verinin analiz sürecidir (Rupp, Templin & Henson, 2010, s.2).

Tanılayıcı değerlendirmelerin kullanımı kariyer danışmanlığı, personel seçimi, sürüş kabiliyeti değerlendirme, askere alma gibi endüstri ve örgüt psikolojisi alanında; okul hazır bulunuşluğu, üstün zekâlılığın belirlenmesi, üniversiteye kabul gibi eğitim alanında; klinik psikoloji, rehabilitasyon, gelişimsel araştırmalar gibi sağlık bilimleri alanlarında ya da adli psikoloji gibi hukuk alanında olmak üzere birçok alanda vardır. Kubinger'den aktaran Rupp vd. (2010, s.11) tanılayıcı değerlendirmeyi şu şekilde açıklamaktadır:

“Çeşitli yöntemler kullanılarak bir kişinin psikolojik özellikleri hakkında özel bilgiler edinmeyi amaçlayan sistematik bir süreçtir. Bunun amacı kararları doğrulamak, kontrol etmek, optimize etmek ve bunların sonucunda oluşan eylemlerdir. Bu süreç:

- a) Tanılayıcı sorunun belirlenmesini
- b) Tanılayıcı yöntemlerin seçimini
- c) Tanılayıcı yöntemlerden elde edilen verilerin uygulanması ve değerlendirilmesini
- d) Verilerin yorumlanmasını ve bir tanılayıcı raporun geliştirilmesini
- e) Bir müdahalenin (intervention) tasarımını
- f) Müdahalenin etkililiğinin değerlendirilmesini içermektedir”

Tanılayıcı değerlendirme amacıyla kullanılan bilişsel tanı modelleri (BTM) yaygın olarak kullanılan birçok psikometrik modelden farklıdır, çünkü BTM'ler bağımlı değişken olarak sürekli gizil değişkenler yerine kategorik gizil değişkenleri içerir. Şekil 1'de tanılayıcı değerlendirme için basit bir istatistiksel modelin şematik gösterimi olan ve BTM'lerin yapısını gösteren bir yol diyagramı yer almaktadır.



Şekil 1. Tanılayıcı değerlendirme için basit bir istatistiksel modelin şematik gösterimi. Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement: Theory, methods, and applications*. Guilford.

Şekil 1 incelendiğinde diyagramın sol tarafında yer alan daire, gizil değişkeni göstermektedir. Dairenin üzerindeki yatay çizgi bu değişkenin bir “pozitif” tanı ve bir “negatif” tanı olmak üzere iki düzeyli kategorik bir gizil değişken olduğunu göstermektedir. Diyagramın sağ tarafındaki dikdörtgenler, gizil değişkene ait göstergeler olan gözlenen değişkenler kümesini göstermektedir. Faktör-analitik bir modelde olduğu gibi, her bir değişkende açıklanmayan varyans olarak tek bir hata terimi vardır (Rupp vd., 2010, s.30).

Bilişsel tanı modellerinde amaç, adından da anlaşılacağı üzere öğrencilerin hangi becerilere/niteliklere sahip olup olmadığına ilişkin “tanı” koymaktır. Bu yaklaşım, klasik test kuramı veya madde tepki kuramından elde edilen basit bir genel puan yerine daha ayrıntılı bir geri bildirim sunmaktadır. Bu nedenle bilişsel tanı modelleri son yıllarda popüler hale gelmiştir (DeCarlo, 2012). BTM analizi için öncelikle test kapsamında ölçülmesi amaçlanan niteliklerin belirlenmesi gerekmektedir. Daha sonra nitelik ve madde ilişkisini gösteren iki boyutlu Q-matrisinin tanımlanması gerekmektedir. Q-matrisi doğru şekilde tanımlanmazsa, BTM uygulaması sonucu elde edilen değerlendirmeler uygun olmayacaktır. Uygulamada, çoğu test için Q-matrisi genellikle bu alandaki uzmanlar tarafından tanımlanmaktadır. Bu durum yanlış tanımlanmış bir Q-matrisi ve dolayısıyla öğrencilerin

yanlış sınıflandırılmasıyla sonuçlanabilmektedir (Kang, Yang & Zeng, 2018). BTM'lerle çalışan çoğu araştırmacı, Q-matrisinin en azından bazı elemanlarına ilişkin belirsizliklerin bulunduğunu kabul etmiştir. Örneğin, Tatsuoka (1990) tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma verilerini çalışmasında kullanan De Carlo (2011), de la Torre (2009), de la Torre ve Douglas (2008), Henson, Templin ve Willse (2009) gibi birçok araştırmacı Q-matrisi için olası bazı değişiklikler önermiştir. Bu nedenle Q-matrisi girdilerinin doğru bir şekilde tanımlanıp tanımlanmadığına ilişkin açıkça bir belirsizlik söz konusudur (DeCarlo, 2012). BTM analizi için gerekli olan Q-matrisinin hatalı olarak belirlenmesi model kestirimlerini ve öğrencilerin doğru sınıflama oranlarını etkilemektedir (Chen, de la Torre & Zhang, 2013; de la Torre & Chiu, 2016).

Q-matrisi oluşturulmasında alan uzmanlarının öznel olma eğilimleri göz önünde bulundurulduğunda Q-matrisinin bazı girdilerinin yanlış tanımlanmış olması söz konusudur. Dolayısıyla Q-matris geçerliğini sağlama yöntemleri araştırmacılar tarafından ilgi görmektedir (Chen, 2017). Araştırmacılar, Q matrisinin geçerliğinin sağlanması için çeşitli nicel yöntemler önermişlerdir. Örneğin, DINA modeli için Sıralı EM-Tabanlı Delta Yöntemi (de la Torre, 2008); daha sonra bu yöntemin G-DINA modeli için genelleştirilmiş hali olan Deneysel Q-matris Geçerliğini Sağlamanın Genel Yöntemi (PVAF Yöntemi) (de la Torre ve Chiu, 2016); Stepwise Wald Testi Q-matris Geçerliğini Sağlama Yöntemi (Ma, 2017); Parametrik olmayan Q-matris iyileştirme Yöntemi (Chiu, 2013); Bayesian yaklaşımı (DeCarlo, 2012) bunlardan bazılarıdır.

Mevcut Q-matrisi geçerliğini sağlama yöntemlerinin DINA, R-RUM, G-DINA gibi belli başlı BTM modellerinde kullanım sınırlılığının olmasından dolayı Q-matrisinin geçerliliğinin sağlanmasına yönelik daha çok çalışmanın yapılmasına ihtiyaç vardır. Bu kapsamda çalışmada BTM modellerinden bağımsız olarak Q-matris geçerliliğinin sağlanmasına yönelik alternatif bir yöntem önerisinden bulunulmuştur.

Ayrıca Sessoms ve Henson (2018) çalışmasında incelediği 36 tane BTM araştırmasının sadece %8’inde BTM sonuçlarının öğrencilere veya öğretmenlere geri bildirim sağlamak için kullanıldığını belirtmiştir. Dolayısıyla bilişsel tanı modellerinin kullanımının esas amaçlarından birisi olan bireysel dönüt verilmesinin birçok çalışmada ihmal edildiği söylenebilir. BTM sonuçlarının bu şekilde sınırlı kullanımı ise BTM uygulamalarında önemli eksikliklerin olduğunun göstergesidir. Çalışma kapsamında bu eksikliğin giderilmesi için bireysel dönüt amacıyla kullanılabilecek tanılayıcı rapor örnekleri sunulmuştur.

Yukarıda da belirtildiği gibi eğitimde ölçmeve değerlendirme uygulamalarında bilişsel olarak tanılayıcı değerlendirmelere olan ihtiyaç, Q-matris geçerliğinin sağlanmasına yönelik ihtiyaç ve BTM sonuçlarının bireysel dönüt vermede kullanım eksiklikleri bu çalışmanın yapılmasının gerekçesini oluşturmaktadır.

1.2. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmada yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyon yöntemi önermek, yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonunun PVAF, Stepwise Wald testi gibi Q-matris modifikasyon yöntemleriyle ve uzman kanısına dayalı Q-matrisi ile karşılaştırmak amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda, oluşturulan Q-matrisleri kullanılarak G-DINA modeline göre elde edilen model veri uyumu, madde parametreleri ve sınıflama doğrulukları incelenmiştir.

1.3. Araştırmanın Önemi

Bilişsel tanı modellerinde madde-nitelik uyumu Q-matrisi ile ifade edilir. Q-matrisindeki “1” girdisi maddenin niteliği ölçtüğünü, “0” ise maddenin niteliği ölçmediğini gösterir. Bilişsel tanı modellerinde sınıflama doğruluğu, nitelikle madde ilişkisinin doğru bir şekilde tanımlanmasına bağlıdır. Eğer Q-matrisi yanlış belirlenirse yapılan sınıflandırmaların büyük oranda yanlış olacağı belirtilmektedir (Rupp & Templin, 2008). Örneğin, Tatsuoka (1990)

tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma verileri son 8 yılda BTM ile ilgili 10'un üzerinde metodolojik yayında kullanılmasına rağmen, DeCarlo (2011) kullanılan Q-matrisindeki bir kusurun yanlış sınıflandırmaya yol açtığını göstermiştir ve bu uyumsuzluk henüz çözülememiştir.

Faktör Analizi yardımıyla aralarında ilişki olan çok sayıda değişken bir araya getirilerek yeni yapılar/faktörler oluşturulabilmekte ya da faktörler ile maddeler arasında varsayılan ilişkiler tanımlanan ölçme modelleriyle test edilebilmektedir (Çokluk, Şekercioğlu & Büyüköztürk, 2012, s.178). Faktör analizinin, kanonik korelasyonun ve çoklu regresyon analizlerinin birleştirilmesiyle de çok sayıda istatistiksel modeli tanımlamak için kullanılan genel bir terim olan yapısal eşitlik modeli ortaya çıkmıştır (Lei & Wu, 2007; Tabachnick & Fidell, 2014, s.58). Dolayısıyla çok değişkenli bir istatistiksel teknik olan yapısal eşitlik modeli ile bir testte yer alan maddelerin, test tarafından ölçülmesi amaçlanan hangi nitelik ya da niteliklerle ilişkili olabileceği belirlenebilir. Bu çalışma kapsamında da bilişsel tanı modellerinde q-matris doğruluğunu belirlemede kullanılabilecek yeni ve alternatif bir yöntem olarak *yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme (modifikasyon) yöntemi* önerilmiştir.

Çalışma kapsamında önerilen YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yöntemi, BTM çalışmalarında oluşabilecek olası Q-matris hatalı girdilerini tespit ederek, Q-matrisinin hatasız bir şekilde tanımlanmasına yardımcı olacaktır. Bu sayede araştırmacıların, öğrencilerin sahip oldukları nitelikleri daha doğru bir şekilde kestirebileceği ve daha güvenilir ve geçerli sonuçlar elde edebileceği düşünülmektedir.

Bilişsel tanı modellerini özellikle doğrulayıcı faktör analizi, yapısal eşitlik ve diğer gizil değişkenli psikometrik modellerden ayıran en önemli özelliklerden birisi de katılımcılar için tasarlanmış ayrı ayrı bireysel nitelik profillerinin olmasıdır. Tek bir katılımcı açısından bakıldığında, BTM'lerin geri bildirimlerinin oldukça basit olduğu savunulmaktadır (Rupp vd., 2010, s.65). Bu çalışma, eğitimde bilişsel tanı değerlendirmelerinde çoğunlukla ihmal

edilen bireysel dönütlerin basit olarak nasıl elde edileceği ve yorumlanacağı konusunda da araştırmacılara ışık tutacaktır.

Ek olarak ülkemizde eğitim alanında yapılan bilişsel tanı modelleri ile ilgili çalışmalarda, daha çok bilinen DINA veya DINO model kullanılmıştır (Başokçu, 2011; Demir, 2013; Kalkan, 2016; Odabaş, 2016; Ömür-Sünbül, 2013; Uyumaz, 2016). Bu çalışmada birçok bilişsel tanı modelini kapsayan ve diğerlerine göre daha gelişmiş olan G-DINA (de la Torre, 2011) modelinin kullanımı da çalışmanın önemini artırmaktadır.

1.4. Problem Cümlesi

Bilişsel tanı modellerinde, önerilen yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonu ile PVAF, Stepwise Wald testi Q-matris modifikasyonları ve uzman kanısına dayalı Q-matrisine göre G-DINA modelden elde edilen model veri uyumu, madde parametreleri ve sınıflama doğrulukları nasıldır?

1.4.1. Alt problemler:

- 1) Uzman görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinde birden fazla nitelik ile ilişkili olan maddeler için madde düzeyinde tanımlanmış en uygun model nedir?
- 2) G-DINA modele göre
 - a) Yapısal Eşitlik Modeline Göre Oluşturulan Q-matris Modifikasyonu nasıldır?
 - b) Deneyisel PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerinden elde edilen Q-matrislerinin model veri uyumu YEM'e göre nasıldır?
 - c) UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin model veri uyumu YEM'e göre nasıldır?
- 3) G-DINA modele göre
 - a) Uzman kanısına dayalı Q-matrisinden elde edilen gizil sınıf başarı olasılıkları ve delta parametreleri nedir?

- b) G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), madde ayırt edicilik indeksi (IDI), tahmin (g) ve kaydırma (s) parametreleri YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?
 - c) G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), madde ayırt edicilik indeksi (IDI), tahmin (g) ve kaydırma (s) parametreleri UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?
- 4) G-DINA modele göre sınıflama doğruluğu
- a) YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemine göre önerilen Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?
 - b) UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?
- 5) G-DINA modele göre
- a) UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında grubun ilgili niteliğe sahip olma ve gizil sınıflarda yer alma durumu (oranı) nasıl değişmektedir?
 - b) Bireyselleştirilmiş geri bildirim için tanılayıcı puanlama rapor örneği nasıldır?

1.5. Sınırlılıklar

1. Araştırmada PVAF ve Stepwise wald testi Q-matris geçerliğini sağlama yöntemleri sadece G-DINA model için hesaplanabildiği için araştırma G-DINA model ile sınırlıdır.
2. Araştırma veri toplama aracı olarak araştırmacı tarafından geliştirilen 26 çoktan seçmeli maddeden oluşan 9. sınıf düzeyinde bir matematik testinin içeriği ve araştırma verilerinin elde edildiği 712 öğrenciden oluşan çalışma grubuyla sınırlıdır.

BÖLÜM II

KURAMSAL ÇERÇEVE

Bu bölümde araştırmanın kuramsal temellerine ve yapılmış olan ilgili araştırmalara yer verilmiştir.

2.1. Bilişsel Tanı Modelleri (BTM) İçin Nitelikleri Tanımlama

2.1.1. Niteliklerin (Attributes) Anlamları

BTM belirtilmeden önceki en önemli adımlardan biri, her bir madde tarafından ölçülen nitelikleri tanımlamaktır (Gao, Miller & Liu, 2017). Literatürde gizil değişkenler için *gizil karakteristik (latent characteristic)*, *gizil özellik (latent trait)*, işlem elemanları (element of processes), beceri (skills) ve nitelik (attributes) gibi farklı ifadeler kullanılmaktadır. *Gizil karakteristik* terimi teorik olarak ilgilenen zihinsel bileşenlerin gözlemlenebilir olduğunu göstermekte ve bilişsel tanı modellerindeki gizil değişkenlerle temsil edilmektedir. *Gizil özellik* terimi, zaman içinde değişebilen *gizil durumların (latent states)* aksine ilgilenilen zihinsel bileşenlerin zaman içinde kararlı olduğunu göstermektedir. İşlem elemanları terimi, zihinsel bileşenlerin, daha büyük bir kavramsal birim olan bilişsel tepki süreçlerinin temelini oluşturduğu anlamına gelmektedir. Beceri ve nitelik terimleri, ölçme literatüründe tanılayıcı

değerlendirmede en sık kullanılan terimlerdir (Rupp vd., 2010, s.50). *Nitelik* terimi kavramsal olarak problem çözme için ihtiyaç duyulan bir beceri, karakter veya herhangi bir yapı olarak, psikometrik açıdan ise değerlendirme maddeleri tarafında ölçülen bir istatistiksel modeldeki bir gizil değişken olarak tanımlanmaktadır (Ma & de la Torre, 2019a). Dolayısıyla bu çalışmada nitelik terimin kullanılması tercih edilmiştir.

2.1.2. Niteliklerin Doğası

Nitelikler şu üç açıdan birbirinden ayrılabilir:

- (1) Nitelik adı (attribute label)
- (2) Nitelik tanımı (attribute definition)
- (3) Nitelik için kodlama yönergeleri (the coding instructions for the attribute)

Nitelik adı niteliğin önemli bir anlamını yansıtan bir kelime, cümle veya deyimdir. *Nitelik tanımı* niteliğin daha farklı yönlerini detaylı olarak açıklayan bir paragraf veya kısa bir metindir. *Nitelik için kodlama yönergeleri* niteliğin ilgili madde tarafından ölçülüp ölçülmediğine karar verme hususunda uzmanlara yardımcı olan belirli bir tanılayıcı değerlendirmeye bağlı tanımlamalardır. Tablo 1’de Gierl, Leighton ve Hunka’nın (2007) çalışmasında yer alan ve Rupp vd. (2010, s.53) tarafından adapte edilen cebirsel denklemlerin çözümüne ait üç düzeyli nitelik tanımlama örneği yer almaktadır (Rupp vd., 2010, s.53).

Tablo 1

Üç düzeyli Nitelik Tanımlama Örneği

Nitelik Adı

Sembollerin ve kuralların anlamları

Nitelik Tanımı

Eğer cevap verenin aşağıdakileri bilmesi gerekiyorsa, o maddenin cevaplanması için semboller ve kuralların bilinmesini gerektirir:

- (a) işaretli sayılar, üs, karekök, mutlak değer, =, /, x, +, - ile gösterilen aritmetik işlemler
- (b) 2.n, 2.(terim), (terim)², n/2'de gösterilen işlemler
- (c) Hız ile alınan yol arasında ters bir ilişki bulunduğu.

Nitelik kodlama yönergesi

Maddeyi bu niteliğin varlığı (1) veya yokluğu (0) ile kodlarken, aşağıdaki kurallar geçerli olur:

- (i) (a)-(c) işlemlerinin herhangi bir kombinasyonu 1 ile kodlanır.
 - (ii) bir maddeyi doğru olarak çözmek için (a)-(c) listelenen işlemlerin kaç tane olması gerektiğine bağlı olarak herhangi bir farklı ağırlık belirlenmemiştir. (a), (b) veya (c)'den en az bir işlem gerekiyorsa (1) kodu verilir.
 - (iii) bir soruda birden fazla çözüm yolu varsa ve yalnızca seçilen çözüm yolları bu niteliğin kullanımını gerektiriyorsa (1) kodu verilir.
-

Tablo 1'de bir niteliğin adı, tanımı ve kodlama yönergesine örnek bulunmaktadır. Her bir nitelik için nitelik tanımı ve kodlama yönergesi geliştirmek BTM'lerin tanılayıcı değerlendirme verilerinde uygulama zorluklarından biridir. Ancak nitelik kodlama yönergesi sayesinde, nitelik özellikleri hakkındaki belirsizlik kaldırılmış olur ve puanlayıcılar arası uyumsuzluk ortadan kalkar. Bireysel özelliklere verilen göreceli ağırlıkların ve nitelikler tarafından temsil edilen yapının tanımının kesinleşmiş olması bu şekilde kodlama yönergeleri geliştirmenin faydalarıdır (Rupp vd., 2010, s.54).

2.1.3. Q-matrisi

Bilişsel Tanı Modellerinde, her bir test maddesinin her bir nitelik ile nasıl ilişkili olduğu konusunda bilgiye ihtiyaç vardır. Bu bilgiler, girdileri 0 ve 1 olan J x K boyutlu ve Q-matrisi olarak adlandırılan bir matris tarafından sağlanır. Burada J testteki madde sayısını ve K ise nitelik sayısını ifade etmektedir. Genel olarak satırlar maddeleri ve sütunlar nitelikleri içerecek şekilde oluşturulur. Dolayısıyla Q-matrisi madde-nitelik ilişkisini gösteren iki

boyutlu bir tablodur. Q-matrisi test geliştirme sürecinde nitelik taslağını veya bilişsel özelliklerin betimlenmesini sağlayarak önemli bir rol oynamaktadır (Leighton, Gierl & Hunka, 2004).

Testin ölçmeyi amaçladığı her bir boyut için bir adayın başarı durumu (başarılı ya da başarısız) genellikle *nitelik* diye adlandırılan kategorik gizil değişkenlerle temsil edilmektedir. Nitelikler kategorik ve iki seçenekli olarak karakterize edilir ve bu nedenle, nitelikler bir maddede veya bir adayda var ya da yoktur. Bir testteki toplam nitelik sayısı K olmak üzere, nitelik kombinasyonlarından oluşan ve bireyin nitelik deseni olarak tanımlanan α vektörü, 0 veya 1 şeklinde girdileri olan K uzunluğunda bir gizil vektördür. Benzer şekilde, her bir maddeye karşılık gelen q vektörü vardır, q , K uzunluğundadır ve bir maddenin çözümü için gerekli olan nitelikleri temsil eder. Eğer, k . nitelik j . maddenin doğru bir şekilde cevaplanması için gerekli ise, $q_{jk}=1$, aksi taktir de $q_{jk}=0$ 'dır. J uzunluğundaki bir testteki tüm q vektörlerinin toplamının sonucu ise $K \times J$ boyutlu bir Q-matrisidir (Tatsuoka, 1983). Tablo 2’de tanılayıcı değerlendirme için beş madde tarafından ölçülen dört nitelikten oluşan örnek bir Q-matrisi yer almaktadır.

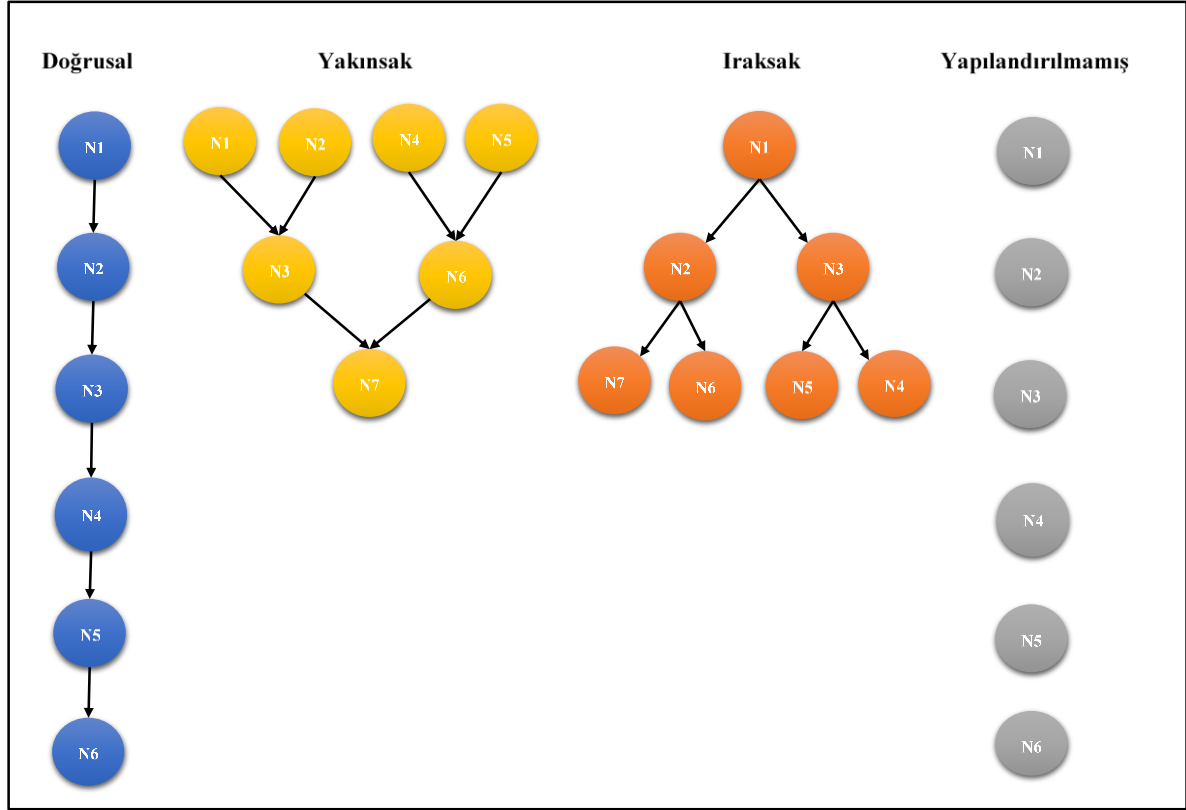
Tablo 2

Tanılayıcı değerlendirme için örnek Q-matrisi

	Nitelikler			
	Nitelik-1	Nitelik-2	Nitelik-3	Nitelik-4
Madde 1	0	0	0	1
Madde 2	0	1	0	1
Madde 3	1	0	0	1
Madde 4	0	1	1	0
Madde 5	1	0	1	1

Tablo 2 incelendiğinde nitelik-1’in madde 3 ve 5; nitelik 2’nin madde 2 ve 4; nitelik-3’ün madde 4 ve 5, nitelik-4’ün ise madde 1, 2, 3 ve 5 tarafından ölçüldüğü görülmektedir. Ayrıca her bir maddenin en az bir en çok dört nitelik ile ilişkili olabileceği, yani maddenin doğru olarak cevaplanması için gerekli olan nitelik sayısının bir ile dört arasında değişebileceği görülmektedir.

Nitelik hiyerarşi türleri, BTM analizlerinde niteliklerin bir birleriyle nasıl bağlı olabileceğini göstermektedir. Şekil 2’de nitelik hiyerarşi türleri yer almaktadır.



Şekil 2. Nitelik hiyerarşi türleri. Sun, J., Xin, T., Zhang, S., & de la Torre, J. (2013). A polytomous extension of the generalized distance discriminating method. Applied Psychological Measurement, 37(7), 503-521. <https://doi.org/10.1177/0146621613487254>

Şekil 2 incelendiğinde örneğin doğrusal nitelik hiyerarşisinde niteliklerin tek bir zincir içinde sıralandığı görülmektedir. Doğrusal nitelik hiyerarşisinde zincirin en sonundaki niteliğe sahip olan bireylerin kendinden önceki niteliklere sahip olduğunu da göstermektedir. Doğrusal nitelik hiyerarşisinde bir öğrenci 6. niteliğe sahip ise, önceki diğer beş niteliğe de sahiptir.

Nitelik profili sayısı nitelik hiyerarşi türüne göre değişmektedir. Eğer K tane nitelik birbirinden bağımsız ise ve ikili olarak kodlandıysa (1, 0) evrendeki katılımcıların toplam nitelik profil sayısı 2^K kadardır. Benzer şekilde nitelik kombinasyonlarıyla ölçülen olası toplam madde sayısı bu durumda $2^K - 1$ kadar olabilir. Şekil 2’deki yapılandırılmamış yani

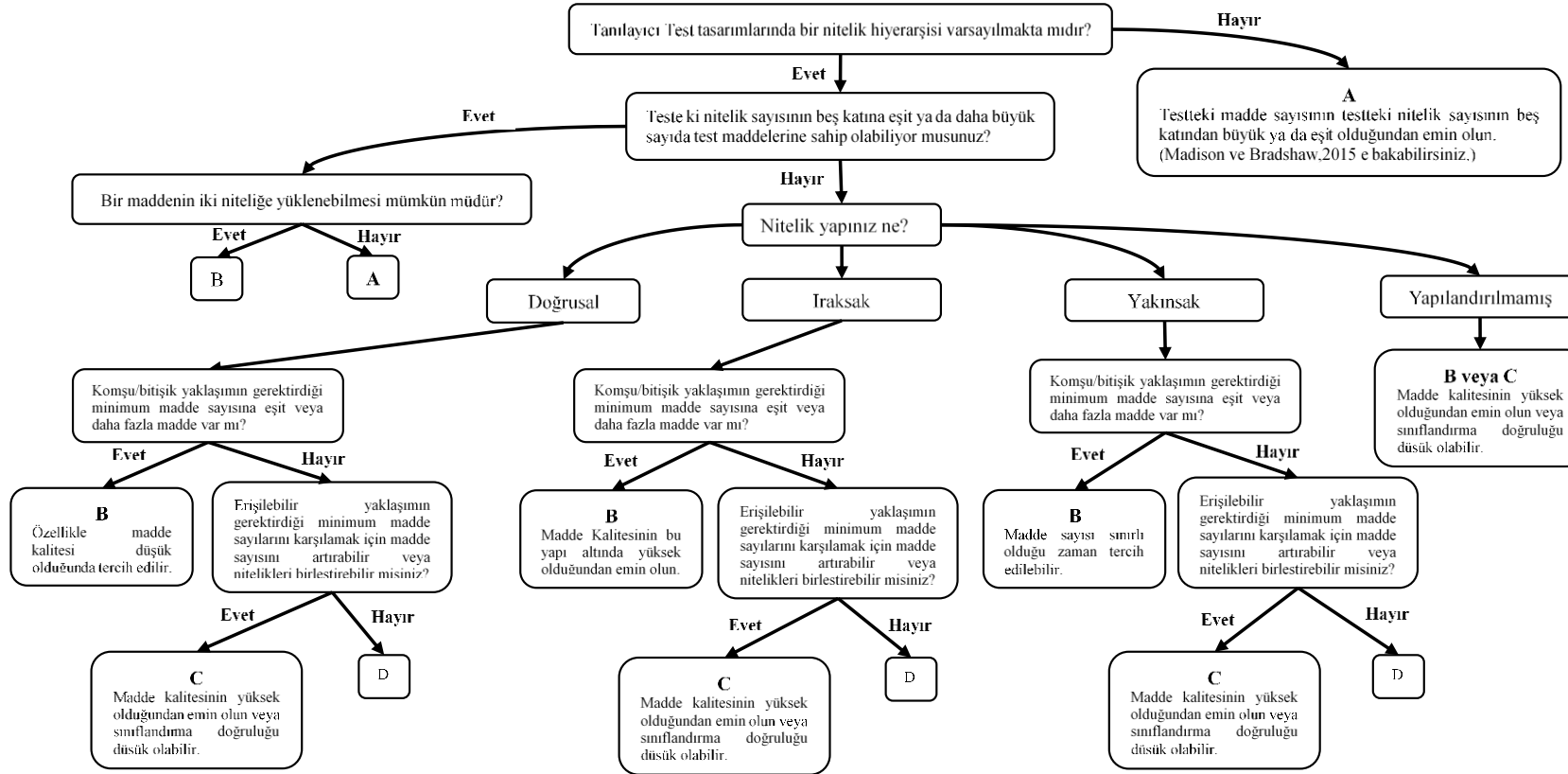
niteliklerin birbirinden bağımsız olduğu nitelik hiyerarşisi türünde toplam olası nitelik profili sayısı $2^6=64$ 'tür ve bu durumda olası toplam madde sayısı $2^6-1=63$ olacaktır.

Tanılayıcı testin uzunluğuna ve örneklem büyüklüğüne bağlı olarak ve belirli bir bağlamda BTM seçimi ile güvenilir bir şekilde kestirilecek toplam nitelik profil sayısı oldukça sınırlı olabilir. Sonuçta, bir uygulamada her zaman sadece 4 ile 8 arasında nitelik kullanılmamaktadır. Örneğin, okuduğunu anlama gibi karmaşık bir tepki süreci en ince ayrıntısına kadar 30 nitelikte teorik olarak çok iyi tanımlansa bile, bu kadar fazla nitelikte okuduğunu anlamaya ait genel şemanın temsili ve niteliklerin güvenilir bir şekilde birbirinden ayrışması mümkün olmayacaktır. Dolayısıyla araştırmacıların teori ve pratik arasında bir uzlaşma sağlayarak, ölçülmesi amaçlanan yapıyı fazla ayrıntıya girmeden daha az nitelik ile tanımlaması uygun olacaktır (Rupp vd., 2010, s.62-64).

Özetle, bilişsel tanı modellerinde gizil nitelik yapısına ilişkin bir hipotezi deneysel olarak araştırmak için birkaç uygulama koşulunun karşılanması gerekir. Bunlar (1) özel bir yapının seçilmesi, (2) görev performansı ile nitelikler arasında var olan ilişki hakkındaki teorinin açık bir şekilde açıklanması, (3) tepki sürecinin BTM ile kestirimini mümkün kılan sınırlı sayıda nitelik tarafından temsil edilmesi ve (4) değerlendirilen her bir madde için niteliklerin güvenilir olarak kodlanmasını sağlayan kodlama yönergesinin geliştirilmesidir (Rupp vd., 2010, s.64).

Şekil 3'te Liu, Huggins-Manley ve Bradshaw (2017) tarafından oluşturulan tanılayıcı testlerde Q-matrisi tasarımının özet bir gösterimi yer almaktadır.

Tanılayıcı Testlerde Q-Matris Tasarımı



A = Bağımsız Yaklaşımı Kullan
 B = Komşuluk/Bitişiklik yaklaşımını Kullan (Mümkünse, her niteliğin bir kez ölçülmesini düşünün)
 C = Ulaşılabilirlik Yaklaşımını Kullan (Mümkünse, her niteliğin bir kez ölçülmesini düşünün)
 D = Test uzunluğunu artır veya niteliklerin sayısını azalt

Şekil 3. Tanılayıcı testlerde Q-matrisi tasarımı. Liu, R., Huggins-Manley, A. C., & Bradshaw, L. (2017). The impact of Q-matrix designs on diagnostic classification accuracy in the presence of attribute hierarchies. *Educational and Psychological Measurement*, 77(2), 220-240. <https://doi.org/10.1186/1471-2148-10-242>

2.2. Bilişsel Tanı Modelleri

Bilişsel tanı modelleri kategorik gizli değişkenlerin kullanımıyla test maddelerine verilen cevapları karakterize eden psikometrik modellerdir (Templin & Bradshaw, 2013). Bu tür modeller bilişsel tanı modelleri ya da tanılayıcı sınıflama modelleri olarak adlandırılır. Bilişsel tanı modelleri kategorik gizli değişkenlerin bir fonksiyonu olarak bir gizil sınıf modeli olarak görülebilir (Templin & Henson, 2006).

2.2.1. DINA Model

Açılımı *deterministic inputs, noisy “and” gate* olan ve İngilizcesinden kısaltılmışı ile DINA olarak adlandırılan model bilişsel tanı ve değerlendirmeye yönelik yaklaşımların temelini oluşturmaktadır ve Haertel (1989), Macready ve Dayton (1977) ve Junker ve Sijtsma (2001) tarafından gizil sınıf modeli olarak detaylı bir şekilde ele alınmıştır. Bilişsel tanı modelleri problemleri çözmesi için adayların nitelikleri ile becerileri arasında bir ilişkinin olduğunu varsayar. DINA modelde, adayların bir maddeyi doğru olarak çözebilmesi için gerekli tüm becerilere sahip olması gerekir, bu DINA modelini tamamlayıcı model (conjunctive model) yapmaktadır. Gerekli olan bir niteliğin eksikliği ise diğer niteliklerin varlığı ile telafi edilememektedir. DINA model, her bir madde için adayları iki gizil gruba bölmektedir. Grup 1, j . maddeyi çözmek için gerekli tüm niteliklere sahip kişiler ve Grup 0 ise j . maddeyi doğru olarak çözmek için gerekli olan niteliklerden en az birisine sahip olmayan kişilerdir. Böylece, DINA modelde bir nitelikten yoksun olan kişiler tüm niteliklerden yoksun olan kişilerle “aynı” düşünülmektedir (de la Torre & Minchen, 2014).

Kişilerin özellikleri ve madde nitelikleri arasındaki etkileşim, *ideal tepki* olarak adlandırılan gizil tepki değişkeni ile tanımlanmaktadır. DINA modelde, i adayı için j maddesinin gizil tepki değişkenleri aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\xi_{ij} = \prod_{k=1}^K \alpha_{ij}^{q_{jk}}$$

Böylece, i . aday j maddesi için gerekli olan tüm niteliklerde başarılı ise $\xi_{ij}=1$ olacaktır. DINA modelde her bir madde için “kaydırma (slip (s))” ve “tahmin (guess (g))” parametresi tanımlanmaktadır. Bu parametreler basitçe “yanlış negatif” ve “yanlış pozitif oranlardır” (Junker & Sijtsma, 2001). Kaydırma parametresi madde için gerekli tüm niteliklere sahipken maddeyi yanlış cevaplama olasılığını, tahmin parametresi ise madde için gerekli niteliklerden en az birine sahip değil iken maddeyi doğru cevaplama olasılığını göstermektedir (Ma & de la Torre, 2019a). Kaydırma ve tahmin parametreleri aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$s_j = P(X_{ij} = 0 \mid \xi_{ij} = 1)$$

$$g_j = P(X_{ij} = 1 \mid \xi_{ij} = 0)$$

Dikkat edilirse;

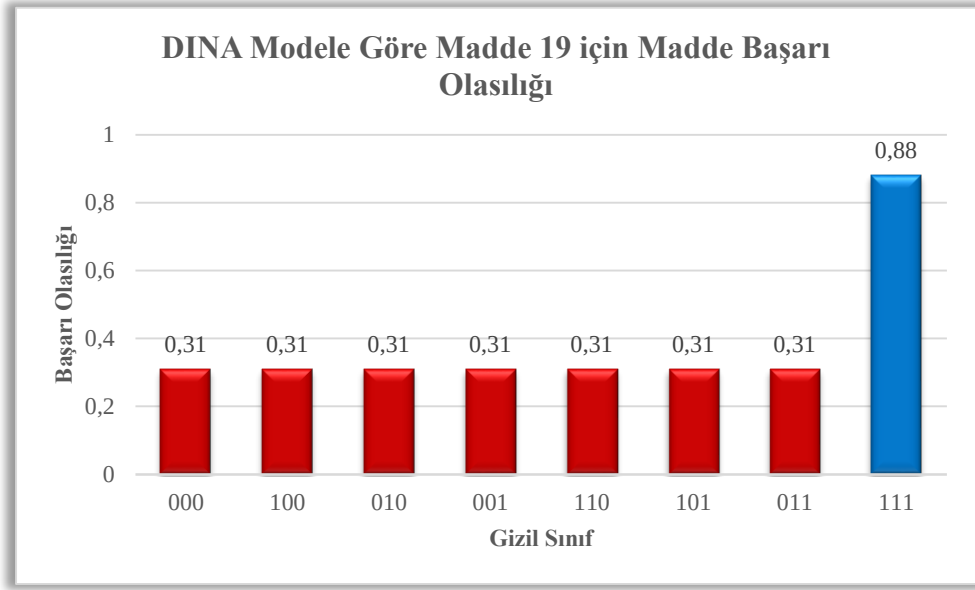
$$1 - s_j = 1 - P(X_{ij} = 0 \mid \xi_{ij} = 1) = P(X_{ij} = 1 \mid \xi_{ij} = 1) \text{ dir.}$$

Bu nedenle, tepki fonksiyonu

$$P(X_{ij} = 1 \mid \xi_{ij}) = (1 - s_j)^{\xi_{ij}} g_j^{1-\xi_{ij}}$$

şeklinde olacaktır.

Şekil 4’te madde 19 için DINA modele göre madde başarı olasılık grafiği yer almaktadır.



Şekil 4. Madde 19 için örnek DINA model madde başarı olasılığı

Şekil 4 incelendiğinde gerekli olan üç nitelikten herhangi birisinden yoksun adayların madde 19'a ait başarı olasılığının özdeş olup 0,31 olduğu ve sadece gerekli olan tüm niteliklere sahip adayların maddede başarılı olma olasılığının 0,88 olduğu görülmektedir. Dolayısıyla DINA modele göre öğrencilerin 19. maddeyi doğru olarak cevaplaması için öğrencilerin madde 19'un ilişkili olduğu üç niteliğin hepsine sahip olması gerekmektedir.

2.2.2. DINO Model

Açılımı *deterministic inputs, noisy "or" gate* olan DINO model Templin ve Henson (2006) tarafından tanımlanmıştır ve DINA modeldeki parametreler gibi, her maddenin iki farklı olasılık eşdeğer sınıfı vardır. DINA modelde her madde ve bireye gizil değişken olan ξ_{ij} tanımlanmaktadır. Bir madde için gerekli tüm kriterleri (veya Q-matrisindeki tanımlanan nitelikleri) yerine getiren bireyler ($\xi_{ij}=1$) için pozitif cevap verme olasılığı $(1-s_j)$; ve gerekli olan kriterlerden en az birisinin eksikliği durumunda ($\xi_{ij}=0$) pozitif cevap verme olasılığı g_j olarak tanımlanmıştır. DINO model için de, başlangıçtaki ξ_{ij} ile belirlenen olasılıksal

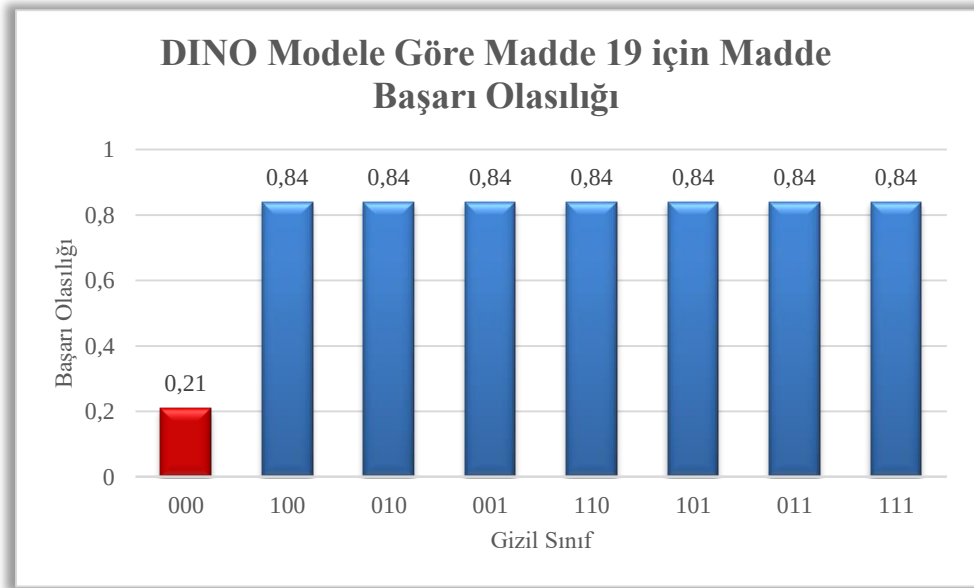
denklik sınıfları ayrı bir modele (disjunctive model) dayanmaktadır. Özellikle ξ_{ij} yeniden tanımlanarak ω_{ij} olarak gösterilmektedir. ω_{ij} için matematiksel model aşağıdaki gibidir:

$$\omega_{ij} = 1 - \prod_{k=1}^K (1 - \alpha_{ik})^{q_{jk}}$$

ω_{ij} bireyleri iki gruba ayırmaktadır: bir grup Q- matrisindeki gerekli kriterlerden en az birini karşılayanlardan ($\omega_{ij} = 1$) ve diğer grup ise Q-matrisindeki gerekli kriterlerden hiç birisini karşılamayanlardan ($\omega_{ij} = 0$) oluşmaktadır. ω_{ij} tanımı göz önüne alındığında DINO modeli için DINA modele benzer olarak pozitif cevap verme olasılığı aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$P(X_{ij} = 1 | \omega_{ij}) = (1 - s_j)^{\omega_{ij}} g_j^{1-\omega_{ij}}$$

Burada $1-s_j > g_j$ 'dir ayrıca s_j ve g_j 'de DINA modelde olduğu gibi sırasıyla kaydırma ve tahmin parametreleridir (Templin & Henson, 2006). Şekil 5'te madde 19 için DINO model göre örnek bir madde başarı olasılığı grafiği yer almaktadır.



Şekil 5. Madde 19 için örnek DINO model madde başarı olasılığı

Şekil 5 incelendiğinde hiçbir niteliği içermeyen gizil sınıfın (000) başarı olasılığının 0,21 olduğu, bunun dışındaki herhangi bir niteliği içeren diğer gizil sınıfların başarı olasılıklarının

aynı ve 0,84 olduğu görülmektedir. Dolayısıyla üç nitelik ile ilişkili olan madde 19'un üç nitelikten herhangi birisine sahip öğrenciler tarafından doğru olarak cevaplanma olasılığı 0,84'tür.

2.2.3. G-DINA Model

Genelleştirilmiş DINA model olarak da adlandırılan G-DINA model de la Torre (2011) tarafından geliştirilmiş olup, DINA modelin varsayımlarının genelleştirilmiş halidir. J satırlı ve k sütunlu q –matrisi girdisi olan $q_{jk}=1$ ise j. maddeyi doğru olarak cevaplamak için k. niteliğin gerekli olduğunu gösterir. Diğer durumda ise $q_{jk} = 0$ 'dır. G-DINA gizil grupları $2^{K_j^*}$ gizil sınıflara ayırır. Burada $K_j^* = \sum_{k=1}^K q_{jk}$ olup j maddesi için gerekli olan nitelik sayısını göstermektedir. α_{ij}^* ise j maddesi için gerekli olan niteliklerin indirgenmiş nitelik vektöründeki elemanını göstermektedir. Örneğin, j maddesi için sadece iki nitelik gerekli ise, α_{ij} nitelik vektörü $\alpha_{ij}^* = (\alpha_{ij1}, \alpha_{ij2})'$ indirgenir. $\alpha_{ij} = (\alpha_{ij1}, \dots, \alpha_{ijK})'$ tam nitelik vektörünün indirgenmiş hali ise $\alpha_{ij}^* = (\alpha_{ij1}, \dots, \alpha_{ijK_j^*})'$ olacaktır (de la Torre, 2011).

$P(\alpha_{ij}^*)$ 'ye dayanan G-DINA modelin (madde tepki fonksiyonu) özgün formülü:

$$P(\alpha_{ij}^*) = \delta_{j0} + \sum_{k=1}^{K_j^*} \delta_{jk} \alpha_{ik} + \sum_{k'=k+1}^{K_j^*} \sum_{k=1}^{K_j^*-1} \delta_{jkk'} \alpha_{ik'} \alpha_{ik} + \dots + \delta_{j12\dots K_j^*} \prod_{k=1}^{K_j^*} \alpha_{ik}$$

şeklindedir ve burada

δ_{j0} : j maddesi için sabiti

δ_{jk} : α_k nedeniyle oluşan ana etkiyi

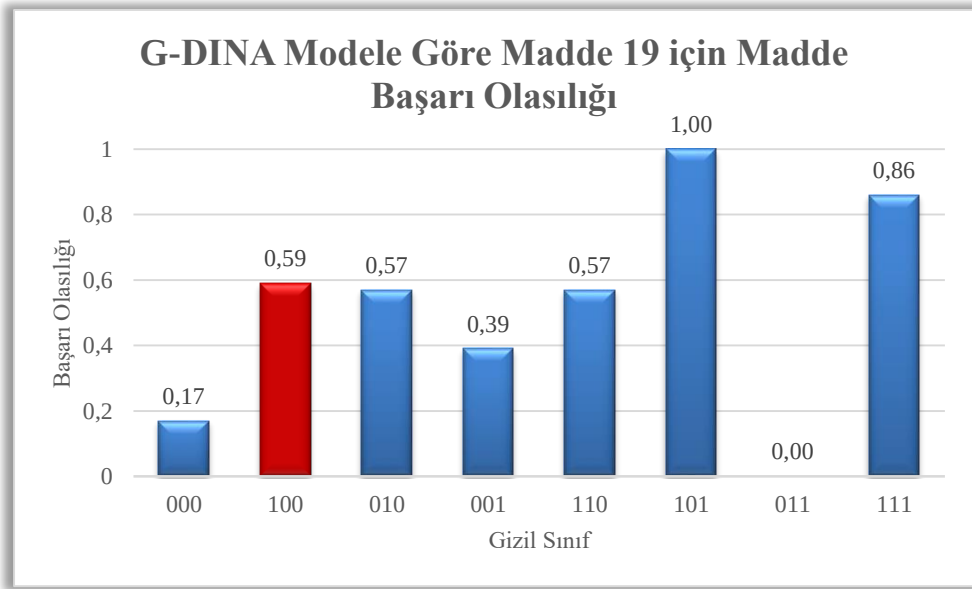
$\delta_{jkk'}$: α_k ve $\alpha_{k'}$ ' dan kaynaklanan etkileşim etkisi

$\delta_{j12\dots K_j^*}$: $\alpha_1, \dots, \alpha_{K_j^*}$ ' dan kaynaklanan etkileşim etkisini göstermektedir (de la Torre, 2011).

δ_0 taban olasılığı, yani gerekli niteliklerin hiç biri mevcut olmadığında doğru yanıtlama olasılığı olarak ve δ_k tek bir niteliğe sahip olmanın sonucu olarak doğru cevap verme

olasılığındaki değişim olarak yorumlanır. $\delta_{kk'}$ ise birinci dereceden etkileşim etkisi olup, hem α_k hem de α'_k 'ne sahip olmanın doğru cevap verme olasılığındaki değişimidir. $\delta_{j12...K_j^*}$ ise gerekli tüm niteliklere sahip olma nedeniyle doğru yanıtlama olasılığındaki değişimi temsil eder. Sabit her zaman negatif değildir, ana etkiler genellikle negatif değildir, ancak etkileşim etkileri herhangi bir değer alabilir (de la Torre, 2011).

DINA modelde tüm adayların bir madde için bir veya daha fazla gerekli olan nitelikten yoksun ise, adaylar kaç niteliğe sahip olursa olsun her biri aynı başarı olasılığına sahip olur. G-DINA model ile bu kısıtlama kaldırılır ve her bir gruptaki aday kendi başarı olasılığına sahiptir. Şekil 6'da üç nitelik gerektiren madde 19 için gizil sınıflara ait mümkün olan başarı olasılıkları yer almaktadır.



Şekil 6. Madde 19 için örnek G-DINA model madde başarı olasılığı

DINA model gerekli olan nitelik sayısı ne olursa olsun adayları iki gruba ayırır, G-DINA model ise adayları $2^{K_j^*}$ gruba ayırır. Örneğin Şekil 6'daki örnek madde 19 için $K_j^*=3$ olduğundan dolayı, G-DINA model kullanılarak madde 19 için $2^3=8$ farklı gizil grup oluşturulabilir. Bütün bunlar başarının farklı olasılıkları için bağımsızdır. $K_j^*=1$ olduğu zaman ise DINA ve G-DINA tek ve aynı model olur (de la Torre & Minchen, 2014).

Doymuş bir model olarak G-DINA model tüm olası etkileşim terimlerini içemektedir. Bu etkileşim terimleri bir madde de daha fazla niteliğe sahip olan bir kişinin daha az niteliğe sahip olan başka bir kişiden daha düşük başarı olasılığına sahip olmasını mümkün kılar.

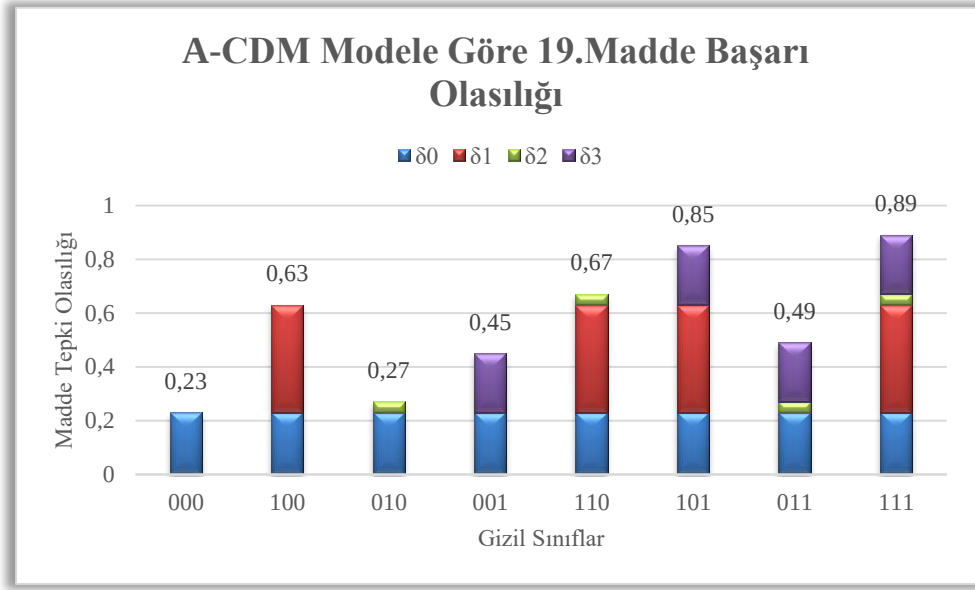
Bu etkileşim etkisi Şekil 6’da gösterilmiştir. Şekil 6’daki “100” gizil sınıfında yer alan bir kişinin 19. maddede başarılı olma olasılığı “011” gizil sınıfında yer alan kişiden daha fazladır. Dolayısıyla daha fazla nitelik içeren gizil sınıflarda madde başarı olasılığının her zaman daha yüksek olacağı söylenemez (de la Torre & Minchen, 2014).

2.2.4. A-CDM (Additive Cognitive Diagnosis Model)

G-DINA modelden sadeleştirilmiş başka modeller de elde edilebilmektedir. G-DINA modeldeki tüm etkileşim etkileri sıfır olarak ayarlanarak “Additive Cognitive Diagnosis Model (A-CDM) elde edilebilir. A-CDM madde tepki fonksiyonu:

$$P(\alpha_{ij}^*) = \delta_{j0} + \sum_{k=1}^{K_j^*} \delta_{jk} \alpha_{ik}$$

şeklindedir. A-CDM modelinde kullanılan bağlantı fonksiyonu özdeşlik (identity) bağlantısıdır. A-CDM modelinde α_k niteliğine sahip olma j maddesi tarafından ölçülen δ_{jk} üzerindeki başarı olasılığını artırır ve bu niteliğin katkısı diğer niteliklerin katkısından bağımsızdır. Ayrıca A-CDM modelde j maddesinin parametre sayısı K^*+1 ’dir (de la Torre, 2011). Şekil 7’de A-CDM model için madde 19 başarı olasılığı grafiği örnek olarak sunulmuştur.



Şekil 7. Madde 19 için örnek A-CDM Model madde başarı olasılığı

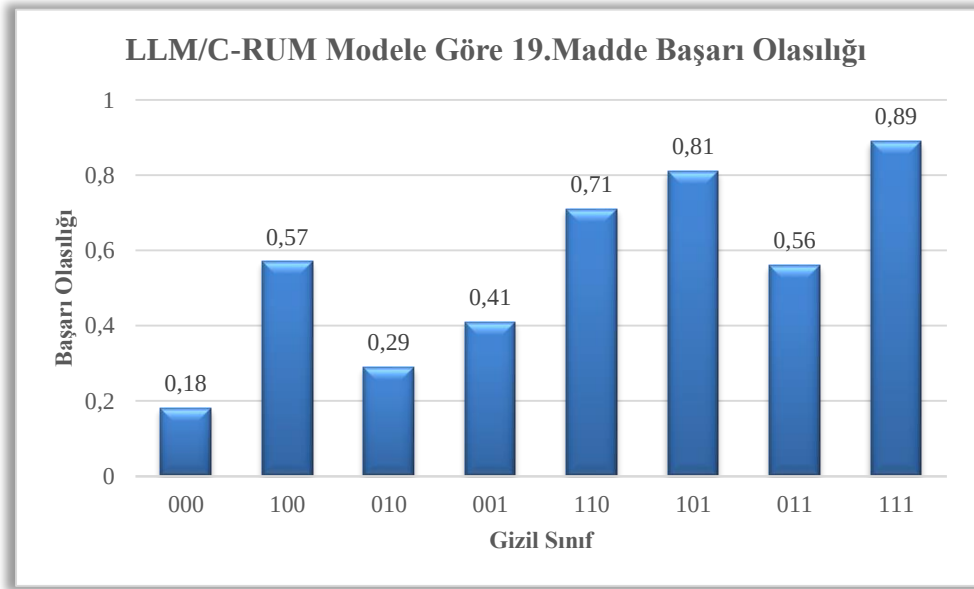
Şekil 7 incelendiğinde A-CDM model için madde tepki fonksyonu $P(\alpha_{1j}^*) = \delta_0 + \delta_1\alpha_1 + \delta_2\alpha_2 + \delta_3\alpha_3$ şeklinde olduğundan her bir niteliğin katkısının bağımsız olarak gizil sınıflara eklendiği görülmektedir. Örneğin, sadece birinci niteliği gerektiren “100” gizil sınıfı için başarı olasılığı $\delta_0 = 0,23$ ve $\delta_1 = 0,40$ değerinin toplamı olup $(P(\alpha_{1j}^*) = \delta_0 + \delta_1)$ 0,63’tür.

2.2.5. LLM (Linear Logistic Model)/ C-RUM (compensatort reparameterized unified model)

LLM modeli (Maris, 1999) A-CDM modeli gibi etkileşim terimi içermemektedir, ancak bağlantı fonksiyonu olarak logit (log-odds) bağlantısı kullanmaktadır. LLM model aynı zamanda C-RUM olarak da adlandırılır. LLM madde tepki fonksiyonu:

$$\text{logit} [P(\alpha_{ij}^*)] = \delta_{j0} + \sum_{k=1}^{K_j^*} \delta_{jk} \alpha_{ik}$$

şeklinde. Bu denklem sadece G-DINA modelin sabit ve ana etkisinin olduğu ve bağlantı fonksiyonu logit olduğu durumdur. LLM model etkileşim terimi içermediği için j maddesi için parametre sayısı $K_j^* + 1$ 'dir (de la Torre, 2011). Şekil 8'de LLM model için örnek madde 19 madde başarı olasılığı grafiği vardır.



Şekil 8. Madde 19 için örnek LLM/C-RUM Model madde başarı olasılığı

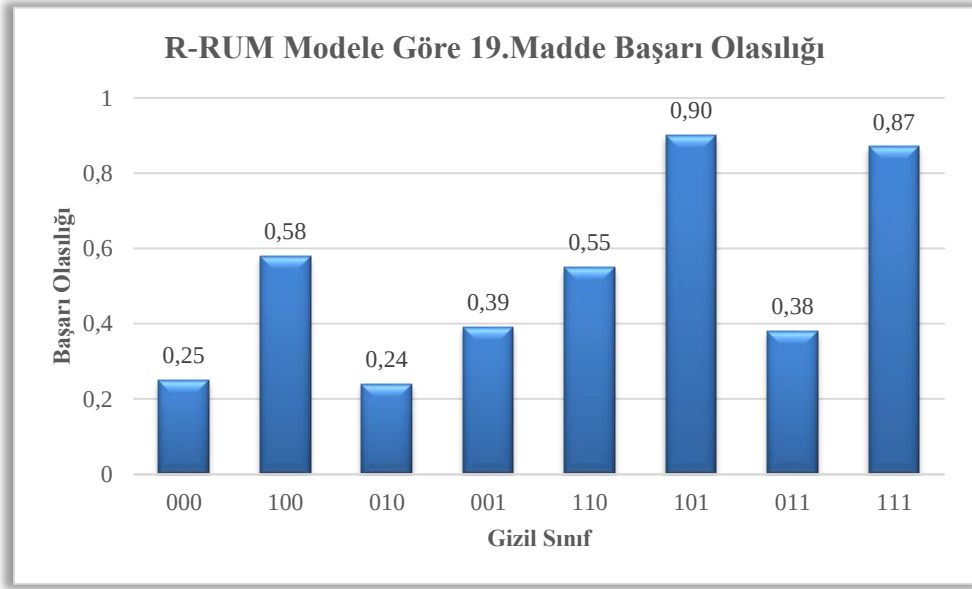
Şekil 8 incelendiğinde LLM modele göre 19. maddeye ait madde başarı olasılıklarının 0,18 ile 0,89 arasında olduğu görülmektedir. LLM modele göre 19. maddeyi en yüksek doğru olarak cevaplama olasılığı “111” gizil sınıfında yer alan (19. maddeyle ölçülen üç niteliğe de sahip olan) öğrencilerin olduğu görülmektedir.

2.2.6. R-RUM (Reduced Reparameterized Unified Model)

R-RUM modeli RUM (Hartz, 2002) modele dayalı olarak geliştirilmiştir. R-RUM modeli G-DINA modelin sadece sabit ve ana etkisinin olduğu bir modeldir, ancak bağlantı fonksiyonu olarak log bağlantısını kullanmaktadır. R-RUM modelinin madde tepki fonksiyonu:

$$\log [P(\alpha_{ij}^*)] = \delta_{j0} + \sum_{k=1}^{K_j^*} \delta_{jk} \alpha_{ik}$$

şeklindedir (de la Torre, 2011). Şekil 9’da madde 19 için örnek R-RUM model madde başarı olasılığı grafiği vardır.



Şekil 9. Madde 19 için örnek R-RUM model madde başarı olasılığı

Şekil 9 incelendiğinde R-RUM modele göre 19. maddeye ait madde başarı olasılıklarının 0,25 ile 0,90 arasında olduğu görülmektedir. R-RUM modele göre 19. maddeyi en yüksek doğru olarak cevaplama olasılığı “101” gizil sınıfında yer alan (19. maddeyle ölçülen birinci ve üçüncü niteliğe aynı anda sahip olan) öğrencilerin olduğu görülmektedir.

Ayrıca EK 1’de yaygın olarak kullanılan diğer bilişsel tanı modellerinin matematiksel ifadeleri ve parametreleri, EK 2’de bilişsel tanı modellerinin taksonomisi ve EK 3’te ise bilişsel tanı modelleri kestirimleri için kullanılabilecek yazılımlar yer almaktadır.

2.3. Deneyisel Q-matris Geçerliğini Sağlama Yöntemleri

2.3.1. Sıralı EM Tabanlı Delta Yöntemi (The Sequential EM-Based Delta Method)

Bu yöntem de la Torre (2008) tarafından DINA model çerçevesinde tanımlanmış ve delta yöntemi olarak adlandırılmıştır. Yöntem belirli iki grup arasındaki doğru cevap olasılıklarının karşılaştırılmasına dayanmaktadır.

Araştırmada kullanılan testin K nitelikten oluştuğu varsayıldığında, K niteliği için α_l olarak tanımlanan 2^K olasılık nitelik profili vardır. Burada α_l vektöründe $l = 0, 1, \dots, 2^K - 1$ olup, α_0 sıfır vektörüdür $(0,0,\dots,0)$. Yöntemde DINA model için, j maddesine karşılık gelen q vektörü α_l 'nin eğer gerekli niteliklere sahip olan kişilerle ve sahip olmayan kişiler arasındaki doğru cevap olasılığını maksimum düzeye çıkarıyorsa doğru bir şekilde tanımlandığı belirtilmektedir. Yani, q_j doğru q-vektörü ise:

$$q_j = \arg \max_{\alpha_l} [P(X_j = 1 | \eta_{ll^l} = 1) - P(X_j = 1 | \eta_{ll^l} = 0)] = \arg \max_{\alpha_l} [\delta_{jl}]$$

şeklinde tanımlanmaktadır (de la Torre, 2008). Burada l için $l^l = 1, 2, \dots, 2^K - 1$ olup, $\eta_{ll^l} = \prod_k^K \alpha_{l^l k}^{\alpha_{lk}}$ 'dır. Çünkü $P(X_j = 1 | \eta_{ll^l} = 1) = 1 - s_j$ ve $P(X_j = 1 | \eta_{ll^l} = 0) = g_j$ 'dir. Eşitlikteki farkı maksimum yapmak, j maddesi için kaydırma (s_j) ve tahmin (g_j) parametrelerinin toplamını en aza indirmeye eşdeğerdir. Bu nedenle, kaydırma ve tahmin parametrelerinin büyüklüğü modelin verilere uygunluğunu belirlemek için kullanılabilir. Bununla birlikte, de la Torre (2008) küçük s_j ve g_j parametrelerinin elde edilmesinin yeterli olduğunu, ama bunun model veri uyumunu sağlamak için gerekli birkoşul olmadığını belirtmiştir. Ayrıca bazı durumlarda, maddelerin verilen belirli bir nitelik seti için yüksek s ve g parametrelerine sahip olabileceği, ancak farklı bir nitelik kümesi kullanılmadığı sürece, ek bir model veri uyumu iyileştirmesinin beklenmemesi gerektiği vurgulanmıştır. Son olarak ise, yukarıda $\eta_j = 1$ ve $\eta_j = 0$ gruplarındaki sınava giren

öğrenciler arasındaki doğru cevap olasılığındaki fark olarak tanımlanan δ_j , j maddesi için ayırt edicilik indeksi olarak kabul edilebileceği belirtilmiştir. Dolayısıyla Sıralı EM Tabanlı Delta Yöntemi madde ayırt edicilik indeksini (IDI) temel almaktadır.

2.3.2. Deneyisel Q-matris Geçerliğini Sağlamanın Genel Yöntemi (General Method of Empirical Q-matrix Validation)/PVAF Yöntemi

Bu yöntem de la Torre ve Chiu (2016) tarafından Sıralı EM Tabanlı Delta Yönteminin G-DINA modele genişletilmiş halidir. δ_j ayırt edicilik indeksi yerine genelleştirilmiş G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI) ζ_j^2 önerilmiştir. GDI belirli bir nitelik dağılımı için başarı olasılığının ağırlıklandırılmış varyansının bir ölçüsüdür (de la Torre & Chiu, 2016). Çalışma kapsamında bu yöntem GDINA R paketindeki ismi ile yani “PVAF Yöntemi” olarak adlandırılmıştır.

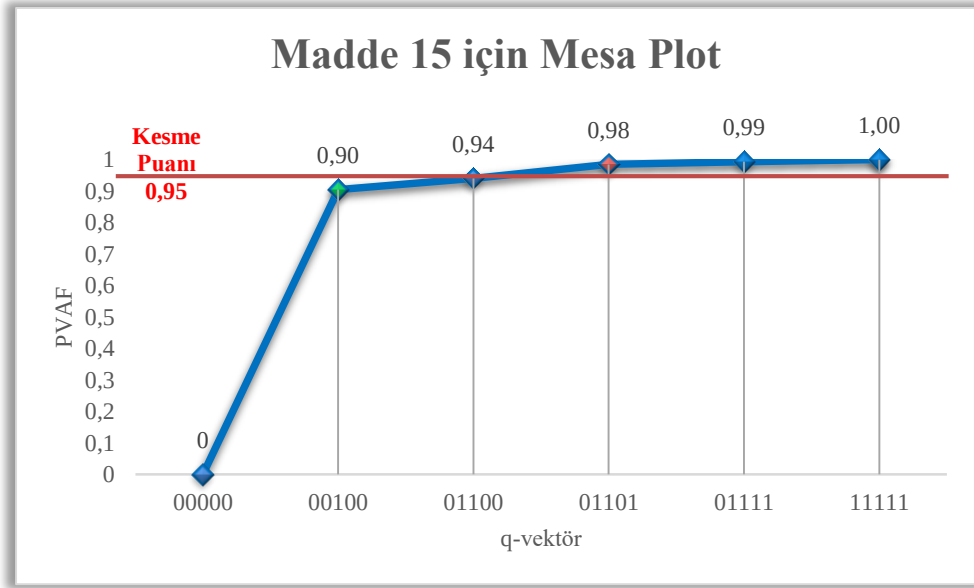
Her bir madde için, G-DINA kestirimlerine dayalı olarak her bir olası q-vektörü için G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI) hesaplanır. GDI ayırt edicilik indeksinin özellikleri şunlardır:

- Doğru q-vektörü ve aşırı tanımlanmış q-vektörleri prensip olarak aynı ve en büyük GDI değerine sahiptir.
- Aşırı tanımlanmış q-vektörleri doğru q-vektörüne göre çok az büyük GDI değerine sahiptir.
- Q-vektörlerinde daha fazla 1 girdisi olduğu zaman GDI değeri artar. Tüm girdisi 1 olan q-vektörü en büyük GDI’ya sahip olur (de la Torre & Chiu, 2016).

Karar vermede her bir q-vektörü için hesaplanan açıklanan varyans oranı (Proportion of variance-accounted-for; PVAF) kullanılır:

$$PVAF_q = \frac{GDI_q}{GDI_1}$$

şeklinde hesaplanır. Önerilen q-vektörü ise PVAf değeri, kullanılan kesme puanından (0,95) büyük olan tüm q-vektörleri içerisinde en az "1" girdisine sahip olan q-vektörüdür (Ma & de la Torre, 2019a). Örnek olması açısından Şekil 10'da çalışma kapsamında tanımlanan Q-matrisine dayalı G-DINA modele göre kestirilen madde 15'e ait PVAf değerlerinin yer aldığı mesa grafiği bulunmaktadır.



Şekil 10. Uzman Q-matrisine göre madde 15 mesa grafiği

Şekil 10 incelendiğinde PVAf kesme puanının 0,95 olarak belirlendiği görülmekte olup bu değere göre önerilen q-vektörü belirlenmiştir. Uzman Q-matrisine göre madde 15'e ait q-vektörü "00100" şeklindedir. PVAf yöntemine göre önerilen q-vektörü ise PVAf değerleri 0,95'ten büyük olan q-vektörleri içerisinde, en az 1 değerine sahip olan "01101" q-vektörü olduğu görülmektedir. Dolayısıyla PVAf yöntemine göre Q-matris önerisinde "0 1* 1 0 1*" q-vektör çıktısı yer alacaktır.

2.3.3. Stepwise Wald Testi Q-matris Geçerliğini Sağlama Yöntemi

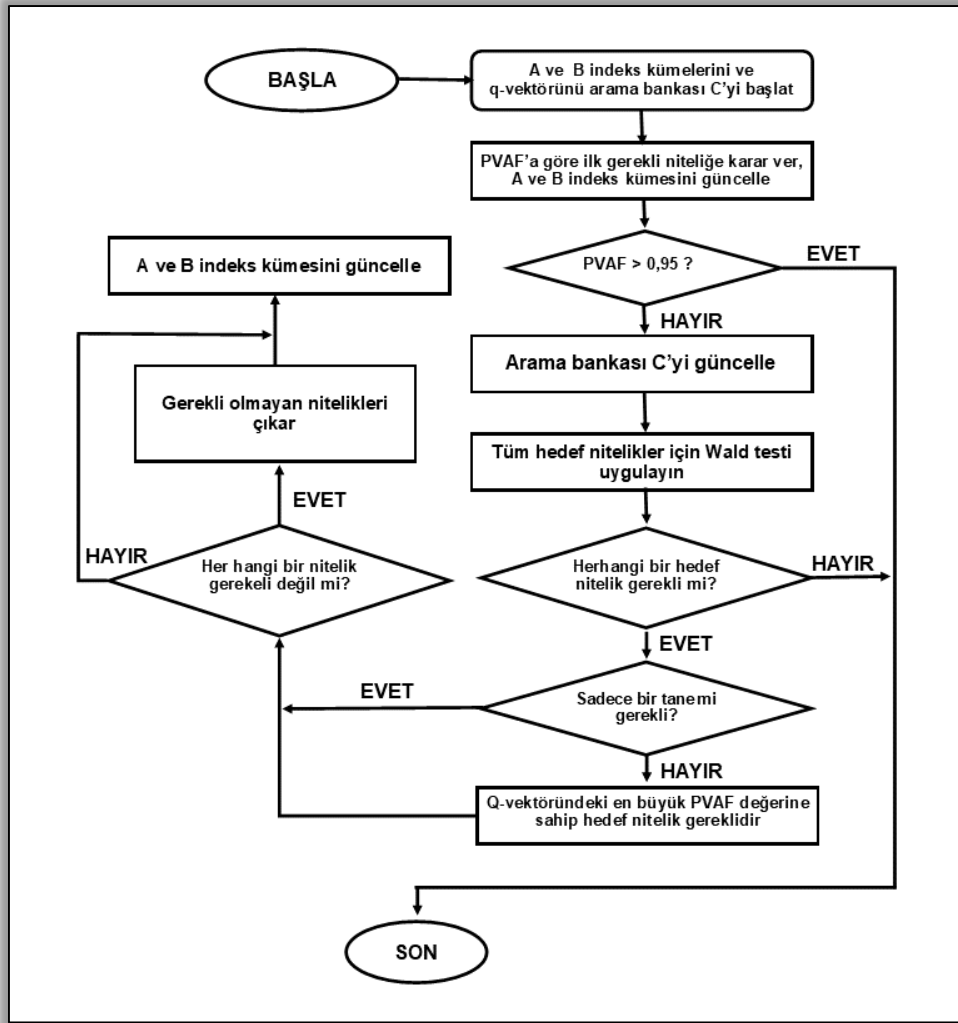
Stepwise Wald testi Q-matris geçerliğini sağlama yöntemi Ma (2017) tarafından PVAf yönteminin bir adım ileri götürülmesiyle oluşturulmuştur. Bu yöntemde özellikle, gerekli

olan ilk nitelik PVAF'a dayalı olarak seçilmektedir, eğer varsa bir sonraki nitelik hem Wald testine hemde PVAF'a dayalı olarak seçilmektedir. Wald testi bir hipotez testi olarak görev yapmaktadır. PVAF ise Wald testine dayalı olarak birden fazla nitelik gerekli olduğunda kritik olarak bir etki büyüklüğü ölçüsü olarak işlev görmektedir. Bir diğer ifadeyle, j maddesinin h kategorisi için algoritma aşağıdaki şekilde yürütülmektedir:

Adım 1: $\Omega = \{1, \dots, K\}$ tüm K nitelikleri için indekslerden oluşan bir küme olarak tanımlansın. Ayrıca, A geçerlilik sürecinde belirlenen tüm gerekli nitelikler için indekslerinden oluşan bir küme ve $B = \Omega \setminus A$ olsun. B kümesinden indekslenen nitelikler, gerekliliğinin incelenmesi açısından hedef nitelikler olarak adlandırılır. Algoritmada $A = \emptyset$ olarak başlatılsın ve böylece $B = \{1, \dots, K\}$ olur. Q -vektörlerinde yer alan K tane nitelikten oluşan bir q -vektör arama bankası C tanımlansın. Geçici q -vektörü (yani, Q_c matrisindeki q_{jh}) C 'deki alternatif q -vektörlerinin her biriyle değiştirilsin ve onlara ilişkin PVAF değerleri hesaplınsın. En büyük PVAF'ı üreten alternatif q -vektörünün gerektirdiği hedef nitelik, gerekli bir nitelik olarak tanımlansın. Bu niteliğin k^1 niteliği olduğu varsayılırsa, A ve B kümeleri $A = \{k^1\}$ ve $B = \Omega \setminus A$ şeklinde güncellensin.

Adım 2: A kümesinde indekslenen nitelikleri gerektiren q -vektörünün 0,95'ten büyük PVAF değerine sahip olup olmadığı kontrol edilsin. Eğer cevap evet ise geçerlilik sağlama işlemi sona erer, aksi takdirde, arama bankası C 'nin güncellenmesi gerekmektedir. Böylece her bir alternatif q -vektörü B kümesinde indekslenen bir hedef niteliği ve A kümesinde indekslenen tüm nitelikleri gerektirir. Wald testi, hedef niteliğin her bir alternatif q -vektörü için istatistiksel olarak gerekli olup olmadığını incelemek için kullanılır. Eğer hedef niteliklerden hiç birisi gerekli değil ise geçerlilik sağlama işlemi sona erer; eğer en az bir nitelik gerekliyse, en büyük PVAF değerine sahip tanımlanan bir alternatif q -vektörünün gerekli olduğu varsayılır ve ilgili q -vektörü mevcut tüm alternatif q -vektörleri arasında en iyisidir. Bu q -vektöründeki hedef niteliğin indeksi B kümesinden çıkartılır ve A kümesine eklenir. Bu alternatif q -vektöründe bir hedef nitelik dışındaki istenen niteliklerin gerekliliği Wald testi kullanılarak da incelenmektedir. Hedef nitelik eklendikten sonra bunlardan herhangi

birisi istatistiksel olarak gereksiz görülürse, onların indeksleri A ve B kümesinden kaldırılır. Adım 2 A ve B kümelerine yeni bir indeks eklenmeyinceye ve çıkarılmayınca kadar tekrarlanır (Ma, 2017; Ma & de la Torre, 2019). Şekil 11’de bu geçerlik sağlama sürecine ait akış diagramı yer almaktadır.



Şekil 11.Stepwise Q-matris geçerliğini sağlama yöntemi akış şeması. Ma, W. (2017). *A sequential cognitive diagnosis model for graded response: model development, Q-matrix validation, and model comparison* (Doctoral dissertation). Retrieved from <https://rucore.libraries.rutgers.edu/rutgers-lib/55582/>.

2.3.4. Q-matris İyileştirme Yöntemi (The Q-matrix Refinement Method)

Bu yöntem Chiu (2013) tarafından Q-matrisindeki hatalı elemanları tanımlamak ve düzeltmek amacıyla geliştirilmiştir. Yöntemin mantığı her bir test maddesi için gözlenen cevaplar ve ideal cevaplar arasındaki artık kareler toplamını (AKT) en aza indirmek üzerine kuruludur. Bu yöntem, yanıtlayıcıları gizil sınıflara atamak için Chiu ve Douglas (2013) tarafından geliştirilen parametrik olmayan bir sınıflandırma yöntemi kullanmaktadır. i öğrencisi için j maddesine ait gözlenen madde tepkisi Y_{ij} ve ideal madde tepkisi η_{ij} olmak üzere i kişisi için j maddesine ait AKT:

$$AKT_{ij} = (Y_{ij} - \eta_{ij})^2$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Böylece, tüm öğrenciler geneline j maddesinin AKT'si ise

$$AKT_j = \sum_{i=1}^N (Y_{ij} - \eta_{ij})^2 = \sum_{m=1}^{2^K} \sum_{i \in C_m} (Y_{ij} - \eta_{jm})^2$$

şeklinde ifade edilmektedir. Burada C_m gizil yeterlilik sınıfı m 'yi ve N ise kişi sayısını temsil etmektedir. Dikkat edilirse j maddesinin ideal yanıt indisinin “ ij ” den “ jm ” ye değiştiği görülmektedir, çünkü ideal madde yanıtları sınıflara özgüdür (sınıf düzeyinde tanımlanmaktadır). Yani aynı sınıftaki tüm kişiler bir madde için aynı ideal yanıtı sahiptir. Bir madde için yanlış tanımlanmış q-vektörünün bir kayıp fonksiyonu olarak tanımlanan AKT'nin kullanımı, doğru q-vektörünün olası tüm q-vektörleri içinde en düşük AKT değerine sahip olması beklenmektedir. Çünkü her bir maddenin AKT'si, diğer maddelerin AKT'lerinden bağımsızdır ve belirtilen q-vektörleri düzeltildiği için testin genel AKT'si de en aza inmiş olacaktır (Chiu, 2013).

İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölümde zaman sırası dikkate alınarak yurt içinde ve yurt dışında yapılan bu çalışma ile ilgili araştırmalara yer verilmiştir.

de la Torre (2008) çalışmasında bilişsel tanı modelleri analizinde kullanılan Q-matrisini doğrulamak için sıralı EM-tabanlı δ -yöntemini önermiştir. Yöntemin amacı en uygun q-vektörünü seçerek model veri uyumunu iyileştirmektir. Ayrıca Q-matrisini yeniden değerlendirmede faydalı olacak bilgiler sağlamaktır. Çalışmada Analizler DINA modele göre yapılmıştır. Çalışma hem simülasyon verisi kullanılmış hem de Tatsuoka (1990) tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma alt testi verileri ve 2003 NAEP 8. sınıf matematik testi verileri olmak üzere iki gerçek veri üzerinde uygulanmıştır. Simülasyon verisinde nitelik desenlerine eşit olasılık verilmiştir ve verinin üretilmesinde $N=5.000$ 'lik bir örneklem büyüklüğü kullanılmıştır. Simülasyonda tüm maddeler için tahmin ve kaydırma parametreleri 0,20 olarak ayarlanmıştır. Simülasyon verisi beş nitelik ve otuz madde olarak üretilmiştir. Simülasyon sonucunda önerilen delta yöntemi uygun olmayan q-vektörlerini tanımlayıp doğru bir şekilde değiştirmiştir, doğru olarak belirtilenleri ise korumuştur. Simülasyon sonucunda delta yönteminin simülasyon koşulları için I.tip ve II. tip hatalarının da sıfır olduğu bulunmuştur. Kesirlerde çıkarma verisi uygulaması sonucunda ise önerilen sıralı EM-tabanlı δ -yöntemi uygun şekilde belirtilen q-vektörlerini koruduğu ve tanıyabildiği bulunmuştur. NAEP verileri sonucunda ise önerilen yöntem bir miktar iyileşmiş parametre tahminleri verdiği belirlenmiştir.

Rupp ve Templin (2008) çalışmasında Q-matrisinin yanlış belirlenmesinin DINA modelde sınıflama doğruluğu ve parametre kestirimleri üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışmada dört bağımsız niteliğe dayanan toplam olası 15 nitelik desenine dayanan Q-matrisinin değerlendirilmesinde her bir madde için “0” veya “1” girdisinde bir adet değişiklik yapılarak Q-matrisinin yanlış tanımlanması sağlanmıştır. Yapılan bu değişiklikler belirli nitelik kombinasyonlarının Q-matrisinden tamamen silinerek ve nitelikler arasındaki belirli yanlış bağımlılık ilişkileri dikkate alınarak sağlanmıştır. Çalışma sonucunda, belirli koşullar altında, bir madde için Q-matrisindeki 0 değeri 1 olarak değiştirildiğinde kaydırma parametresinin genel olarak olduğundan fazla kestirildiği ve tahmin parametresinin genellikle doğru olarak kestirildiği görülmüştür. Tersine, belirli koşullar altında, bir madde için Q-matrisindeki 1 değeri 0 olarak değiştirildiğinde tahmin parametresinin genel olarak olduğundan daha fazla kestirildiği ve kaydırma parametresinin genellikle doğru kestirildiği belirlenmiştir. Her iki değişimin de aynı anda meydana geldiği durumda ise, Q-matris yanlış tanımlamanın etkisi hem tahmin hem de kaydırma parametrelerinin ortalama mutlak sapmasına artış olarak yansdığı görülmüştür. Ayrıca Q-matrisinden silinen nitelik kombinasyonunu içeren nitelik sınıfları için hesaplanan sınıflama oranlarının yüksek oranda yanlış sınıflandırma verdiği belirlenmiştir.

Başokçu (2011) çalışmasında DINA model ve geleneksel yöntemlerle yapılan sınıflamaların geçerliğini karşılaştırmıştır. Araştırma verileri eğitimde ölçme ve değerlendirme dersine ait geliştirilen ölçme aracı yardımıyla Ege üniversitesinde Eğitim, Edebiyat ve Fen fakültesinde okuyan 471 öğrenciden elde edilmiştir. Öğrencilerin ölçme aracından almış oldukları ham puanlar mutlak ve bağıl ölçüt kullanılarak geçti-kaldı olarak sınıflandırılmıştır. Daha sonra yapılan bu sınıflandırmalar DINA modele dayalı sınıflandırmalarla karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda, toplam 471 öğrenciden kaldı kararı verilen 138 öğrencinin 50’sinin ve geçti kararı verilen 333 öğrencinin 28’inin DINA model ile belirlenen geçti-kaldı sınıflamalarıyla uyumsuz olduğu bulunmuştur. Mutlak ölçüte göre yapılan sınıflandırmaların %84,5’i ve bağıl ölçüte göre yapılan sınıflandırmaların %80’i DINA

model ile yapılan sınıflamayla uyumlu olduđu belirlenmiştir. Çalışma sonunda diğeri araştırmacılara, farklı modellerin karşılaştırılabileceğı, gerçeri uygulama verisi kullanılarak daha fazla çalışma yapılabileceğı, farklı örneklem ve değışik madde türleri kullanılarak benzer çalışmaların yapılabileceğı önerilmiştir.

Cui, Gierl ve Chang (2012) bilişsel tanı değıerlendirmeleri için sınıflama tutarlılığı ve doğruluğı kestirimleri için yeni sınıflama indeksleri olan sınıflama tutarlılık indeksini (Pc) ve sınıflama doğruluk indeksini (Pa) tanıtmışlardır. Çalışmada Tatsuoka tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma testinden elde edilen gerçeri veri seti ve çalışma kapsamında sunulan yeni sınıflama indekslerinin performansları ve dağılım özelliklerini değıerlendirmek için ise simülasyon veri seti kullanılmıştır. Çalışma sonucunda DINA modele göre simülasyon verisinden elde edilen sonuçlarda, Pc ve Pa indeksi için, farklı simülasyon koşullarında elde edilen sonuçların gerçeri veriden elde edilen sınıflama tutarlılığı ve doğruluğı oranlarıyla yakından eşleştiğı, dolayısıyla iyi performans gösterdiğı sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca çalışmada Pc ve Pa'nın örnekleme dağılımlarının asimptotik olarak normal olduğı gösterilerek, 100 ile 1000 arasındaki örneklem büyüklüğünde güvenle kullanılabileceğı, bilişsel tanı değıerlendirmelerin de geçerlik ve güvenilirlik indeksleri olarak kullanılabileceğı belirtilmiştir.

De Carlo (2012) çalışmasında Q-matrisindeki girdi belirsizliklerini DINA modelin bayesian uzantısıyla tanımlanabileceğı ve keşfedilebileceğini göstermiştir. Kullanılan yaklaşımda Q-matrisinin bazı elemanları sabit yerine rasgele belirtilmektedir. Daha sonra posterior (sonsal) dağılımlar Q-matrisine dâhil edilip edilmeyeceğinden emin olunamayan elemanlar hakkında bilgi edinmek için kullanılmaktadır. Gerçekleştirilen simülasyon çalışması sonucunda, bu yaklaşımın bazı Q-matrisi girdisi hakkında belirsizlik olduğı zaman doğru Q-matrisinin yeniden tanımlanmasına yardım edebileceğini göstermiştir. Simülasyon çalışmalarında Q-matrisindeki rastgele girdilerin sonsal dağılımları hangi Q-matrisi girdilerinin dâhil edilip edilmeyeceğı (Q-matris girdisinin 1 mi yoksa 0 mı olacağı) konusunda faydalı bilgiler sağlamıştır. Bu yaklaşım genellikle Q-matrisinin %7 veya %20 girdisinde belirsizlik olduğı

durumlarda girdilerin doğru bir şekilde düzeltilmesini sağlamıştır. Sonuçlar genel olarak, Bayesian yaklaşımının, her bir madde için hangi becerilerin dâhil edileceğini veya dışlanacağını belirlemeye yardımcı olmak için yararlı olduğunu göstermiştir. Önerilen yaklaşım Tatsuoka'nın kesirlerde çıkarma verisine yapılan uygulamada ise bağıl uyumu iyileştirilmiş modifiye edilmiş bir Q-matrisi önermiştir.

Başokçu, Öğretmen ve Kelecioğlu (2013) çalışmasında DINA ve G-DINA model arasındaki model veri uyumlarını karşılaştırmıştır. Çalışmada 2008 OKS 6.sınıf matematik testini alan 408.692 öğrenciden rasgele seçilen 4677 öğrencinin gerçek verisi kullanılmıştır. Nitelik ve madde ilişkini gösteren Q-matris ise Sayılar, Geometri, İstatistik ve Olasılık ve Cebir olmak üzere 4 nitelik ve 16 maddeden oluşmaktadır. Veri analizleri ise OX EDIT yazılımında gerçekleştirilmiştir. Çalışmada model veri uyumları her iki model için de aynı örneklem ve aynı Q-matrisinden elde edilmiştir. Çalışma sonucunda G-DINA modelin DINA modele göre daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu bulunmuştur.

Brown (2013) çalışmasında yetersiz tanımlanmış modelleri tespit etmek ve düzeltmek için bir yöntem olarak bilişsel tanı modellerinde modifikasyon indekslerinin nasıl kullanılabileceğini göstermiştir. Çalışmada uyumsuzluğun Q-matris tanımlamasından ya da model parametreleri tanımlamasından kaynaklandığı durumlar incelenmiştir. Çalışma hem simülasyon verisi hem de gerçek veri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Simülasyon çalışmasında iki farklı çalışma yer almıştır. Bunlardan ilki Q-matris modifikasyon indekslerinin performansının değerlendirildiği çalışma, diğeri ise tanılayıcı model modifikasyon indekslerini değerlendiren bir çalışmadır. Bu çalışmaların her biri belirlenen koşullar altında hem I.tip hata hem de güç analizi içermektedir. Simülasyon çalışması sonucunda Q-matris modifikasyon indekslerinin örneklemin küçük olduğu ve maddelerin düşük tanılayıcı kalitede olduğu durumlarda bile Q-matrisindeki yanlış belirlemeleri tespit edebildiğini göstermiştir. Ancak, tanılayıcı model modifikasyon indeksleri, ilgili niteliklere sahip olan veya sahip olmayan kişileri belirlemede ayırt ediciliği yüksek olan maddelerde iyi performans gösterirken, ayırt ediciliği düşük olan maddelerde tanılayıcı model modifikasyon

indeksleri iyi performans sergileyememiştir. Ayrıca Q-matris modifikasyon indeksleri simülasyon çalışmasında hem Q-matrisi hem de tanılayıcı model madde parametresi doğru bir şekilde tanımlansa bile, sınıflama doğruluğu büyük etki büyüklüğü koşullarında %98'e, küçük etki büyüklüğü koşullarında %76'ya düşmüştür. Gerçek veriyle yapılan analizlerde DTMR kesirler testi verisi üzerinden Q-matris modifikasyon indeksleri ve DINA model modifikasyon indeksleri incelenmiştir. Gerçek veriler üzerinden yapılan örneklerde BTM'ler için modifikasyon indekslerinin tanılayıcı test verilerinin analizlerine nasıl dâhil edilebileceği gösterilmiştir. Bu sayede BTM modifikasyon indekslerinin gerçek veriler üzerinden model uyumunun iyileştirilmesinde bir yöntem olarak nasıl kullanılabileceği gösterilmiştir.

Chiu (2013) bilişsel tanı modellerinde Q-matrisinin istatistiksel olarak geliştirilmesinde parametrik olmayan bir Q-matris iyileştirme yöntemi önermiştir. Yöntemde, gözlenen ve ideal madde yanıtlarından hesaplanan hata kareler toplamının karşılaştırılmasından yararlanılmıştır. Yöntem gerçek veri ve üç simülasyon çalışmasından elde edilen veriler kullanılarak değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda, kullanılan yöntem ile Q-matrisindeki yanlış tanımlanmış girdilerin düzeltilebileceği ve böylece de Q-matrisinin doğruluğunun geliştirilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

de la Torre ve Lee (2013) bilişsel tanı modellerinde doymuş ve sadeleştirilmiş modelin madde düzeyinde model uyumunu Wald testi ile değerlendirmiştir. Çalışmada Wald testinin özellikleri G-DINA modeli kapsamında incelenmiştir. Özellikle genel bir modelin (G-DINA gibi) bazı özel bilişsel tanı modellerine (DNA, DINO, A-CDM gibi) karşı madde düzeyinde bağıl uyumunun istatistiksel olarak nasıl değerlendirilebileceği üzerinde durulmuştur. Sadeleştirilmiş modellere göre Wald testinin I.tip hatası ve gücü, simülasyon çalışması ve gerçek veri üzerinden incelenmiştir. Tatsuoka (1990) tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma alt testi verileri gerçek veri olarak kullanılmıştır. Simülasyon çalışması sonucunda, örneklemin küçük olduğu ve fazla sayıda nitelik gerektiği durumlarda, DINA ve DINO model için Wald testinin I.tip hata oranı olması gereken anlamlılık düzeyinden daha yüksek olabileceği, A-CDM model için Wald testinin I.tip hata oranının olması gereken anlamlılık

düzeyine daha yakın olduğu bulunmuştur. Ancak, daha büyük örneklemelerde, DINA, DINO ve A-CDM modellerinin I.tip hata oranları olması gereken anlamlılık düzeylerine daha yakındır. Ayrıca, simülasyon çalışması, makul anlamlılık düzeylerinde (0,05 gibi) Wald testinin, küçük örneklem büyüklüğünde bile uygun modelin DINA, DINO ve A-CDM modeli olmadığını tespit etmede mükemmel istatistiksel güce sahip olduğunu göstermiştir. Wald testinin performansı gerçek verilerde incelendiğinde ise Wald testi ile madde düzeyinde doymuş modelin yerine sadeleştirilmiş bir modelin kullanılabileceği pratik eğitim uygulamalarında yapılabileceğini göstermiştir.

Demir (2013) çalışmasında Fen Bilgisi ve Teknoloji dersi kapsamında Potansiyel ve Kinetik Enerji konu alanında DINA modele göre başarı testi geliştirmiş ve testin psikometrik özelliklerini incelemiştir. Test geliştirme aşamasının deneme uygulamasının verileri 504, nihai uygulamanın verileri ise 270 kişilik 7. ve 8. sınıf öğrencilerinden elde edilmiştir. Testin DINA modele göre analizinde, deneme uygulamasında maddelere ait g parametrelerinin ortalaması 0,42; s parametrelerinin ortalaması 0,30 ve δ parametrelerine ait değerlerinin ortalaması ise 0,28 olarak elde edilmiştir. Nihai teste ilişkin g parametresinin ortalaması 0,39; s parametresinin ortalaması 0,26 ve δ parametrelerinin ortalaması ise 0,34 olarak hesaplanmıştır. Çalışma sonucunda yaklaşık %41 ile en çok öğrenci barındıran örtük sınıf testte ölçülen özelliklerin hepsine sahip olan (1111) örtük sınıfı olarak bulunmuştur. Grupta hiçbir özelliğe sahip olmayan (0000) örtük sınıfında ise grubun yaklaşık %18'inin yer aldığı sonucuna ulaşılmıştır. (1001) ve (1101) örtük sınıflarında ise hiçbir öğrencinin bulunmadığı belirlenmiştir.

Feng (2013) çalışmasında daha geniş BTM sınıflarına uygulanabilecek genel bir Q-matris geçerliğini sağlama yöntemi geliştirmeyi amaçlamıştır. Çalışmada bu kapsamda Bayesian model seçim teknikleri ve nitelik desenlerinin sonsal dağılımına dayalı sıralı arama fikrini içeren iki aşamalı bir doğrulama yöntemi önermiştir. Simülasyon çalışması sonucunda önerilen yöntemin, karmaşık telafisel olmayan RUM modeli ve telafisel DINO modeli için başarılı bir şekilde Q-matrisindeki yanlış belirlemeleri tespit ettiği ve düzelttiği

belirlenmiştir. Model kestirimi Q-matris geçerliğinin ilk adımıdır. EM algoritmasının Monte Carlo Markov zinciri (MCMC) tarafından yapılan kestirimlerle karşılaştırıldığında hesaplamada önemli derecede zaman tasarrufu ve indirgenmiş RUM modeli için doğru kestirimler sağladığı görülmüştür. Ek olarak, modifikasyon yöntemlerinin performansını etkileyen faktörler de çalışmada tartışılmıştır. Ayrıca çalışmada sonuçların çoğunun simülasyon verisi üzerinden elde edilmesinden dolayı, gelecekte yapılacak araştırmalarda sonuçların teorik açıdan doğrulanması da önerilmiştir.

Ömür Sünbül (2013) çalışmasında bilişsel tanı modellerinde parametre kestirimi ve sınıflama tutarlılığını etkileyen faktörleri incelemiştir. Çalışmada DINA ve DINO modelleri kullanılarak hesaplanan parametre kestiriminin ve sınıflama tutarlılığının benzeştiği veya ayrıştığı durumlar çeşitli koşullar altında üretilen simülasyon verisi üzerinden belirlenmeye çalışılmıştır. Veri üretme aşamasında özellik sayısı, özellikler arası korelasyon, madde sayısı, örneklem büyüklüğü, s (kaydırma) ve g (tahmin) madde parametreleri dikkate alınmıştır. DINA ve DINO modelde madde sayısı arttıkça doğru sınıflama oranının arttığı, örneklem büyüklüğünün doğru sınıflama oranına pek bir etki etmediği ancak örneklem büyüklüğü arttıkça maddelerin daha fazla uyum gösterdiği belirlenmiştir. Çalışma sonucunda sınıflama tutarlılığı, madde uyumu, g ve s madde parametre kestirimleri, tüm faktörlerin her koşul düzeyinde DINA modelde elde edilen sonuçların DINO modelde elde edilen sonuçlara göre daha düşük olduğu belirlenmiştir.

Templin ve Bradshaw (2013) çalışmalarında tanılayıcı sınıflama modellerinde birey kestirimleri için bir güvenilirlik ölçüsü tanımlamışlardır. Çalışmada simülasyon veri ve gerçek veri kullanılarak aynı uzunluktaki testler için MTK modellerinden ve BTM'lerden elde edilen güvenilirlik indeksleri çeşitli durumlarda karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda gerçek ve simülasyon veride, tek boyutlu ve çok boyutlu modellerde, BTM modellerinden elde edilen güvenilirlik değerlerinin MTK modellerine göre daha yüksek olduğu, ayrıca MTK modellerinden elde edilen güvenilirlik değerlerine BTM'lerde daha az madde sayısı ile

ulaşılabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Çalışma sonucunda BTM çalışmalarında nadiren rapor edilen aday kestirimlerinin güvenilirliğinin de nasıl hesaplanacağı gösterilmiştir.

Başokcu (2014) DINA ve G-DINA modelde örneklem büyüklüğünün ve Q-matris geçerliğinin sınıflama doğruluğundaki etkilerini incelemiştir. Çalışmada gerçek veriler kullanılarak pratik konulara odaklanılmıştır. Çalışmada 2008 OKS sınavına giren ve 8.sınıf matematik alt testini cevaplayan öğrencilerden rasgele seçilen 1000 öğrencinin cevapları kullanılmıştır. Matematik alt testi 18 çoktan seçmeli sorudan oluşmaktadır. Test “sayılar”(α1), “geometri” (α2), “olasılık-istatistik” (α3) ve “cebir” (α4) olmak üzere dört niteliği ölçmektedir. Çalışmada test maddeleri ve nitelikler arasındaki ilişkilerin uzmanlar tarafından belirlendiği beş farklı Q-matrisi (Q1-Q5) kullanılarak analizler gerçekleştirilmiş, DINA ve G-DINA modele göre belirlenen gizil sınıflar karşılaştırılmıştır. Model veri uyumsuzluğunun gizli sınıflar üzerindeki etkilerini araştırmak için verilerden farklı büyüklüklerde örneklemeler alınmıştır. Rasgele seçilen 1000 kişilik veriden 30, 50, 100, 200 ve 400 kişilik örneklemeler oluşturulmuştur. Örneklem büyüklüklerinde Q-matrisin model veri uyumundan bağımsız sonuçlara yol açıp açmadığı incelenmiştir. Çalışma sonucunda BTM’deki model veri uyumun öğrencilerle ilgili kararlar üzerinde önemli bir etkisi olduğu görülmüştür. Ayrıca Q-matris uyumsuzluğu arttıkça, yanlış sınıflandırmada da önemli ölçüde artış olduğu tespit edilmiştir. Q-matrisinin veri uyumu bozuldukça herhangi bir öğrenci için verilen kararların değiştiği belirlenmiştir. Aynı öğrenciler için aynı Q-matrisi kullanılarak farklı örneklem büyüklüklerinde analiz gerçekleştirildiğinde model veri uyumlarındaki bozulma nitelik profili kestirimlerinde de değişikliğe yol açmıştır. Örneğin, analiz sonuçlarına göre, 1000 öğrenci grubunda dört özelliğe (1111) sahip olacak şekilde sınıflandırılmış bir öğrencinin, 400 öğrencinin alt grubunda değerlendirildiğinde hiçbir nitelik sahip değil (0000) olarak sınıflandırıldığı tespit edilmiştir. Bu pratik uygulamalarda Q-matrisinin ne kadar önemli olduğunu göstermiştir. DINA model sonuçlarında, Q4 ve Q5 matrisleri kullanılarak yapılan örneklem analiziyle belirlenen sınıfların alt örneklemelerde yaklaşık %50 farklılaştığı görülmüştür. Bu farklılaşma 400 öğrenciden oluşan büyük

örneklemelerde de gözlenmiştir. Başka bir deyişle, bu farklılaşma, grubun yarısı için model kararlarının değiştiğini göstermiştir. Sonuç olarak düşük veri uyumu olan bir Q-matrisi kullanıldığında, modellerin örneklemden bağımsız sonuçlar vermediği söylenebilir. Analiz sonuçlarına göre Q-matris model veri uyumunun DINA ve G-DINA model için öğrenciler hakkında verilen kararda önemli bir etkiye sahip olduğu söylenebilir.

Romero, Ordoñez, Ponsoda ve Revuelta (2014) en küçük kareler uzaklık modeli (LSDM) altında bilişsel yapıların geçerliğini sağlamak için iki ölçüt kullanarak Q-matrisi hatalı tanımlamalarını tespit etmeye çalışmışlardır. Çalışmada simülasyon verisi üzerinden LSDM çerçevesinde Q-matrisindeki hatalı tanımlamaları tespit etmek için iki model uyum istatistiğinin (MAD ve LSD) performansı araştırılmıştır. Simülasyon koşulları olarak örneklem büyüklüğü (300, 500, 1000), nitelik sayısı (1, 2, 3, 4) ve model tipi (birleşik ya da ayrık) kullanılmıştır. Ayrıca gerçek veri üzerinde uygulama yapılmıştır. Gerçek veri çeşitli İspanyol okullarında öğrenim görmekte olan 2897 öğrenciye 18 maddelik test uygulanarak elde edilmiştir. Q-matrisinde tanımlanan bilişsel yapılar “uzay, sayılar, veri ve ölçme” olmak üzere dört konuyu içermiştir. Çalışma sonucu, iki model uyum indeksinin Q-matris hatalı tanımlamalarına karşı hassas olduğunu göstermiştir. Çalışmada MAD değerinin maddenin gerektirdiği nitelik sayısından etkilendiği görülmüştür. Ayrıca MAD değerinin hatalı tanımlanmış maddeleri tespit etmek için kullanılmasının yararlı bir istatistik olduğu bulunmuştur.

Madison ve Bradshaw (2015) log-lineer bilişsel tanı modellerinde Q-matris tasarımının sınıflama doğruluğu üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışmada istatistiksel olarak modelin kriterlerini karşılayan 12 farklı Q-matrisi tasarımı simülasyon ile oluşturularak, kişilerin farklı nitelik profillerine göre sınıflandırmaları incelenmiştir. Çalışma sonucunda, sınıflandırma doğruluğunun bu tasarımlar arasında büyük değişiklik gösterdiği ve bu durumun da, Q-matris tasarımının bir tanılayıcı değerlendirme tasarımında önemli bir özellik olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Genel olarak, bir niteliğin ölçülme sayısı sabit tutulduğunda, her bir niteliği ölçen madde sayısı arttıkça sınıflama doğruluğu artmıştır. Ancak, niteliklerin

bir biriyle bağlantılı olduğu Q-matris tasarımı durumunda sınıflama doğruluğu en kötü sonucu vermiştir. Ayrıca, çalışma sonucunda Q-matrisi ölçülen her bir nitelikten ayrı bilgiler sağlandığında yani niteliklerin bir birinden bağımsız olduğu Q-matrisi tasarımı durumlarında sınıflama doğruluğu, güvenilirlik ve yakınsama oranlarının arttığı belirlenmiştir.

de la Torre ve Chiu (2016) çalışmasında G-DINA model ve DINA, A-CDM, DINO gibi geniş bir BTM sınıfı için kullanılabilecek bir ayırt edicilik indeksinin Q-matrisinin hatalı belirtilen girdilerini tanımlamak ve bu hatalı girdileri değiştirerek deneysel olarak Q-matris geçerliliğini sağlamak için kullanılabilecek bir yöntem (PVAf) önermişlerdir. Çalışmada önerilen bu Q-matrisi geçerlilik sağlama yönteminin kullanımının gerekçesi birçok lemma ve bir teorem yardımıyla matematiksel kanıtlar şeklinde açıklanmaya çalışılmıştır. Ayrıca çeşitli koşullar altında simülasyon çalışması yardımıyla önerilen yöntemin uygulanabilirliği incelenmiştir. İki adet simülasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Birinci simülasyon çalışmasında G-DINA modele göre, diğerinde ise sadeleştirilmiş beş modele (DINA, A-CDM, DINO, DINA/A-CDM, DINO/A-CDM) göre önerilen Q-matris geçerliliğini sağlama yönteminin uygulanabilirliği incelenmiştir. Ayrıca gerçek veriler üzerinden önerilen yöntemin sonuçları incelenmiştir. Gerçek verilerle yapılan uygulamada ilk olarak Tatsuoka (1990) tarafından açıklanan ve kullanılan verilerin bir alt küme örnekleme kullanılmıştır. Gerçek uygulama verileri 536 ortaokul öğrencisinden 4 nitelik ile ilişkili 11 tane kesirlerde çıkarma probleminden elde edilmiştir. Çalışma sonucunda önerilen PVAf yöntemi özellikle yüksek kaliteli maddelerin olduğu durumlarda, Q-matrisindeki doğru girdileri değiştirmeden Q-matrisindeki yanlış girdileri doğru şekilde tanımlayabildiğini ve düzeltebileceğini göstermiştir. Gerçek veri örneği sonucunda ise önerilen yöntemin yanlış belirlenmiş q-vektörlerini tanımlayabildiği görülmüştür.

Kalkan (2016) madde sayısı, Q-matrisi özellik sayısı, s (kaydırma) ve g (tahmin) madde parametrelerinin değişen koşulları altında DINA, RDINA, HODINA ve HORDINA modellerini karşılaştırmıştır. Araştırma simülasyon ve gerçek veri seti üzerinde

gerçekleştirilmiştir. Gerçek veri seti “Bilişsel Tanı Modelleriyle Yabancı Dil Öğretiminde Öğrenci Eksiklerinin ve Bilişsel Profiline Belirlenmesi” projesi kapsamında Ege üniversitesindeki 565 öğrenciden elde edilmiştir. Araştırma sonucunda, gerçek veri ve simülasyon veri setinden elde edilen analizlere göre RDINA modelin DINA modele göre, HODINA modelin HORDINA modele göre daha iyi uyum değerlerine sahip olduğu ve BIC (Bayesian information criterion) uyum istatistiği değerinin AIC (Akaike information criterion) uyum istatistiği değerinden daha tutarlı sonuçlar verdiği bulunmuştur.

Lei ve Li (2016) doğru bilişsel tanı modeli ve Q-matris seçiminde uyum indekslerinin performansını incelemiştir. Çalışma verileri G-DINA ve A-CDM modele göre simülasyonla üretilmiş olup, G-DINA, DINA, DINO, A-CDM ve R-RUM modeline göre analiz edilmiştir. Çalışmada Q-matris hatalı tanımlamasının model performansını etkileyebileceği göz önüne alınarak üç farklı Q-matrisi (doğru tanımlanmış, aşırı tanımlanmış ve eksik tanımlanmış) kullanılmıştır. Ayrıca örneklem büyüklüğü de (500, 1000 ve 2000) analizlerde dikkate alınmıştır. Çalışma sonucunda doğru model ve Q-matris kombinasyonunun seçiminde AIC’in BIC’den biraz daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Model ve Q-matris seçiminde AIC ile BIC arasındaki göreceli performansın, veri üretilen modelin karmaşıklığına, Q-matrisine ve örneklem büyüklüğüne bağlı olduğu görülmüştür. Mutlak uyum indeksleri arasında MX2’nin doğru model ve Q-matris tanımlama durumlarında örneklem büyüklüğüne en az duyarlı olduğu belirlenmiştir. Çalışmada örneklem büyüklüğünün model uyum indeksi değerleri üzerinde en etkili faktör olduğu bulunmuştur.

Uyumaz (2016) çalışmasında DINA modele göre Q-matrisinin hatalı belirlenmesinin farklı örneklem büyüklüklerinde parametre kestirime ve bireylerin sınıflandırılmasına etkisini incelemiştir. Çalışmada simülasyon veri kullanılmış olup, üç farklı örneklem büyüklüğünde (250, 500, 1000) hatalı olarak belirlenen Q-matrislerinden elde edilen parametre kestirimleri ve sınıflamalar, hatasız Q-matrislerinden elde edilen parametre kestirimleri ve sınıflamalarla karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda Q-matrisinin hatalı belirlenmesinden parametre kestirimlerinin etkilendiği, ancak sınıflama oranlarını değiştirmedeği sonucuna ulaşılmıştır.

Ayrıca Q-matrisinde hatalı olarak belirlenen maddelerin kaydırma, tahmin parametrelerinin ve standart hata değerlerinin de gerçek değerine göre değiştiği belirlenmiştir.

Chen (2017) Q-matris belirlemenin deneysel olarak geçerliğini sağlamak için Artık (residual)-tabanlı bir yaklaşım önermiştir. Bu yaklaşımda Q-matris geçerliğini sağlamak için dört mantıksal adım kullanılmıştır. Bunlar, a) Q-matrisinin mutlak anlamda test düzeyinde değerlendirilmesi, b) nitelik düzeyinde ve madde düzeyinde yanlış belirlemeler arasında olası ayrım, c) yanlış tanımlanmış maddelerin belirli bir sıraya dayalı olarak ve birer birer tanımlanması ve d) madde düzeltilmesine yardımcı olmak için uyum bilgileridir. Simülasyon çalışmaları ve gerçek verilerle uygulama sonucunda, önerilen artık-tabanlı yöntemin, yanlış tanımlamanın madde düzeyinde veya rastgele gerçekleştiği durumlarda yanlış tanımlanmış maddeleri değiştirilmesi gereken hedef madde olarak tespit edilebileceğini ve sırayla düzeltililebileceğini göstermiştir. Testin uzunluğu göreceli olarak kısa olduğunda ve yalnızca birçok nitelik ile ilişkili madde yanlış tanımlandığında, yaklaşımın istatistiksel gücünün düşük olabileceği tespit edilmiştir. Çok kısıtlı modeller olmadığı sürece, hata-tabanlı ölçümlerin saf aşırı tanımlamaya duyarsız olduğu belirlenmiştir. Ayrıca önerilen yöntemin doymuş ve indirgenmiş modellerle kullanılabileceği ve niteliklerin yapısından etkilenmediği belirtilmiştir.

Gao, Miller ve Liu (2017) genelleştirilmiş G-DINA model kapsamında Q-matrisi yanlış tanımlamanın ve yanlış model belirlemenin sınıflama doğruluğu üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışmada simülasyon verisi kullanılmış olup, örneklem büyüklüğü, nitelikler arasındaki korelasyon ve testte ölçülen madde sayısı manipüle edilerek her durum için 1000 replikasyon ile 12 veri-seti üretilmiştir. Çalışmada katılımcı sayısı olarak 500, 1000 ve 5000 örneklem büyüklükleri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan nitelik sayısı ise dört olarak sabitlenmiştir. Çalışmada veri G-DINA modele göre üretilmesine rağmen, veriler analiz edilirken iki yanlış model (A-CDM ve DINA) kullanılarak sınıflama doğruluğuna yanlış model kullanılmasının etkisi de incelenmiştir. Çalışmada iki tür sınıflama doğruluğu incelenmiştir. Bunlar genel sınıflama doğruluğu ve sınıf düzeyinde sınıflama doğruluğudur.

Çalışma sonucunda test uzunluğundaki artışın, sınıflama doğruluğunu, örneklem büyüklüğündeki artıştan daha çarpıcı bir şekilde iyileştirdiği belirlenmiştir. Ayrıca çalışma sonuçlarında, G-DINA modelin en yüksek sınıflama doğruluğuna sahip olmasına rağmen, yanlış modelin kullanımının genel sınıflama doğruluğunu fark edilebilir şekilde etkilemediği görülmüştür. Daha az niteliğe sahip olan öğrencilerin (örneğin, bir veya iki nitelik) G-DINA ve A-CDM modellerinde, DINA modele göre daha doğru sınıflama oranları sağladığı tespit edilmiştir. A-CDM modelinin hiçbir niteliğe sahip olmayan sınıfta daha iyi sınıflama doğruluğuna sahip olduğu belirlenmiştir. Q-matrisinin yanlış tanımlanmasına rağmen, daha fazla niteliğe sahip öğrencilerin (örneğin üç veya dört nitelik) sınıflama doğruluğu, DINA modelinde beklenenden daha yüksek olduğu görülmüştür. Çalışmada, Q-matrisinin yanlış tanımlanmasının, modelin yanlış kullanılmasına göre genel sınıflama doğruluğunu daha bariz bir şekilde etkilediği görülmüştür. Her bir gizil sınıf için doğru olarak sınıflandırılan öğrencilerin oranının Q-matris yanlış tanımlama türleriyle ilişkili olduğu görülmüştür. Özetle, çalışmada Q-matrisin yanlış tanımlanması ele alındığında, G-DINA modelin tüm gizil sınıflarda daha istikrarlı bir performansa sahip olduğu, A-CDM modelin sıfır ve bir niteliğe sahip sınıflarda iyi bir performansa sahip olduğu ve DINA modelin ise üç ve dört niteliğe sahip sınıflarda daha iyi performansa sahip olduğu görülmüştür.

Liu vd. (2017) farklı nitelik hiyerarşilerinin bulunduğu Q-matris tasarımlarının tanılayıcı sınıflama doğruluğu üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışma kapsamında Q-matris tasarımında kullanılan bağımsız yaklaşım (independent approach), bitişik yaklaşım (the adjacent approach) ve ulaşılabilir yaklaşım (the reachable approach) açıklanmış ve bu yaklaşımların dört farklı nitelik yapıları altındaki sınıflandırma sonuçları üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Çalışma sonucunda, test uzunluğu kısa olduğunda veya maddelerin kalitesinin düşük olduğu durumda, bitişik yaklaşımın, diğer Q-matris tasarım yaklaşımlarına kıyasla daha yüksek doğru sınıflama oranı verdiği belirlenmiştir. Ayrıca madde kalitesinin sınıflandırma doğruluğunu önemli derecede etkilediği sonucuna ulaşılmıştır.

Ma (2017) çalışmasında kategori düzeyinde Q-matris yanlış tanımlamalarını deneysel olarak düzeltmek ve tanımlamak için sıralı G-DINA model için Q-matris geçerliğini sağlama prosedürü geliştirilmiştir. Çalışma kapsamında simülasyon verisi kullanılmıştır. Ayrıca TIMSS 2007 matematik verisi üzerinden yöntemin gerçek veri üzerindeki sonuçları incelenmiştir. Çalışmanın birinci kısmında çoklu puanlanan maddeler için sıralı G-DINA model geliştirilmiştir. Geliştirilen modelin performansı çeşitli simülasyon koşulları altında incelenmiştir. Simülasyon çalışması sonucunda önerilen kestirim algoritmasının doğru madde ve kişi parametrelerini üretebileceği görülmüştür. Ayrıca geniş örneklem büyüklüğünde ve madde kalitesi yüksek olduğunda kategori ve nitelik ilişkisinin sınıflandırmayı iyileştirmek için sınırlı bilgi sağladığı belirlenmiştir. Buna karşın küçük örneklem büyüklüğünde ve madde kalitesi düşük olduğunda, kategori ve nitelik ilişkisinin doğru nitelik kestirimi için çok önemli bilgiler sağlayabileceği belirlenmiştir. Çalışmanın ikinci kısmında sıralı G-DINA modele göre dereceli puanlanmış veri için Q-matris yanlış tanımlamalarını tespit etmek ve düzeltmek için deneysel bir yöntem (Stepwise Wald) önerilmiştir. Önerilen Q-matris geçerliğini sağlama yöntemi Wald testine ve etki büyüklüğü ölçüsüne dayalı olarak adım adım gerçekleştirilmektedir. Önerilen Stepwise Wald Q-matris geçerliğini sağlama yönteminin performansı, çeşitli simülasyon koşullarında incelenmiştir. Ayrıca TIMSS 2007 matematik verisi üzerinden de önerilen yöntemin uygulaması gösterilmiştir. Çalışma sonucunda Stepwise Wald Q-matris geçerliğini sağlama yönteminin hem yanlış-pozitif hem de doğru-pozitif oranlar açısından iyi performans gösterdiği belirlenmiştir.

Terzi (2017) çalışmasında yeni Q-matris geçerliliğini sağlama prosedürleri önermiştir. Çalışma içerisinde üç farklı alt araştırma yer almakta olup, her bir çalışmada yeni bir Q-matris geçerliliğini sağlama yöntemi önerilmiştir. Ayrıca her bir alt araştırmada kullanılan yöntemlerin performansları simülasyon ve gerçek veri üzerinde değerlendirilmiştir. Birinci alt araştırmada de la Torre (2008) çalışmasında önerilen sıralı EM-tabanlı δ -yöntemine dayalı iteratif düzeltilmiş sıralı arama algoritması (IMSSA: iterative modified sequential

search algorithm) yöntemini, nitelik tanımlamasını doğrulamak için yeni bir arama algoritması olarak önermiştir. IMSSA yöntemi iteratif olmayan modifiye edilmiş sıralı arama algoritması (MSSA: modified sequential search algorithm) yöntemi ve Q-matris geliştirme yöntemi (QRM: Q-matrix refinement method) ile karşılaştırılmıştır. Birinci alt araştırma sonucunda IMSSA iteratif olmayan yöntemlerden daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur. IMSSA ve QRM büyük örneklerde ve uzun testlerde mükemmel iyileşme sağlamış ve yüksek kaliteli maddelere dayalı kısa testlerden elde edilen verilerde çok yüksek iyileşme oranlarına sahip olmuştur. Ayrıca veriler orta ve düşük kaliteli maddelerden elde edildiğinde IMSSA yöntemi QRM'den daha iyi performans göstermiştir. İkinci alt araştırmada Jensen-Shannon divergence (iJSD) indeksi ve iteratif G-DINA model ayırt edicilik indeksi (iGDI) önerilmiştir. Her iki indeks de Q-matrisindeki nitelikleri doğrulamak için Q-matris geçerlilik yöntemi olarak kullanılmıştır. Araştırma sonucunda madde kalitesi en azından orta düzeyde olduğunda iJSD ve iGDI indekslerinin yanlış Q-matris girdilerini yüksek oranda belirleyebildiği sonucuna ulaşılmıştır. Q-matrisindeki q-vektörünün daha karmaşık olduğu durumlarda ise indeksler iyi sonuçlar vermemiştir. Üçüncü alt araştırmada ise Wald testi (Morrison, 1967) Q-matris girdilerini doğrulamak için uyarlanmış ve Wald-Q testi olarak adlandırılmıştır. Wald-Q testinin etkililiği ise DINA ve G-DINA modelleri üzerinden ilk araştırmada önerilen IMSSA ve ikinci araştırmada önerilen iGDI indeksleri ile karşılaştırılarak incelenmiştir. Çalışma sonucunda Wald-Q'nun özellikle test uzun olduğunda, yanlış tanımlanmış Q-matris girdilerini yüksek oranda belirleyebildiği sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca madde kalitesinin en az orta düzeyde olduğu durumlara Wald-Q ve iGDI çok farklı sonuçlar vermemiştir, ancak düşük kalitedeki maddelerde Wald-Q genellikle daha iyi sonuçlar vermiştir. Özellikle niteliklerin ilişkili olduğu durumlarda Wald-Q, IMSSA'ya göre daha iyi performans göstermiştir.

Yakar (2017) çalışmasında bilişsel tanı modellerinin ve çok boyutlu madde tepki kuramı modellerinin birbiri yerine kullanımını, diğer bir ifadeyle karşılıklı uyumlarını incelemiştir. Çalışmada 2 PLM çok boyutlu madde tepki kuramı modeli ile Polytomous G-DINA

(pG-DINA) ve çalışma kapsamında önerilen tam eklenir model (fully-additive model; fA-M) kullanılmıştır. Çalışmada madde yapısı oranı, madde ayırt edicilik indeksi, yetenekler arası korelasyon ve test uzunluğu koşulları farklılaştırılarak simülasyon veri üretilmiş ve elde edilen birey parametrelerinin doğru sınıflama oranları karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda, birey parametre doğruluğunu etkileyen en önemli faktörün test uzunluğu artışı olduğu, daha sonra sırasıyla madde ayırt ediciliği ve madde yapısı oranı olduğu belirlenmiştir. Karşılıklı uyarlama çalışmalarında fA-M kendisine ait olmayan Çok Boyutlu Madde Tepki Kuramı (ÇBMTK) ve pG-DINA verisinde, verinin ait olduğu modele yakın bir performans sergilediği, pG-DINA ve ÇBMTK'nin karşılıklı olarak uyarlamasında ise elde edilen doğru sınıflama oranlarının ise diğerlerinden daha düşük olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Ayan (2018) çalışmasında kâğıt-kalem uygulamasına dayalı hiyerarşik bilişsel tanı modeli uygulaması ile sınıflamalı-bilgisayar ortamında bireye uyarlanmış test (S-BOBUT) uygulamasından elde edilen örtük sınıf kestirimleri arasındaki tutarlılıkları incelemiştir. Ayrıca çalışma kapsamında belirli kişiler için bireylerin bilişsel gelişim düzeyleri hakkında ayrıntılı bilgiler sunan tanılayıcı sonuç raporu oluşturulmuştur. Çalışmada veriler araştırmacı tarafından geliştirilen ve matematik dersi sayılar konu alanı kesirler alt öğrenme alanındaki dört niteliği ölçen matematik testinden elde edilmiştir. Matematik testi toplam 89 maddeden oluşmakta olup 5 form halinde Ankara ilindeki 12 devlet okulunda öğrenim görmekte olan 6., 7. ve 8. sınıf düzeyinde toplam 1380 öğrenciye uygulanarak veriler elde edilmiştir. Çalışma sonucunda BTM ve S-BOBUT'tan elde edilen yeterlilik sınıfları arasında orta düzeyde bir uyum olduğu ve sınıflama tutarlılığının (%52) olduğu belirlenmiştir. Aynı toplam puana sahip iki kişi için oluşturulan tanılayıcı sonuç raporu üzerinden öğrencilerin nasıl farklı örtük sınıflarda olabileceği gösterilmiştir.

Dai, Svetina ve Chen (2018) kayıp verinin Q-matris geçerliğini sağlamadaki etkisini araştırmıştır. Çalışmada EM-tabanlı δ yöntemi (de la Torre, 2008) ve parametrik olmayan Q-matris düzeltme yöntemi (Chiu, 2013) olmak üzere iki Q-matris geçerliğini sağlama

yöntemi dört kayıp veri atama yaklaşımına göre (beklenti maksimizasyonu, kayıp verinin yanlış olarak kabul edilmesi, lojistik regresyon ve liste bazında silme) simülasyon verisi üzerinden incelenmiştir. Simülasyonda dört Q-matrisi 20 veya 40 madden oluşmak üzere toplam 3 veya 5 nitelikte ilişki olacak şekilde simüle edilmiştir. Gerçek veri örneğinde Tatsuoka (1990) kesirlerde çıkarma verisi kullanılmıştır. Simülasyon çalışması sonucunda, her iki Q-matris geçerlilik yönteminde kayıp veri atama yaklaşımı olarak beklenti maksimizasyonu ya da lojistik regresyon kullanıldığında kayıp verinin yanlış olarak kabul edilmesi ve liste bazında silme yaklaşımlarına göre daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir. Gerçek veri örneği, kayıp veri atama yaklaşımlarının Q-matris geçerliğini sağlama yöntemlerinin doğruluğu üzerinde bir etkisi olabileceğini göstermiştir. Beklenti maksimizasyonu ve lojistik regresyon kayıp veri atama yaklaşımlarının kayıp verinin yanlış olarak kabul edilmesi ve liste bazında silmeden daha üstün olduğu belirlenmiştir. Nitelik ve madde sayısı her iki yöntemin performansını etkilemiştir. Çoğu durumda, EM-tabanlı yöntem fazla sayıda nitelik olduğunda ve fazla oranda Q-matris yanlış tanımlaması olduğu durumlarda daha kötü performans göstermiştir.

Kang, Yang ve Zeng (2018) çalışmasında DINA modele göre Q-matrisinin geçerliğini sağlamak için madde uyum istatistiği RMSEA yaklaşımını önermiştir. Bir arama algoritması kullanarak, iki simülasyon çalışması yardımıyla Q-matrisinin düzeltilmesinde önerilen yöntemin verimliliği ve etkililiği değerlendirilmiştir. Birinci simülasyon çalışmasında madde sayısının ve hatalı belirlenen Q-matris girdi sayısının Q-matrisini iyileştirme yöntemine etkisi incelenmiştir. Ayrıca birinci çalışmada Q-matris iyileştirme yönteminin RMSEA kullanılarak yanlış Q-matrisini tespit etmesi ve modifiye etmesi değerlendirilmiştir. Önerilen yöntem delta yöntemi ve artık kareler (RSS) yöntemiyle karşılaştırılarak, önerilen yöntemin göreceli avantajları belirlenmeye çalışılmıştır. İkinci simülasyon çalışmasında ise Q-matrisinin doğru olarak tanımlandığında önerilen yöntemin performansının nasıl olduğu değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda kullanılan RMSEA'nın, Q-matrisindeki nitelikleri tanımlamaya yardımcı olabileceği görülmüştür. Mevcut delta yöntemi ve RSS yöntemiyle

yapılan karşılaştırmada, önerilen yöntemin daha yüksek ortalama iyileştirme oranlarına sahip olduğunu bulunmuş ve Q-matris yanlışlıklarını belirlemek ve düzeltmek için yöntemin kullanılabileceği ortaya konmuştur. Ayrıca Q-matrisinde hata olmadığı zaman, önerilen yöntemin Q-matrisini değiştirmedeği belirlenmiştir.

Sachdeva (2018) bilişsel tanı modellerinde Q-matrisin geçerliğini sağlamak için bir hipotez testi prosedürü tasarlamıştır. Q-matrisindeki yanlış tanımlamayı tespit etmek için önerilen yeni test istatistiği yöntemi, Q-matrisinde 1 girdisi olması gerekirken 0 girdisi (aşırı tanımlama) ve 0 girdisi olması gerekirken 1 girdisi (eksik tanımlama) olarak yanlış tanımlandığı her iki durum için de geliştirilmiştir. Bu yeni test istatistiğinin geliştirilmesine ek olarak, çalışmada geliştirilen yöntemin performansı incelenmiş ve kaydırma ve tahmin parametrelerinin Fisher bilgi matrisine dayanan asimptotik varyansının bir tahmin edicisi geliştirilmiştir. Geliştirilen test istatistiği yöntemi iki simülasyon çalışması üzerinden değerlendirilmiş ve kesirlerde çıkarma gerçek veri setine uygulanmıştır. İlk simülasyon çalışmasında dört farklı örneklem büyüklüğü, üç farklı nitelikler arasındaki korelasyon ve üç farklı madde ayırt edicilik düzeyi koşullarında I.tip hata oranları araştırılmıştır. Çalışma sonucunda örneklem büyüklüğü arttıkça I.tip hata oranının %5'e düştüğü bulunmuştur. Ayrıca çalışma sonucunda I.tip hata ile madde ayırt ediciliği arasında beklenmedik bir ilişki gözlenmiştir. Çalışmada en iyi ayırt ediciliğe sahip maddenin en büyük I.tip hataya sahip olduğu belirlenmiştir. Çalışmada gerçekleştirilen güç analizi sonucunda ise test istatistiğinin, geniş örneklem büyüklüğünde ya da maddelerin becerilere sahip olan öğrencilerle sahip olmayan öğrencileri iyi bir şekilde ayırt ettiği durumlarda, Q-matrisindeki aşırı (0→1) ya da eksik (1→0) tanımlamayı tespit etmede çok güçlü olduğu bulunmuştur. Ancak iki yanlış tanımlama aynı anda test edildiğine ise Q-matrisinde birden fazla yanlışlık varsa eksik tanımlamanın tespitinin aşırı tanımlamanın tespitinden daha iyi olduğu görülmüştür.

Wang vd. (2018) üç alternatif Q-matrisi geçerliğini sağlama yöntemini araştırmak için beklenti maksimizasyonu (EM) tabanlı a) maksimum olabilirlik tahmini (MLE), b) marjinal maksimum olabilirlik tahmini (MMLE) ve c) kesişim ve fark (ID) algoritmasını kullanmıştır.

Bu yöntemlerin verimliliği DINA modele göre sırasıyla, parametrik olmayan Q-matris iyileştirme yöntemi (Chiu,2013), sıralı EM-tabanlı δ yöntemi (de la Torre, 2008) ve γ yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntem R-RUM modele göre ise sadece parametrik olmayan Q-matris iyileştirme yöntemi (Chiu,2013) ve de la Torre ve Chiu (2016) tarafından geliştirilen ζ^2 (PVAF) yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Çünkü δ yöntemi ve γ yöntemleri R-RUM modelinde uygulanamamaktadır. Yöntemler doğru-negatif oran, doğru-pozitif oran ve doğru geri kazanım oranı açısından karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin belirli koşullar altında çalışıp çalışmadığı, 5 nitelik kullanılarak oluşturulan simülasyon verileri üzerinden incelenmiştir. Simülasyon çalışmasında kestirim yöntemlerinin sağlamlığını incelemek için, doğru Q-matrisi, olası tüm sıfır-olmayan q-vektörlerini içeren 31 maddeden oluşan indirgenmiş Q-matrisi olarak sabitlenmiştir. Simülasyon sonucunda, R-RUM için MLE'nin düşük kalitedeki testler için en iyi performansı gösterdiği, buna karşılık MMLE'nin yüksek kaliteli testler için daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. DINA model için ID yönteminin geniş örneklem büyüklüklerinde (örneğin 500 veya 1000) diğer yöntemlere göre en iyi kalitede Q-matris kestirimleri ürettiği belirlenmiştir. Ek olarak, yukardaki tüm yöntemler için, Q-matrisi kestirimi kesikli tek biçimli dağılımlar altında çok değişkenli normal eşik model altında olduğundan daha kesin bir kestirime sahip olduğu görülmüştür. Ortalama olarak, yüksek doğru negatif oranlarına sahip ζ^2 ve ID yöntemlerinin yanlış olarak tanımlanmış Q-matris girdilerini düzeltmek için daha iyi olduğu, buna karşın yüksek doğru pozitif oranlara sahip MLE'nin ise doğru Q-matris girdilerini korumak için daha iyi olduğu bulunmuştur. Ayrıca gerçek veri setindeki uygulama sonuçlarıyla da MLE'nin etkililiği doğrulanmıştır.

Nájera, Sorrel ve Abad (2019) çalışmasında de la Torre ve Chiu tarafından önerilen G-DINA model çerçevesinde ayırt edicilik indeksine dayanan genel ampirik Q-matris geçerliğini sağlama yönteminin (PVAF) kesme puanlarını orijinal makaledeki açıklanandan daha geniş ve temsil edilebilir koşullar altında incelemeyi amaçlamıştır. Çalışmada iki simülasyon çalışması yer almaktadır. Birinci simülasyon çalışmasında Q-matrisinin doğru bir şekilde

tanımlandığında, ikinci simülasyon çalışmasında ise Q-matrisinde hatalı tanımlamalarının var olduğu durumda, PVAF Q-matris geçerliğini sağlama yönteminin performansının nasıl olduğu incelenmiştir. Çalışmasının sonucunda PVAF yönteminde tek bir kesme puanının kullanılmasının uygun olmadığı görülmüştür. Genel olarak doğru pozitif oranın (DPO) yeterli değerler elde ettiği, her bir koşul kombinasyonu için en az bir uygun kesme puanı olduğu görülmüştür. Ayrıca en uygun kesme puanını tahmin ederken, örneklem büyüklüğü dışındaki diğer faktörlerinde (ör, test uzunluğu veya madde ayırt ediciliği gibi) göz önünde bulundurulması gerektiği tespit edilmiştir.

İlgili araştırmalar özetlenecek olursa,

- Yurt içinde eğitim alanında bilişsel tanı modelleri ile ilgili yapılan çalışmalarda genel olarak, model karşılaştırma (Başokçu, 2011; Başokçu, Öğretmen & Kelecioğlu, 2013; Ömür-Sünbül, 2013) ya da sınıflama geçerliğinin/doğruluğunun incelendiği (Başokçu, 2011; Başokçu, 2014; Uyumaz, 2016) çalışmaların olduğu görülmektedir. Ayrıca, bilişsel tanı modeline göre başarı testi geliştirme (Demir, 2013), bilişsel tanı modellerinin ve çok boyutlu madde tepki kuramı modellerinin birbiri yerine kullanımı (Yakar, 2017) konusunda da çalışmaların olduğu görülmektedir. Yapılan çalışmalarda genellikle DINA model kullanımı tercih edilmiştir (Başokçu, 2011; Başokçu, Öğretmen & Kelecioğlu, 2013; Demir, 2013; Ömür-Sünbül, 2013; Başokcu, 2014; Kalkan, 2016; Uyumaz, 2016). Çalışmaların sonucunda G-DINA modelin DINA modele göre daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu (Başokçu, Öğretmen & Kelecioğlu, 2013), Q-matris model veri uyumunun DINA ve G-DINA model için öğrenciler hakkında verilen kararda önemli bir etkiye sahip olduğu (Başokcu, 2014), Q-matrisinin hatalı belirlenmesinin parametre kestirimlerini etkilediği, ancak sınıflama oranlarını değiştirmede (Uyumaz, 2016) belirlenmiştir.
- Yurt dışında eğitim alanında bilişsel tanı modelleri ile ilgili yapılan çalışmalarda genel olarak, Q-matris geçerliğini sağlamak için yöntem önerisinde bulunulan

arařtırmalar olduđu g r lmektedir.  alıřma sonu larında,  onerilen Q-matris ge erliđini sađlama y ntemlerinin, Q-matrisinin iyileřtirilmesine katkı sunabileceđi, bařka bir ifadeyle Q-matrisinin yanlış tanımlamalarını tespit edip d zeltebileceđi g sterilmiřtir. Ayrıca Q-matrisi yanlış tanımlamanın (Rupp & Templin, 2008; Gao, Miller & Liu, 2017), yanlış model kullanımının (Gao, Miller & Liu, 2017) ve farklı nitelik hiyerarřilerinin bulunduđu Q-matris tasarımlarının kullanılmasının sınıflama dođruluđuna etkisini (Madison & Bradshaw, 2015; Liu vd., 2017) arařtıran  alıřmalar da yapılmıřtır.  alıřma sonu larında Q-matrisi yanlış tanımlamalarının sınıflama dođruluđunu ve parametre kestirimi etkilediđi bulunmuřtur (Rupp & Templin, 2008; Gao, Miller & Liu, 2017). Madde kalitesinin sınıflandırma dođruluđunu  nemli derecede etkilediđi belirlenmiřtir (Liu vd., 2017). Her bir niteliđi  l en madde sayısı arttık a sınıflama dođruluđunun arttıđı bulunmuřtur (Madison & Bradshaw, 2015). Test uzunluđundaki artıřın, sınıflama dođruluđunu,  rneklem b y kl đindeki artıřtan daha  arpıcı bir řekilde iyileřtirdiđi, yanlış modelin kullanımının genel sınıflama dođruluđunu fark edilebilir řekilde etkilemediđi g r lm řtir (Gao, Miller & Liu, 2017). Madde d zeyinde model se imin nasıl yapılacađı (de la Torre & Le, 2013), sınıflama tutarlılıđı ve dođruluđu indeksleri geliřtirme (Cui, Gierl & Chang, 2012) ve g venirlik  l s  tanımlama (Templin & Bradshaw, 2013) gibi konularda da arařtırmalar yapılmıřtır.

BÖLÜM III

YÖNTEM

Bu bölümde, araştırmanın modeline, çalışma grubuna, ölçme araçlarına, verilerin toplanmasına ve verilerin analizine yönelik bilgilere ve açıklamalara yer verilmiştir.

3.1. Araştırmanın Modeli

Bu çalışmada yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonunun, PVAF, Stepwise Wald testi Q-matris modifikasyonları ve uzman kanısına dayalı Q-matrisi ile karşılaştırmak ve bu Q-matrisleri kullanılarak elde edilecek model veri uyumlarını, madde parametreleri ve sınıflama doğruluklarının G-DINA modeline göre incelenmesi amaçlandığı için betimsel düzeyde bir çalışmadır. Araştırma aynı zamanda, Q-matrisinin iyileştirilmesi için yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyon önerisinin nasıl yapılabileceğini göstermek amaçlandığından dolayı bilgi üretmeye yönelik özelliğiyle de temel bir araştırma niteliğindedir. Çalışma YEM'e dayalı Q-matrisi geçerliğini sağlama yöntemi önerisini içerdiği için, alana yeni yöntem kazandırmayı amaçladığından aynı zamanda kuramsal bir mahiyet taşımaktadır.

3.2. Çalışma Grubu

Çalışmada genelleme amacı olmayıp, bulgular, çalışma grubu üzerinde elde edilen veriler için yorumlanmıştır. Çalışma kapsamında yer alan okullar Ankara İl Milli Eğitim Müdürlüğünden gerekli izinler alınarak, YGS yerleşme taban puanları ve okul türleri dikkate alınarak seçilmiş ve böylece alt, orta ve üst başarı grubunda yer alan öğrencilerin çalışma grubunda yer alması sağlanmıştır. Ankara ili Çankaya ve Yenimahalle ilçelerinde bulunan 2017-2018 eğitim-öğretim döneminde 9. sınıf düzeyinde öğrenim gören 712 öğrenci çalışma grubunda yer almakta olup öğrencilerin öğrenim gördükleri okul, cinsiyet ve okul türüne göre dağılımları sırasıyla Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5’te yer almaktadır.

Tablo 3

Öğrencilerin Öğrenim Gördükleri Okullara Göre Dağılımı

Okul Adı	N	%
Bahçelievler Anadolu Lisesi	176	24,7
Tevfik İleri Anadolu İmam Hatip Lisesi	152	21,3
Cumhuriyet Fen Lisesi	111	15,6
Gazi Anadolu Lisesi	105	14,7
Mehmet Rüştü Uzel Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi	67	9,4
Kırkkonaklar Anadolu Lisesi	57	8,0
Bahçelievler 100.Yıl Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi	44	6,2
Toplam	712	100

Tablo 3 incelendiğinde çalışma grubunun 176 (%24,7) Bahçelievler Anadolu lisesi, 152 (%21,3) Tevfik İleri Anadolu İmam Hatip Lisesi, 111 (%15,6) Cumhuriyet Fen Lisesi, 105 (%14,7) Gazi Anadolu Lisesi, 67 (%9,4) Mehmet Rüştü Uzel Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi, 57 (%8,0) Kırkkonaklar Anadolu Lisesi, 44 (%6,2) Bahçelievler 100. Yıl Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi öğrencisinden oluştuğu görülmüştür.

Tablo 4

Öğrencilerin Cinsiyete Göre Dağılımı

Cinsiyet	N	%
Kız	372	52,2
Erkek	283	39,7
Belirtilmemiş	57	8,0
Toplam	712	100

Tablo 4’te görüldüğü üzere çalışmada yer alan öğrencilerin 372’si kız (%52,2) ve 283’ü ise erkektir (%39,7). Çalışmaya katılan öğrencilerin 57’si (%8) ise cinsiyetlerini belirtmemiştir.

Tablo 5

Öğrencilerin Okul Türüne Göre Dağılımı

Okul Türü	N	%
Anadolu Lisesi	338	47,5
Anadolu İmam Hatip Lisesi	152	21,3
Fen Lisesi	111	15,6
Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi	111	15,6
Toplam	712	100

Tablo 5’te görüldüğü üzere okul türüne göre 338 (%47,5’i) öğrenci Anadolu lisesinde, 152 (%21,3) öğrenci Anadolu imam hatip lisesinde, 111 (%15,6) öğrenci fen lisesinde ve 111 (%15,6) öğrenci ise mesleki ve teknik Anadolu lisesinde öğrenim görmektedir.

3.3. Ölçme Aracı

Çalışma amacına uygun olarak, 9. sınıf matematik dersi kapsamında 5 nitelikten ve 26 maddeden oluşan bir tanılayıcı çoktan seçmeli test geliştirilmiştir. Bu testte yer alan maddeler denklem ve eşitsizlikler öğrenme alanındaki sayı kümeleri ve birinci dereceden denklem ve eşitsizlikler konularını kapsamaktadır. Ölçme aracının geliştirilmesinde, sırasıyla ölçülmesi hedeflenen niteliklerin belirlenmesi, maddelerin yazılması, test formunun oluşturulması, Q-matrisinin belirlenmesi ve testin psikometrik özelliklerinin incelenmesi aşamaları gerçekleştirilmiştir. Bu aşamalar aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

3.3.1. Niteliklerin Belirlenmesi

Nitelik terimi genel olarak ölçülmesi amaçlanan görevleri, alt-görevleri, bilişsel süreçleri veya becerileri belirtmek için kullanılmaktadır (Tatsuoka, 1995). Çalışmada nitelik terimi, bir test maddesini çözmek için gerekli olan içerik bilgisi ya da matematiksel bir beceri olarak tanımlanmıştır. Nitelik belirlemenin ilk aşamasında uygulamanın yapıldığı 2017-2018 Eğitim-Öğretim yılı 9. sınıf Matematik dersi için Milli Eğitim Bakanlığı (MEB) Talim ve Terbiye Kurulu Başkanlığı tarafından hazırlanan 9. sınıf matematik dersi öğretim programında yer alan alt öğrenme alanı, konu, kazanım ve açıklamalar incelenmiştir. İnceleme sonrasında 9. sınıf matematik “Denklem ve Eşitsizlikler” alt öğrenme alanında yer alan ilk 5 kazanım iki uzmanın ortak kararı ile testte yer alacak olan nitelikler olarak belirlenmiştir (Tablo 6). Bu kazanımlar belirlenirken bilişsel tanı modeline uygunluğu ve alan yazında yer alan gerekli olan nitelik sayısı göz önünde bulundurulmuştur. Ayrıca MEB tarafından yapılan bu kazanımlara ait açıklamalar EK 4’te yer almaktadır.

Tablo 6

Testte Yer Alan Nitelikler

9. sınıf matematik	
Öğrenme Alanı: Sayılar ve Cebir	
Alt Öğrenme Alanı: 9.3. Denklem ve Eşitsizlikler	
1. Konu: 9.3.1.Sayı Kümeleri	
Nitelik 1	Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.
2. Konu: 9.3.2.Birinci Dereceden Denklem ve Eşitsizlikler	
Nitelik 2	Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar. (9.3.2.1)
Nitelik 3	Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur. (9.3.2.2.)
Nitelik 4	Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur. (9.3.2.3.)
Nitelik 5	Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur. (9.3.2.4.)

3.3.2. Maddelerin Yazımı

Seilen iki konu alanındaki 5 kazanımın nitelik olarak belirlenmesinin ardından 7 uzmandan, belirlenen kazanımlarla ilgili 9. sınıf lise ğrencilerinin düzeyine uygun beş seenekli oktan semeli maddeler yazması istenmiştir. Bu uzmanlara ait ayrıntılı bilgi aşığıda sunulmaktadır:

- MEB’de ğretmen olarak alıřmaya devam eden, 9. sınıf ğrencileri ile alıřmış olan ve müfredatı uygulayan üç ortağretim matematik ğretmeni.
- Matematik ğretmenliğı deneyimi olan ve řu an üniversitede görev yapan iki ğretim elemanı.
- MEB’de ğretmenlik yapmış, özel okul deneyimi olan ve halen aktif olarak özel eğitim kurslarında ğretmenlik yapan bir matematik ğretmeni.

3.3.3. Test Formunun Oluřturulması

Yazılan maddeler oktan semeli maddelerin taşıması gereken özelliklere göre incelenmiş, anlam ve dil anlaşılabilirliğı açısından gerekli düzeltmeler yapılmıştır. Her bir nitelikle ilgili en az altı madde olacak řekilde toplam 30 maddelik test formu oluřturulmuřtur. ğrencilerin kopya ekmesinin önüne gemek için aynı sorular üç farklı test formu (A, B, C) řeklinde ğrencilere uygulanmıştır. Farklı test formları hazırlanırken soruların sırası değıřtirilmiş, ancak bu değıřim sadece aynı kazanıma sahip sorular arasında yapılmıştır. Yapılan pilot uygulama sonucunda madde ayırt edicilik parametreleri uygun olmayan dört madde test formundan ıkartılmış ve 26 maddelik nihai test formu oluřturulmuřtur.

3.3.4. Q-matrisinin belirlenmesi

Nitelikler belirlenip, test formu oluřturulduktan sonra niteliklerle maddelerin iliřkisini gösteren Q-matrisi belirleme ařamasına geilmiştir. Arařtırmacı tarafından hazırlanan

uzman değerlendirme formu ile toplam dört alan uzmanından, testte yer alan maddeleri ve çözümlerini dikkate alarak her bir maddenin hangi nitelik ya da niteliklerle ilişkili olduğu hakkındaki görüşlerine başvurulmuştur. Örnek test maddelerin yer aldığı uzman değerlendirme formu EK 5’te sunulmuştur. Alan uzmanlarına konu ile ilgili gerekli açıklamalar yapılarak örnekler sunulmuştur. Görüşlerine başvuru alan uzman grubu madde yazımında kullanılan gruptan bağımsız olup en az yüksek lisans derecesine sahiptir. Nitelik-madde ilişkisinin incelenmesi amacıyla oluşturulan uzman grubuna ait eğitim bilgileri Tablo 7’de yer almaktadır.

Tablo 7

Q-matrisi İçin Uzman Görüşü Alınan Kişilerin Eğitim Bilgileri

No	Unvan	Eğitim Bilgileri		
		Lisans	Yüksek Lisans	Doktora
1.	Arş. Gör. Dr.	İlköğretim matematik öğretmenliği	Matematik eğitimi	Matematik eğitimi
2.	Arş. Gör.	İlköğretim matematik öğretmenliği	Eğitimde ölçme ve değerlendirme	Eğitimde ölçme ve değerlendirme doktora öğrencisi
3.	Arş. Gör.	İlköğretim matematik öğretmenliği	Eğitimde ölçme ve değerlendirme	Eğitimde ölçme ve değerlendirme doktora öğrencisi
4.	Arş. Gör.	Matematik bölümü	Eğitimde ölçme ve değerlendirme	Eğitimde ölçme ve değerlendirme doktora öğrencisi

Dört alan uzmanından alınan görüş doğrultusunda her bir uzmana ait Q-matrisleri oluşturulmuştur. Daha sonra uzmanların her bir maddenin doğru olarak cevaplanması için gerekli olduğunu belirttiği niteliklerle ilgili uzmanların görüşleri incelenmiş ve salt çoğunluğun (4’te 3 uzman) görüşüne göre Tablo 8’de yer alan uzman kanısına dayalı ortak Q-matrisi oluşturulmuştur. Q-matrisinin oluşturulmasında salt çoğunluk her bir maddenin her bir niteliği için tek tek aranmıştır.

Tablo 8

Uzman Kanısına Dayalı Oluşturulan Ortak Q-matrisi

Madde	N1	N2	N3	N4	N5
M1	1	0	0	0	0
M2	1	1	0	0	0
M3	1	0	0	0	0
M4	0	1	0	0	0
M5	0	0	1	0	0
M6	0	1	1	0	0
M7	0	1	1	0	1
M8	1	1	0	0	0
M9	0	1	1	0	0
M10	0	1	0	0	0
M11	0	0	1	0	0
M12	0	0	1	0	0
M13	0	0	1	0	1
M14	0	0	1	0	0
M15	0	0	1	0	0
M16	0	0	1	0	0
M17	0	0	1	1	0
M18	0	0	1	1	0
M19	0	0	1	1	0
M20	0	0	0	1	0
M21	0	1	0	1	0
M22	0	0	0	1	1
M23	0	1	0	1	0
M24	0	0	0	0	1
M25	0	0	0	0	1
M26	0	1	0	0	1
Toplam	4	10	13	7	6

Tablo 8 incelendiğinde uzman kanısına dayalı olarak oluşturulan Q-matrisine göre teste yer alan niteliklerin en az 4 (nitelik 1) ve en çok 13 madde (nitelik 3) ile ölçüldüğü belirlenmiştir. Tanılayıcı güvenilir bilgi elde etmek için her bir niteliğin en az 3 farklı madde ile ölçülmesi gerekmektedir (Hartz, Roussos & Stout, 2002). Dolayısıyla testte yer alan nitelikler gerekli olan asgari koşulu sağlamaktadır. Tablo 9’da ise ilgili niteliklerin neler olduğu, hangi maddelerle ve kaç madde ile ölçüldüğüne ilişkin bilgiler yer almaktadır.

Tablo 9

9. Sınıf Matematik Testi Maddelerin Niteliklere Göre Dağılımı

Nitelikler	Madde	N
N1 Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.	1,2,3,8	4
N2 Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.	2,4,6,7,8,9,10,21,23,26	10
N3 Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	5,6,7,9,11,12,13,14,15,16,17,18,19	13
N4 Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	17,18,19,20,21,22,23	7
N5 Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.	7,13,22,24,25,26	6

Ayrıca dört uzmana ait Q-matrisi ve uzmanların ortak görüşüne göre oluşturulan nihai Q-matrisi çalışmada ele alınan G-DINA modele göre ayrı ayrı analiz edilmiştir. Bu analizler sonucunda her bir Q-matrisi için elde edilen model veri uyumu indeksleri Tablo 10'da verilmiştir.

Tablo 10

G-DINA Modele Göre Uzmanlara Ait Q-matrislerinin Model Veri Uyumu

Model Uyumu	Uzman-1 Q-matrisi	Uzman-2 Q-matrisi	Uzman-3 Q-matrisi	Uzman-4 Q-matrisi	Ortak nihai Q-matrisi
AIC	19683,58	19349,46	19780,19	19745,89	19717,19
BIC	20382,50	20359,00	20296,38	20243,81	20233,40

Model veri uyumunun değerlendirilmesinde kullanılan (mutlak değerlerine göre değerlendirilmeyip göreceli olarak değerlendirilen) AIC ve BIC değerinden De Ayala'nın (2009, s.141) da belirttiği gibi daha küçük olanı veriye göreceli olarak daha iyi uyum sağlamaktadır. Ancak Tablo 10 incelendiğinde AIC değerine göre Uzman-2'ye ait Q-matrisi, BIC değerine göre ise uzmanların ortak uyuşmasına göre oluşturulan Q-matrisinin veriye daha iyi uyum sağladığı görülmektedir. Luo, Qiao, Zhang, Shi, Ho, Xu, Zhang ve Zhu (2010) çalışmasında BIC değerinin yüksek doğruluk ve hassasiyeti nedeniyle en uygun model seçim kriteri olduğunu belirtmiştir. Kalkan (2016) çalışmasında BIC uyum istatistiği değerinin AIC uyum istatistiği değerinden daha tutarlı sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmıştır. Ayrıca BIC'in doğru modelin tanımlanması açısından AIC'ten daha üstün olduğu bulunmuştur (Bozdoğan,1987; Li, Cohen, Kim & Cho, 2009; Nylund, Asparouhov & Muthén, 2007). Ek

olarak García, Olea ve de la Torre (2014) çalışmada kullanılacak Q-matrisini seçmede Q-matrislerinin model veri uyumlarını incelemiş ve en düşük BIC değerine sahip olan Q-matrisini çalışmada kullanmaya karar vermiştir. Buna göre Tablo 10 incelendiğinde uzmanların ortak görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinin BIC değerinin daha düşük olduğu, yani G-DINA modele göre uzmanların salt çoğunluğunun görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinin veriye daha iyi uyum sağladığı belirlenmiştir.

3.3.5. Testin Psikometrik Özelliklerinin Belirlenmesi

Testin 30 maddelik formu 712 kişilik öğrenci grubuna uygulanarak ölçümlerin psikometrik özellikleri belirlenmiştir. Madde ayırt edicilik indeksi için klasik test kuramına kapsamında düzeltilmiş nokta-çift serili korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Ebel ve Frisbie (2009)'nin madde ayırt edicilik katsayısı 0,20'den küçük maddelerin testten çıkartılması ya da tamamen revize edilmesi görüşü temel alınarak ayırt edicilik katsayısı 0,20'den düşük olan dört madde testten çıkartılmıştır. Bu maddeler test formundan çıkartılırken bilişsel tanı modelleri için gerekli olan her bir nitelikte en az üç madde olması koşulu da dikkate alınmıştır. Tablo 11'de testin nihai formunda yer alan 26 çoktan seçmeli maddeden elde edilen ölçümlere ait madde güçlük ve ayırt edicilik katsayıları yer almaktadır.

Tablo 11

9. Sınıf Matematik Testi Madde Güçlük ve Ayırt Edicilik Katsayıları

Madde	Madde güçlüğü (p_i)	Madde Ayırt Ediciliği (r_j)	Madde	Madde güçlüğü (p_i)	Madde Ayırt Ediciliği (r_j)
M1	0,75	0,66	M14	0,43	0,36
M2	0,73	0,64	M15	0,39	0,35
M3	0,36	0,34	M16	0,27	0,34
M4	0,79	0,47	M17	0,27	0,31
M5	0,73	0,65	M18	0,43	0,33
M6	0,77	0,51	M19	0,67	0,51
M7	0,30	0,29	M20	0,44	0,30
M8	0,56	0,27	M21	0,71	0,54
M9	0,19	0,30	M22	0,35	0,32
M10	0,53	0,33	M23	0,54	0,38
M11	0,77	0,58	M24	0,62	0,46
M12	0,68	0,62	M25	0,64	0,43
M13	0,62	0,38	M26	0,29	0,29

Tablo 11 incelendiğinde madde güçlüğü 0,19 (M9) ile 0,79 (M4) arasında; madde ayırt ediciliğinin ise 0,27 (M8) ile 0,66 (M1) arasında olduğu görülmektedir. Uygulama sonucunda elde edilen test puanlarına ait betimsel istatistikler Tablo 12’de yer almaktadır.

Tablo 12

9. Sınıf Matematik Testine Ait Test İstatistikleri

N	712
Madde Sayısı	26
Minimum Puan	0
Maksimum Puan	24
Ortalama	13,82
Medyan	15
Mod	16
Standart Sapma	5,81
Varyans	33,72
Çarpıklık	-0,510
Basıklık	-0,738
P (ortalama p_i)	0,53
r_{ort} (ortalama r_j)	0,42
KR-20	0,87

Tablo 12 incelendiğinde uygulamaya katılan 712 öğrencinin 26 çoktan seçmeli testten en düşük 0 ve en yüksek 24 puan aldığı görülmektedir. Öğrencilerin testten almış oldukları puanların ortalaması 13,82; medyan değeri 15 ve mod değeri ise 16'dır. Test puanlarının dağılımının özelliği olan çarpıklık katsayısı -0,510 ve basıklık katsayısı -0,738'dir. Morgan, Leech, Gloeckner ve Barrett (2004, s.50) çarpıklık ve basıklık katsayısının -1 ile +1 arasında olmasının normal dağılımın bir göstergesi olarak kabul edilebileceğini belirtmişlerdir. Buna göre 9. sınıf denklem ve eşitsizlikler matematik testi normal dağılıma yakın bir dağılıma sahiptir. Testin ortalama güçlüğü (P) 0,53 olup testin orta güçlük düzeyinde olduğu belirlenmiştir. Test maddelerinin ortalama ayırt ediciliği ise 0,42 olup testin ayırt edicilik düzeyinin yeterince yüksek olduğu görülmüştür. Ölçümlere ait hesaplanan KR-20 güvenirlik katsayısı ise 0,87 olup testin güvenirlik düzeyi yüksek olduğu söylenebilir.

Madde-nitelik ilişkinin gösteren Q-matrisi aynı zamanda madde-kazanım ilişkini gösteren belirtke tablosunu temsil etmektedir. Çalışma kapsamında uzman görüşüne göre oluşturulan Q-matrisi uzmanların salt çoğunluğuna göre belirlendiği için kapsam geçerliğinin sağlandığına dair kanıt oluşturmaktadır. Ayrıca çalışma kapsamında uzman görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinin, G-DINA modele göre kestirilen mutlak uyum değerleri (RMSEA (%90GA)=0,0504 (0,0459 – 0,055), SRMSR = 0,0745 ve $M_2= 669,136$; $p=0,000$; $sd= 238$) istenilen düzeyde olup yapı geçerliğine ilişkin kanıt olarak sunulabilir. Genel olarak bakıldığında testten elde edilen ölçümlerin yeterli düzeyde geçerlik ve güvenirlik kanıtlarına sahip olduğu görülmektedir.

3.4. Verilerin Toplanması

Araştırmanın verileri araştırmacı tarafından geliştirilen 26 çoktan seçmeli test maddesinden oluşan ve 9. sınıf öğrencilerinin denklem ve eşitsizlikler öğrenme alanında sayı kümeleri ve birinci dereceden denklem ve eşitsizlikler konusundaki bilgisini ölçen bir tanılayıcı test ile toplanmıştır. Bu test Ankara ili Çankaya ve Yenimahalle ilçelerinde bulunan yedi okuldaki

9. sınıf düzeyinde öğrenim gören 712 öğrenciye uygulanmıştır. Uygulamalar 2017-2018 eğitim-öğretim döneminde gerçekleştirilmiştir. Uygulama öncesinde Ankara il milli eğitim müdürlüğünden testin uygulanmasına ilişkin gerekli izinler alınmıştır (EK 6). Uygulama araştırmacı tarafından yürütülmüştür. Uygulama süresi yaklaşık olarak bir ders saatidir.

3.5. Verilerin Analizi

Araştırmanın amacı doğrultusunda geliştirilen 9. sınıf denklem ve eşitsizlikler matematik testi beş seçenekli 26 çoktan seçmeli maddeden oluşmaktadır. Maddelerin puanlanmasında 0-1 puanlama yöntemi kullanılmıştır. Öğrencilere, maddelere vermiş oldukları doğru cevap için 1 puan, yanlış cevap için 0 puan verilmiştir. Daha sonra maddelerle nitelikler arasındaki ilişki belirlenmeye çalışılmıştır. Bu amaç doğrultusunda, bilişsel tanı modelleri için gerekli olan madde ile nitelik ilişkisini gösteren Q-matrisi dört uzmanın ortak görüşüne göre oluşturulmuştur.

Çalışmada veriler toplandıktan sonra model veri uyumu farklı bilişsel tanı modellerine göre incelenerek verinin hangi modelde daha iyi uyum sergilediği belirlenmeye çalışılmıştır. DINA, DINO, LCDM ve G-DINA modellerine göre uzman kanısına dayalı olarak oluşturulan Q-matrisinden elde edilen -2LL, AIC, BIC, CAIC ve SABIC bağıl model veri uyumu değerleri ve RMSEA ve SRMSR mutlak uyum değerleri Tablo 13’de yer almaktadır.

Tablo 13

Uzman Kanısına Dayalı Olarak Oluşturulan Q-matrisi İçin Modellere Göre Model Veri Uyumu Karşılaştırması

Model	-2LL	AIC	BIC	CAIC	SABIC	RMSEA	SRMSR	Sınıflama Doğruluğu
GDINA	19491,19	19717,19	20233,38	20346,38	19874,58	0,050	0,075	0,86
LCDM	19491,20	19717,20	20233,40	20346,40	19874,59	0,050	0,075	0,86
DINA	19858,26	20024,26	20403,41	20486,41	20139,87	0,062	0,065	0,83
DINO	19991,09	20157,09	20536,24	20619,24	20272,70	0,061	0,070	0,77

Tablo 13 incelendiğinde en küçük -2LL, AIC, BIC, CAIC, SABIC değerine sahip olan G-DINA ve LCDM modellerinin, DINA ve DINO modele göre veriye daha iyi uyum sağladığı,

daha düşük RMSEA değerine sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca G-DINA ve LCDM modellerinin, DINA ve DINO modele göre daha yüksek sınıflama doğruluğuna sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla çalışmada analizler G-DINA model üzerinden gerçekleştirilmiştir.

Bilişsel tanı modelleri analizleri sonucunda madde istatistikleri, bireysel istatistikler ve grup istatistikleri olmak üzere üç çeşit çıktı elde edilmektedir. Madde istatistikleri yardımıyla madde kalitesi değerlendirilebilmekte ve madde ile nitelik uyumunu gösteren Q-matrisinin geçerliği incelenebilmektedir. Çalışma kapsamında madde istatistikleri olarak, delta parametreleri ve buna bağlı olarak hesaplanan gizil sınıflar için başarı olasılıkları, tahmin (g), kaydırma (s) ve madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve G-DINA madde ayırt edicilik indeksi (GDI) değerleri hesaplanmıştır. Önceden de belirtildiği gibi kaydırma parametresi madde için gerekli tüm niteliklere sahipken maddeyi yanlış cevaplama olasılığını, tahmin parametresi ise madde için gerekli niteliklerden en az birine sahip değil iken maddeyi doğru cevaplama olasılığını göstermektedir. Dolayısıyla g ve s parametrelerinin sıfıra yakın değerler alması istenmektedir. Ancak literatürde kabul edilebilir g ve s değerinin ne olması gerektiği ile ilgili olarak önerilen bir kritere de rastlanamamıştır. Benzer şekilde IDI ve GDI madde ayırt edicilik değeri için de literatürde önerilen bir değerlendirme kriterine rastlanamamıştır.

Bireysel istatistikler yardımıyla öğrencilerin sahip olduğu nitelikleri değerlendirmek için nitelik profilleri oluşturularak bireysel dönütler verilebilmektedir. Çalışma kapsamında bireysel istatistik olarak öğrencilerin her bir niteliğe sahip olma olasılığı ve MLE (maximum likelihood estimation), EAP (expected a priori) ve MAP (maximum a priori) yöntemlerine göre öğrencilerin nitelik profilleri hesaplanmıştır. Bir öğrenci için örnek tanılayıcı puanlama raporu oluşturulmuştur.

Grup istatistikleri yardımı ile grubun genel özellikleri incelenebilmektedir. Çalışma kapsamında grup istatistiği olarak grubun ilgili niteliğe sahip olma oranı ve örtük sınıflarda

yer alma durumları incelenmiştir. Bireysel ve grup istatistikleri yardımıyla öğrenci ve öğretmenler için ayrıntılı tanılayıcı bilgiler sunulabilmektedir.

Çalışma kapsamında Q-matris modifikasyon yöntemi olarak yapısal eşitlik modeli önerilmiştir. Testte yer alan maddeler gözlenen değişken ve test tarafından ölçülmesi amaçlanan beş nitelik ise gizil değişken olarak tanımlanmıştır. Tüm maddelerin beş nitelikte de ilişkili olabileceği varsayılarak model oluşturulmuştur. Modelin test edilme aşamasında herhangi bir sınırlama konulmamış olup serbest kestirim yapılmıştır. Model kestirimi Mplus yazılımıyla gerçekleştirilmiştir. Elde edilen modelden Q-matrisinde yapılacak olan iyileştirmeleri/modifikasyonları belirlemek için iki aşama izlenmiştir. Birinci aşamada niteliklerdeki (faktör) maddelerin t değerlerinin anlamlılık durumları incelenmiştir. Anlamlı olmayan maddeler değerlendirmeye alınmamıştır. İkinci aşamada ise maddelerin faktör yük değeri 0,30 kriterine göre değerlendirilmiştir (Floyd & Widaman, 1995). Niteliklerde anlamlı olan maddelerden faktör yük değeri 0,30 ve üzeri olan maddelerin Q-matrisi girdisinde “0” değerini “1” değerine dönüştürme için; faktör yük değeri 0,29 ve altı olan maddeler ise Q-matrisi girdisinde “1” değerini “0” değerine dönüştürmede kullanılmıştır.

Daha sonra önerilen YEM Q-matris modifikasyon yöntemine göre elde edilen sınıflama doğrulukları ve uyuşma oranları PVAF ve Stepwise Wald Q-matris modifikasyon yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Ayrıca YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemine göre elde edilen Q-matrislerin G-DINA model veri uyumları incelenmiştir. Benzer şekilde uzman kanısına dayalı oluşturulan Q-matrisi (UZMAN), YEM’e göre önerilen modifikasyonlu Q-matrisi (YEM) ve YEM’e göre önerilen modifikasyonların dört uzman kanısı ile birlikte ele alınarak oluşturulan (YEM+4UZMAN) Q-matrisi kullanılarak G-DINA modele göre kestirilen uyum değerleri, uyuşma oranları, madde parametreleri karşılaştırılmalı olarak incelenmiş ve bu üç Q-matrisine göre kestirilen sınıflama doğrulukları karşılaştırılmıştır. Çalışmada incelenen tüm sınıflama doğrulukları nitelik düzeyinde sınıflama doğruluğu (Wang, Song, Chen, Meng & Ding, 2015), test düzeyinde ve gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğruluğu (Iaconangelo, 2017) açısından incelenmiştir. Ayrıca gizil sınıf/nitelik profili

düzeyinde elde edilen sınıflama doğrulukları arasındaki farklılık istatistiksel anlamlılık açısından da incelenmiştir.

BTM analizi RStudio programında “GDINA” paketi 2.7.3 versiyonu (Ma & de la Torre, 2019b) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. BTM analizleri için GDINA paketin seçilmesinde Rupp ve van Rijn (2018) R yazılımında CDM ve GDINA paketi karşılaştırdığı çalışması etkili olmuştur. Rupp ve van Rijn (2018) çalışması sonucunda GDINA paketini önermiş ve bazı gerekçeler sunmuştur. Bunlardan ilki, paketin geliştirilmesinde yer alan ekibin özellikle Dr. de la Torre’nin uzun yıllar bu modellerle ilgili çalışmış olması ve tecrübe sahibi olmasıdır. Bir diğeri ise ilki ile bağlantılı olarak paketin önümüzdeki yıllarda revize edilmeye devam edecek olmasıdır. Son olarak ise kullanıcı dostu ara yüzü sayesinde bilim insanlarının kolayca analizi yapabilecek olmasıdır.

GDINA pakette G-DINA modele özgü olan madde düzeyinde model seçimi ve Stepwise Wald testi (Q-matris modifikasyon önerisi) LCDM model için yapılamamaktadır. Dolayısıyla çalışmada G-DINA model kullanımı tercih edilmiştir. Ancak GDINA pakette madde düzeyinde model seçimi ve Stepwise Wald testi dışındaki diğer analizlerden elde edilen değerler LCDM ve G-DINA model için birebir aynı çıkmaktadır. Dolayısıyla bu iki analiz dışındaki, araştırma sorularında yer alan analiz çıktıları aynı zamanda LCDM model çıktısı olarak düşünülebilir. Çalışmada kullanılan LCDM/G-DINA modele ait örnek R kodları EK 7’de ve GDINA paketin grafiksel kullanıcı ara yüzü (Shiny R) ekran görüntüleri ise EK 8’de yer almaktadır.

BTM Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

Bağıl uyum indeksleri

Çalışmada veriye en iyi uyum sergileyen Q-matrisinin ve modelin belirlenmesine bağlı model uyum indeksleri Akaike information criterion (AIC; Akaike, 1987), Bayesian

information criterion (BIC; Schwarz, 1976), Consistent AIC (CAIC; Bozdogan,1987) ve Sample size adjusted BIC (SABIC; Sclove, 1987) kullanılmıştır. Bu değerlere ait hesaplama formülleri ise Tablo 14’de sunulmuştur (Tofighi & Enders, 2008).

Tablo 14

BTM Bağlı Uyum İndeksleri

Deviance(-2LL)	= - 2 x log-likelihood
Akaike information criterion (AIC)	= - 2LL + 2p
Bayesian information criterion (BIC)	= - 2LL + p ln(N)
Consistent AIC (CAIC)	= - 2LL+ p (ln(N)+1)
Sample size adjusted BIC (SABIC)	= - 2LL + p ln(N ¹)

LL:log-likelihood, p:parametre sayısı, N:örneklem büyüklüğü; N¹=(N+2)/24

Model veri uyumunun değerlendirilmesinde -2LL, AIC ve BIC değerinin daha küçük olanının veriye daha iyi uyum sağladığı belirtilmektedir (Chen, de la Torre & Zhang, 2013; De Ayala, 2009, s.141). Benzer şekilde bilgiye dayalı model uyum indeksleri AIC, BIC, CAIC, SABIC’in daha düşük değerleri modeldeki iyileşmeye işaret etmektedir (Tofighi & Enders, 2008). Ancak çalışmada tüm indekslerde en küçük değerin aynı modeli işaret etmediği durumlarda ise model seçim kriteri olarak BIC değeri kullanılmıştır. Chen, de la Torre ve Zhang (2013) BTM modelinin bilinmediği veya Q-matrisinin yanlış tanımlandığı durumlarda BIC değerinin -2LL ve AIC değerine göre model seçiminde daha başarılı olduğu sonucuna ulaşmıştır. Ayrıca Luo vd. (2010) çalışmasında BIC değerinin yüksek doğruluk ve hassasiyeti nedeniyle en uygun model seçim kriteri olduğunu belirtmiştir. Benzer şekilde Kalkan (2016) çalışmasında BIC uyum istatistiği değerinin AIC uyum istatistiği değerinden daha tutarlı sonuçlar verdiğini belirtmiştir. Ek olarak, yapılan bazı çalışmalarda BIC’in doğru modelin tanımlanması açısından AIC’ten daha üstün olduğu bulunmuştur (Bozdogan,1987; Li vd., 2009; Nylund vd., 2007; Schwarz, 1978). Bu nedenle çalışmada en küçük BIC değerine sahip Q-matrisi ya da modelin veriye daha iyi uyum sağladığı görüşü benimsenmiştir. Buna ek olarak model veri uyumunun istatistiksel olarak test edilmesi amacıyla olabilirlik oran testi (likelihood ratio; LR) de kullanılmıştır.

Olabilirlik Oran Testi (LR)

Olabilirlik oran testi model parametrelerinin azaltılmasıyla bir modelin özel bir durumu olarak elde edilebilen indirgenmiş/sadeleştirilmiş modellerin daha gelişmiş modellere model veri uyumunun karşılaştırılmasında kullanılabilir. Olabilirlik oran testi iki modelin log-olabilirlik değerlerini karşılaştırır. Burada yokluk hipotezi “indirgenmiş modelin model veri uyumu, doymuş (saturated) model kadar iyidir” şeklinde iken alternatif hipotez ise “İki model eş değer değildir” şeklindedir. Yani, eğer alternatif hipotez kabul edilirse modelde basitleştirmeye ihtiyaç yoktur ve doymuş modelin daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu anlamına gelir. “S” daha karmaşık/gelişmiş modeli ve “R” ise indirgenmiş/sadeleştirilmiş modeli gösterebilir. Bu iki model için log-likelihood (LL) değerleri hesaplanır. Daha sonra bu değerler kullanılarak aşağıdaki formül ile LR testi hesaplanır:

$$LR = [-2LL^{(R)}] - [-2LL^{(S)}]$$

LR istatistiği serbestlik derecesine (df) göre ki-kare dağılımına sahiptir. Serbestlik derecesi ise

$$sd = df^{(S)} - df^{(R)}$$

şeklinde hesaplanır. Elde edilen LR istatistiği serbestlik derecesine göre ki-kare tablosu referans alınarak değerlendirilir (Ma & de la Torre, 2019b).

Mutlak Uyum İndeksleri

Model seçimi yapılmayacağı genel durumlarda ise model uyumu değerlendirmek için mutlak uyum indeksleri M_2 , $RMSEA$ ve $SRMSR$ ((the Standardized Root Mean Squared Residual) incelenmiştir. İyi uyum için M_2 istatistiğinin manidar olmaması beklenir, ancak M_2 istatistiği en ufak model veri uyumsuzluklarına karşı duyarlıdır. Bu sebeple genel olarak model uyumunun olmadığını gösteren sonuçlar sunar. Bu nedenle M_2 istatistiğinin $SRMSR$ (the Standardized Root Mean Squared Residual) değerleriyle birlikte raporlanması gerektiği

belirtilmiştir (De Ayala, 2009, s. 142; Maydeu-Olivares & Joe, 2014). SRMR ve RMSEA değerlendirme kriteri olarak SRMR değerinin 0,08'den ve RMSEA değerinin 0,06'dan küçük olması iyi uyum göstergesi olarak kullanılmıştır (Hu & Bentler, 1999).

Madde Düzeyinde Model Seçimi

Madde düzeyinde model seçimi ile maddelerin birden fazla niteliği ölçtüğü durumlarda doymuş (saturated) G-DINA model yerine, G-DINA modelin kapsadığı indirgenmiş DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modellerinden ilgili maddeye daha iyi uyum sergileyen model seçilerek modelin sadeleştirilmesi sağlanabilmektedir.

Madde düzeyinde sadeleştirilmiş model seçiminde Wald testi yardımıyla doymuş G-DINA model ve indirgenmiş model karşılaştırılmaktadır. Wald testi ile " H_0 : İndirgenmiş model veriye doymuş G-DINA model kadar iyi uyum sağlar." ve " H_1 : İndirgenmiş model veriye doymuş G-DINA modelden daha kötü uyum sergiler." hipotezleri test edilmektedir. Wald testi tarafından seçilen modeller doymuş G-DINA modelden daha iyi nitelik profili kestirimi üretmeye eğilimlidir (Ma & de la Torre, 2019a). Wald testi (Wald, 1943) istatistiklerde yaygın olarak kullanılan bir hipotez testidir. BTM modellerinde Wald testi ise G-DINA model ile G-DINA modelin kapsadığı indirgenmiş BTM modellerini karşılaştırmak için kullanılabilmektedir (de la Torre, 2011; de la Torre, & Chiu, 2016; Ma, Iaconangelo & de la Torre, 2016; Ma & de la Torre, 2019c).

İlk olarak her bir sadeleştirilmiş DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modelleri için test istatistikleri hesaplanmaktadır. Daha sonra elde edilen test istatistikleri önceden belirlenen alfa anlamlılık düzeyi (0,05) ile karşılaştırılarak, ilgili maddenin sadeleştirilmiş modele uyum sağlayıp sağlamadığına karar verilmektedir. Sadeleştirilmiş modeller için hesaplanan test istatistikleri önceden belirlenen alfa anlamlılık düzeyinden küçük ise ilgili sadeleştirilmiş modelin maddeye uyum sağlamadığına karar verilmektedir. Bir madde için tüm sadeleştirilmiş modellerin maddeye uyum sağlamadığı belirlenirse, ilgili madde için en

iyi model olarak G-DINA model kullanılmaktadır. Eğer en az bir sadeleştirilmiş model ilgili madde için anlamlı bulunmuşsa en iyi modeli seçmek için iki farklı kural uygulanabilmektedir (Ma & de la Torre, 2019b). Bu kurallar (1) daha basit model ve (2) 0,05 alfa düzeyinde en büyük p değeri kuralıdır ve aşağıda detaylı olarak açıklanmaktadır.

Kural 1: Daha basit model

Eğer (a) DINA veya DINO model anlamlı bulunan modellerden birisiyse, daha büyük p değerine sahip DINA veya DINO model en iyi model olarak seçilmektedir. Ancak (b) hem DINA hem de DINO modelin ilgili maddeye uyum sağlamadığı belirlenirse, en büyük p değerine sahip sadeleştirilmiş model ilgili madde için en iyi model olarak seçilmektedir. Ek olarak, eğer birden çok sadeleştirilmiş model için hesaplanan p değeri 0,05'ten büyük olduğunda (maddeye iyi uyum sağladığında), A-CDM, LLM ve R-RUM modellerinden daha büyük p değerine sahip olup olmadıklarına bakılmaksızın DINA ve DINO modelleri daha sade olmaları nedeniyle tercih edilmektedir (Ma & de la Torre, 2019b). Bu prosedürler ilk olarak Ma, Iaconangelo ve de la Torre (2016) tarafından önerilmiştir.

Kural 2: En büyük p değeri

En büyük p değerine sahip sadeleştirilmiş model en uygun model olarak seçilmektedir (Ma & de la Torre, 2019b). Ayrıca hesaplanan tüm p değerlerinde Holm (1979) düzeltmesi kullanılmaktadır.

BÖLÜM IV

BULGULAR VE YORUM

Bu bölümde, araştırma sürecinde toplanan veriler ile elde edilen bulgu ve yorumlara yer verilmiştir. Her bir alt problem sırasıyla ele alınmıştır.

4.1. Birinci Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 1: Uzman görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinde birden fazla nitelik ile ilişkili olan maddeler için madde düzeyinde tanımlanmış en uygun model nedir?

Uzman Q-matrisinde maddenin birden fazla niteliği ölçtüğü durumlar için doymuş G-DINA modele göre parametre sayısı daha az olan indirgenmiş/sadeleştirilmiş DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modellerinden hangisinin madde düzeyinde daha iyi uyum gösterdiği incelenmiştir.

Bir niteliği ölçen maddeler için ise herhangi bir inceleme yapılmamış olup madde düzeyinde model seçimi olarak G-DINA model kullanılmıştır. Tablo 15’de birden fazla niteliği ölçen maddelere ait Wald değeri ve p değeri yer almaktadır.

Tablo 15

Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisine Ait Sadeleştirilmiş Modellere Göre Madde Seçimi İçin

Wald Testi ve p değerleri

Madde		DINA	DINO	A-CDM	LLM	R-RUM
M2	Wald <i>p</i>	348,32 (0,000)	7,27 (0,026)	0,23 (0,630)	0,00 (0,998)	0,00 (0,998)
M6	Wald <i>p</i>	122,53 (0,000)	0,84 (0,656)	23,02 (0,000)	8,97 (0,003)	27,32 (0,000)
M7	Wald <i>p</i>	42,92 (0,000)	16,97 (0,009)	6,44 (0,169)	3,99 (0,407)	4,18 (0,382)
M8	Wald <i>p</i>	21,27 (0,000)	236,70 (0,000)	0,43 (0,514)	0,00 (0,999)	0,00 (0,988)
M9	Wald <i>p</i>	56,77 (0,000)	4,27 (0,118)	3,33 (0,068)	4,50 (0,034)	4,34 (0,037)
M13	Wald <i>p</i>	19,25 (0,000)	20,21 (0,000)	0,36 (0,551)	0,22 (0,643)	1,04 (0,308)
M17	Wald <i>p</i>	3,12 (0,210)	4,81 (0,091)	0,05 (0,822)	0,01 (0,906)	0,06 (0,808)
M18	Wald <i>p</i>	7,50 (0,024)	4,18 (0,123)	0,14 (0,710)	0,04 (0,839)	0,00 (0,950)
M19	Wald <i>p</i>	10,78 (0,005)	21,15 (0,000)	1,16 (0,281)	0,00 (0,958)	3,46 (0,063)
M21	Wald <i>p</i>	182,38 (0,000)	34,48 (0,000)	3,57 (0,059)	0,67 (0,413)	5,20 (0,023)
M22	Wald <i>p</i>	3,25 (0,197)	28,07 (0,000)	12,34 (0,000)	0,00 (0,994)	0,00 (0,994)
M23	Wald <i>p</i>	57,89 (0,000)	20,18 (0,000)	0,61 (0,435)	0,63 (0,429)	0,79 (0,374)
M26	Wald <i>p</i>	51,38 (0,000)	30,75 (0,000)	1,38 (0,240)	0,04 (0,849)	0,00 (0,969)

Madde düzeyinde model seçim kuralları göz önünde bulundurularak Tablo 15’de yer alan p değerlerine göre her bir maddenin uyumluluğu oldu sadeleştirilmiş modele karar verilmiştir. Örneğin, M17 için tüm sadeleştirilmiş modellerin maddeye uyumlu olduğu görülmektedir. Madde düzeyinde model seçiminde kullanılan *daha basit model* kuralına göre M17 için “DINA” model en uygun model olarak seçilmiştir.

Tablo 16’da maddeler için seçilen sadeleştirilmiş modellere ve bir nitelik ile ilişkili olduğu için model seçimi yapılmayan doğrudan G-DINA modelin kullanıldığı maddeler birlikte sunulmuştur.

Tablo 16

Madde Düzeyinde Model Seçimi

Madde	Model	<i>p</i> değeri
M1	GDINA	
M2	R-RUM	0.998
M3	GDINA	
M4	GDINA	
M5	GDINA	
M6	DINO	0.656
M7	LLM	0.407
M8	LLM	0.999
M9	DINO	0.118
M10	GDINA	
M11	GDINA	
M12	GDINA	
M13	LLM	0.643
M14	GDINA	
M15	GDINA	
M16	GDINA	
M17	DINA	0.210
M18	DINO	0.123
M19	LLM	0.958
M20	GDINA	
M21	LLM	0.413
M22	DINA	0.197
M23	A-CDM	0.435
M24	GDINA	
M25	GDINA	
M26	R-RUM	0.969

Tablo 16 incelendiğinde testte yer alan 26 maddeden 13 maddenin tek bir niteliği ölçtüğü ve kalan 13 maddenin ise birden fazla niteliği ölçtüğü görülmektedir. Tablo 17’de modellere göre testte yer alan 26 maddenin dağılımı yer almaktadır.

Tablo 17

Modellere Göre Maddelerin Dağılımı

Model	Madde No	Toplam
G-DINA	1,3,4,5,10,11,12,14,15,16,20,24,25	13
LLM	7,8,13,19,21	5
DINO	6,9,18	3
DINA	17,22	2
R-RUM	2,26	2
A-CDM	23	1

Tablo 17 incelendiğinde bir niteliği ölçen madde 1, 3, 4, 5, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 20, 24, 25 için G-DINA model, birden fazla niteliği ölçen madde 7, 8, 13, 19, 21. maddeler için LLM modeli, madde 6, 9, 18 için DINO model, madde 17, 22 için DINA model, madde 2, 26 için R-RUM model ve madde 23 için ise A-CDM modeli madde düzeyinde en uygun model olarak belirlenmiştir. Madde düzeyinde model seçiminde birden fazla niteliği ölçme durumunda, 5 madde ile en fazla LLM model, en az ise 1 madde ile A-CDM model madde düzeyinde seçilmiştir.

Uzman Q-matrisinde maddelerin birden fazla niteliği ölçtüğü durumlar için madde düzeyinde model seçimi belirlendikten sonra, her bir madde için belirlenen model tanımlanmış ve bu tanımlanan model, bütün maddelerin G-DINA model ile analiz edildiği durum ile uyumu karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Tablo 18’de madde düzeyinde tanımlanmış modele ve G-DINA modele ait mutlak uyum indeksi değerleri yer almaktadır.

Tablo 18

Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisi İçin Madde Düzeyinde Tanımlanmış Model ve G-DINA Mutlak Uyum İndeksleri

Model	M₂	df	p	RMSEA (%90 GA)	SRMSR
Tanımlanmış Model	749,422	259	0,000	0,052 (0,047-0,056)	0,075
G-DINA Model	669,136	238	0,000	0,050 (0,046-0,055)	0,075

Tablo 19 incelendiğinde Tanımlanmış ve G-DINA model için M_2 istatistiği manidardır ($p < 0,05$). İyi uyum için M_2 istatistiğinin manidar olmaması beklenir, ancak M_2 istatistiği en ufak model veri uyumsuzluklarına karşı duyarlıdır ve bu sebeple genel olarak model

uyumunun olmadığını gösteren sonuçlar sunar. Bu nedenle M_2 istatistiğinin SRMSR (the Standardized Root Mean Squared Residual) değerleriyle birlikte raporlanması gerektiği belirtilmiştir (De Ayala, 2009, s. 142; Maydeu-Olivares & Joe, 2014). Tablo 18 incelendiğinde tanımlanmış model için RMSEA (%90GA)=0,052 (0,047-0,056); G-DINA model için RMSEA (%90GA)=0,050 (0,046-0,055) olup birbirine çok yakındır. Benzer şekilde Tanımlanmış ve G-DINA model için SRMSR=0,075 olup aynıdır. Hu ve Bentler (1999)’e göre SRMR değerinin 0,08’den ve RMSEA değerinin 0,06’dan küçük olması iyi uyumu gösterdiğini belirtilmiştir. Buna göre Tanımlanmış ve G-DINA model için kestirilen mutlak uyum değerleri istenilen düzeydedir.

Hangi modelin veriye daha iyi uyum sağladığını belirlemek için bağıl model uyum değerleri incelenmiş ve LR testi yardımıyla “İndirgenmiş model veri uyumunun doymuş (saturated) model kadar iyidir.” hipotezi test edilmiştir. LR testinde alternatif hipotez ise “iki model eşdeğer değildir (basitleştirme gerekçeli değildir)” şeklindedir. Madde düzeyinde tanımlanmış model ve G-DINA model için elde edilen bağıl uyum indeksleri ve LR testi sonuçları Tablo 19’da yer almaktadır.

Tablo 19

Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisi İçin Model Veri Uyumu Karşılaştırması

Model	-2LL	AIC	BIC	CAIC	SABIC	Parametre Sayısı	χ^2	sd	p
G-DINA	19491,19	19717,19	20233,38	20346,38	19874,58	113	42,99	21	<0,01
Tanımlanmış Model	19534,18	19718,18	20138,45	20230,45	19846,32	92			

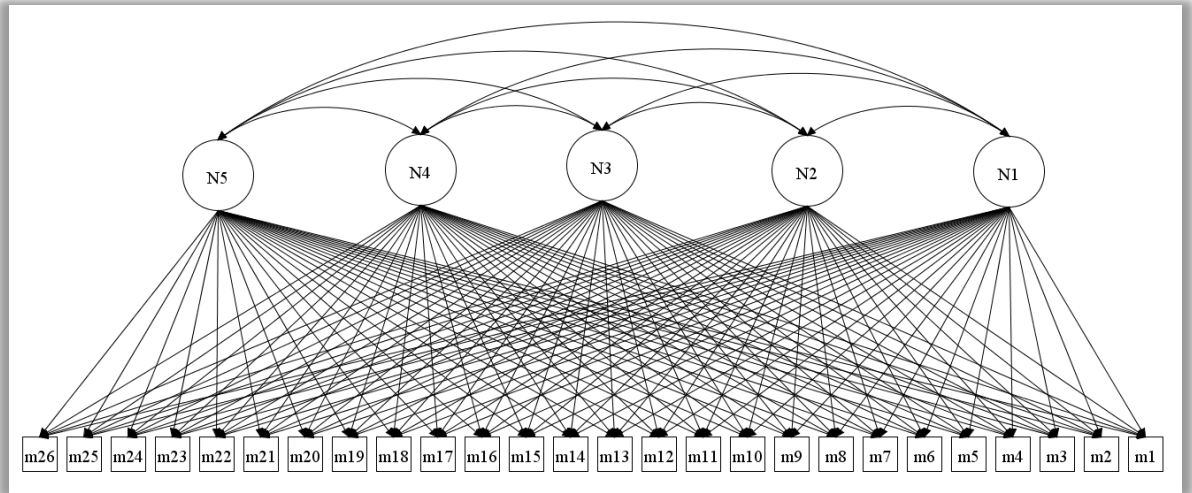
Tablo 19 incelendiğinde iki modelin AIC değerlerinin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. AIC değerine göre G-DINA model, BIC değerine göre ise madde düzeyinde tanımlanmış modelin veriye daha iyi uyum sağladığı görülmektedir. Ancak LR testi sonucunun anlamlı olduğu ($p < 0,01$) yani iki modelin benzer/eş olmadığı görülmektedir. Yani Wald testi yardımıyla madde düzeyinde tanımlanmış model G-DINA model kadar veriye iyi uyum sağlamamaktadır.

Genel olarak bakıldığında ise tanımlanmış modele ait mutlak uyum değerleri G-DINA model ile yaklaşık olarak aynıdır. LR testi sonucuna göre daha fazla bilgi sağlayan ve daha gelişmiş model olan G-DINA model madde düzeyinde tanımlanmış modelden daha iyi model veri uyumuna sahiptir.

4.2. İkinci Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 2a: Yapısal Eşitlik Modeline Göre Oluşturulan Q-matris Modifikasyonu nasıldır?

Bu alt problem kapsamında yapısal eşitlik modellemesinden yararlanılarak Q-matrisinin girdilerinin daha hatasız olmasını sağlamak amacıyla yapılabilecek modifikasyonları belirlemek için alternatif bir yöntem sunulmaya çalışılmıştır. Bu kapsamda ilk olarak Şekil 12’de yer alan model kurularak test edilmiştir.



Şekil 12. Test edilen YEM modeli

Şekil 12 incelendiğinde test edilen açımlayıcı modeldeki gözlenen değişkenlerin, testte yer alan maddeler olduğu, örtük/gizil değişkenlerin ise test tarafından ölçülmesi amaçlanan beş nitelik olduğu görülmektedir. Gözlenen değişken olan maddeler kategorik tanımlanmış ve tüm maddelerin beş nitelikle de ilişkili olabileceği varsayılarak model oluşturulmuştur.

Modelin test edilme aşamasında herhangi bir sınırlama konulmamış olup serbest kestirim yapılmıştır.

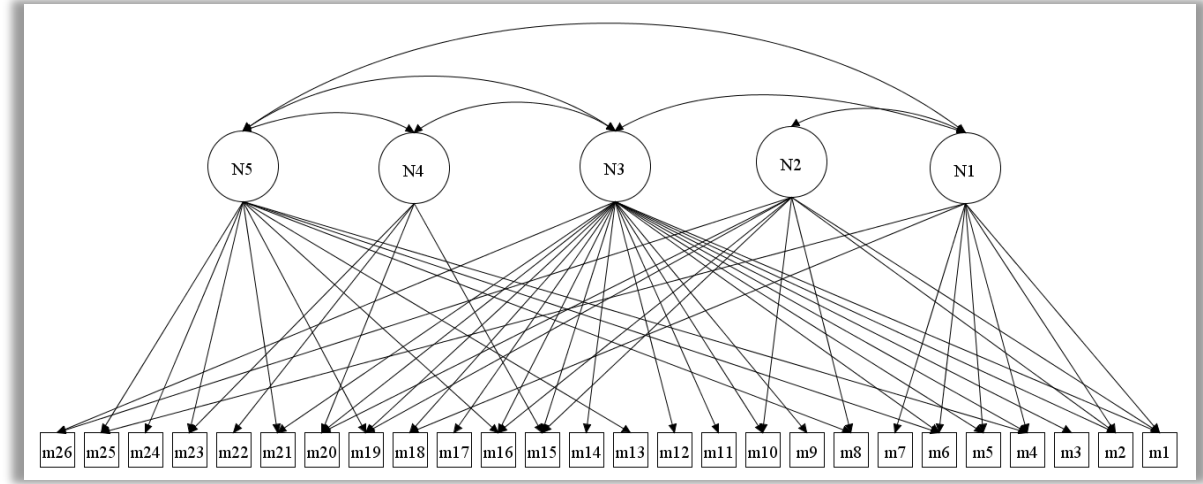
Test edilen modele ait uyum indeksleri $\chi^2 = 291,004$ (N=712, sd=205, p=,0001); (χ^2 /sd)=1,420; CFI=0,992; TLI=0,987; WRMR=0,699 ve RMSEA=0,024 (0,018-0,030) şeklindedir. Elde edilen uyum indeksleri modelin veriye iyi düzeyde uyum sergilediğini göstermektedir. Açıklayıcı modele ait standartlaştırılmış faktör yükleri Tablo 20’de yer almaktadır.

Tablo 20

Standartlaştırılmış Faktör Yük Değerleri

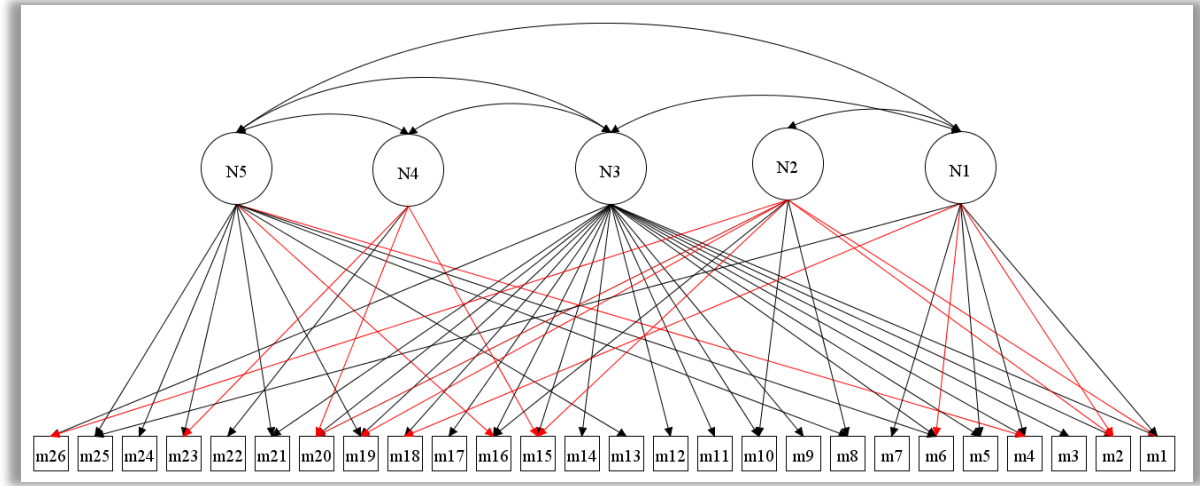
Madde	N1	N2	N3	N4	N5
M1	0.33	0.10	0.70	-0.02	0.06
M2	0.25	0.13	0.72	0.00	0.04
M3	0.05	0.03	0.37	0.08	0.10
M4	0.48	0.00	0.61	-0.02	-0.18
M5	0.46	-0.03	0.64	0.01	0.03
M6	0.18	0.06	0.33	-0.06	0.42
M7	0.46	-0.01	0.04	0.11	0.14
M8	0.01	0.93	-0.02	-0.03	0.28
M9	0.06	-0.11	0.48	-0.09	0.13
M10	0.01	0.87	0.31	0.03	-0.04
M11	0.01	-0.01	0.88	0.02	-0.02
M12	-0.17	0.02	0.98	0.04	0.00
M13	0.00	0.05	0.13	-0.02	0.51
M14	0.05	-0.03	0.48	0.08	0.01
M15	0.18	-0.19	0.43	0.17	-0.03
M16	-0.01	0.32	0.30	0.04	0.21
M17	-0.09	-0.02	0.49	0.13	-0.01
M18	-0.28	0.01	0.68	-0.01	-0.02
M19	-0.02	-0.10	0.46	-0.05	0.41
M20	-0.01	-0.14	0.30	0.17	0.14
M21	-0.03	0.00	0.32	0.01	0.58
M22	0.00	0.02	0.01	1.00	0.01
M23	0.03	-0.05	-0.01	0.23	0.54
M24	0.04	-0.02	0.12	0.05	0.60
M25	0.28	0.05	-0.03	0.09	0.56
M26	-0.01	-0.25	0.42	-0.01	0.13

Elde edilen modelden Q-matrisinde yapılacak olan iyileştirmeleri/modifikasyonları belirlemek için iki aşama izlenmiştir. Birinci aşamada niteliklerdeki (faktör) maddelerin faktör yüklerinin anlamlılık durumları incelenmiştir. Anlamlı olmayan maddeler faktörle ilişkilendirilmemiş dolayısıyla da değerlendirmeye alınmamıştır. Şekil 13’de niteliklerde (faktör) anlamlı olan maddeler yer almaktadır.



Şekil 13. Niteliklerde anlamlı olan test maddelerinin yer aldığı model

İkinci aşamada ise maddelerin faktör yük değeri 0,30 kriterine göre değerlendirilmiştir (Floyd & Widaman, 1995). Niteliklerde anlamlı olan maddelerden faktör yük değeri 0,30 ve üzeri olan maddelerin Q-matrisi girdisinde “0” değerini “1” değerine dönüştürme için; faktör yük değeri 0.29 ve altı olan maddeler ise Q-matrisi girdisinde “1” değerini “0” değerine dönüştürmede kullanılmıştır. Belirlenen faktör yükü kriterine göre farklılaşan maddeler Şekil 14’te farklı renklerle çizilen oklar ile gösterilmektedir.



Şekil 14. Niteliklerde anlamlı olan test maddelerinin dönüşümü

Şekil 14 incelendiğinde nitelikte anlamlı p değerine sahip maddelerin bazılarında, niteliklerden (faktörlerden) maddelere çizilen okların kırmızı bazılarında ise siyah olduğu görülmektedir. Kırmızı oklar, faktör yük değerlerinin 0,29 ve altında olduğunu ve Q-matrisi girdisinde ilgili maddeye ait girdinin 1 ise 0'a dönüştürülmesi gerektiğini (Q-matris girdisi eğer 0 ise herhangi bir işleme gerek olmadığını) ifade etmektedir. Siyah oklar ise o maddelerin faktör yük değerinin 0,30 ve üzerinde olduğunu ve Q-matrisinde ilgili maddeye ait girdinin 0 ise 1'e dönüştürülmesi gerektiğini (Q-matris girdisi eğer 1 ise herhangi bir işleme gerek olmadığını) ifade etmektedir. Tablo 21'de ise Q-matrisinde yer alan maddelerin hangi niteliklerinde 0 girdisinin 1'e dönüştürülmesi gerektiği ya da 1 girdisinin 0'a dönüştürülmesi gerektiği yer almaktadır.

Tablo 21

Maddeler için Nitelik Girdisi Dönüşümü

Nitelikler	0 girdisini 1'e dönüştürme önerisi	1 girdisini 0'a dönüştürme önerisi
N1	1,4,5,7,25	2,6,18
N2	8,10,16	1,2,15,19,20,26
N3	1,2,3,4,5,6,9,10,11,12,14,15,16,17,18,19,20,21,26	-
N4	22	15,20,23
N5	6,8,13,19,21,23,24,25	4,16

Tablo 21 incelendiğinde en çok Q-matrisindeki 0 girdisinin 1'e dönüştürülmesi önerisinin N3 niteliğinde, en az ise N4 niteliğinde olduğu görülmektedir. Q-matrisindeki 1 girdisinin 0'a dönüştürülmesi önerisi en çok N2 niteliğinde, en az ise N5 niteliğinde olduğu görülmektedir. Ayrıca sadece N3 niteliği için 1 girdisinin 0 girdisine dönüştürme önerisi bulunmamaktadır. Ancak Tablo 21'de yer alan tüm maddelerde değişiklik yapılmamıştır. 0 girdisini 1'e dönüştürme önerisinde yer alan maddelerin bazı Q-matris girdileri zaten 1'dir. Benzer şekilde Tablo 21'de 1 girdisini 0'a dönüştürme önerisinde yer alan maddelerin bazı Q-matrisi girdileri zaten 0'dır. Tablo 22'de uzmanların ortak görüşüne göre oluşturulan Q-matrisinde YEM analizi sonucuna göre yapılan modifikasyon önerileri yer almaktadır.

Tablo 22

YEM'e Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri

4 Uzman Ortak Görüşü						YEM				
Madde	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5
M1	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0
M2	1	1	0	0	0	0*	0*	1*	0	0
M3	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0
M4	0	1	0	0	0	1*	1	1*	0	0
M5	0	0	1	0	0	1*	0	1	0	0
M6	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1*
M7	0	1	1	0	1	1*	1	1	0	1
M8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1*
M9	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0
M10	0	1	0	0	0	0	1	1*	0	0
M11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M12	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M13	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
M14	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M15	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M16	0	0	1	0	0	0	1*	1	0	0
M17	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0
M18	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0
M19	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1*
M20	0	0	0	1	0	0	0	1*	0*	0
M21	0	1	0	1	0	0	1	1*	1	1*
M22	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1
M23	0	1	0	1	0	0	1	0	0*	1*
M24	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
M25	0	0	0	0	1	1*	0	0	0	1
M26	0	1	0	0	1	0	0*	1*	0	1

Tablo 22 incelendiğinde (*) ile belirtilen değerlerde UZMAN Q-matrisinde YEM'e göre ilgili nitelikte modifikasyon yapılması önerilmektedir. Buna göre YEM Q-matris modifikasyon önerisi incelendiğinde teste yer alan 26 maddeden 16 madde için Q-matris girdisinde değişiklik yapılması önerilmektedir. Önerilen değişiklik sayısının 10 madde için 1 adet, 5 madde için 2 adet ve 1 madde için 3 adet olduğu görülmektedir. Q-matris girdisindeki önerilen değişikliklerin 18 tanesi “0 girdisini 1’e dönüştürme” önerisi, 5 tanesi ise “1 girdisini 0’a dönüştürme” önerisidir. Dolayısıyla YEM’e göre UZMAN Q-matrisinde

toplam 23 tane Q-matris girdi önerisi bulunmaktadır. Nitelik bazında ise N1 niteliği için 5, N2 niteliği için 3, N3 niteliği için 8, N4 niteliği için 2 ve N5 niteliği için 5 Q-matris girdisi değiştirme önerisi olduğu görülmektedir. Yapılacak analizlerde YEM tarafından önerilen modifikasyonların tümünün yapılmış olduğu Q-matrisi kısaca “YEM” olarak, dört uzmanın ortak görüşüne göre oluşturulan Q-matrisi “UZMAN” olarak ifade edilecektir.

Alt Problem 2b: G-DINA modele göre deneysel PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerinden elde edilen Q-matrislerinin model veri uyumu YEM’e göre nasıldır?

Bu alt problem kapsamında önerilen YEM’e dayalı Q-matris doğrulama yöntemi deneysel Q-matris geçerliğini sağlama yöntemleri PVAF ve Stepwise Wald yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Öncelikle uzman kanısına dayalı Q-matrisinin G-DINA modele göre analizi sonucunda oluşturulan PVAF ve Stepwise Wald testi Q-matris modifikasyon önerilerinin YEM’e göre oluşturulan Q-matris modifikasyon önerisi ile nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları incelenmiştir. Daha sonra G-DINA model altında, önerilen YEM yönteminden elde edilen model uyumları PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinden elde edilen model veri uyumları ile karşılaştırılmıştır. Tablo 23’te YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerine göre oluşturulan Q-matrisi modifikasyon önerileri; Tablo 24’te ise YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerine ait nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları yer almaktadır.

Tablo 23

Yöntemlere Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri

	UZMAN					PVAF Yöntemi					Stepwise Wald					YEM				
Madde	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5
M1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0
M2	1	1	0	0	0	1	0*	0	0	0	1	0*	0	0	0	0*	0*	1*	0	0
M3	1	0	0	0	0	1	0	0	1*	0	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0
M4	0	1	0	0	0	1*	0*	1*	0	0	1*	0*	0	0	0	1*	1	1*	0	0
M5	0	0	1	0	0	1*	0	1	0	0	1*	0	1	0	0	1*	0	1	0	0
M6	0	1	1	0	0	0	1	1	1*	0	1*	1	0*	0	0	0	1	1	0	1*
M7	0	1	1	0	1	1*	1	1	0	1	1*	0*	0*	1*	1	1*	1	1	0	1
M8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1*
M9	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1*	0	0*	1	0	0	0	1	1	0	0
M10	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1*	0	0
M11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M12	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M13	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0*	0	1	0	0	1	0	1
M14	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M15	0	0	1	0	0	0	1*	1	0	1*	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M16	0	0	1	0	0	0	1*	1	1*	0	0	1*	0*	1*	0	0	1*	1	0	0
M17	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1*	0	0	0*	1	0	0	0	1	1	0
M18	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0*	0	0	0	1	1	0
M19	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1*	0*	1	0	0	0	1	1	1*
M20	0	0	0	1	0	0	1*	0	1	1*	0	0	0	1	0	0	0	1*	0*	0
M21	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0*	0	1	0	0	1	1*	1	1*
M22	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1
M23	0	1	0	1	0	1*	1	0	1	1*	0	0*	0	1	0	0	1	0	0*	1*
M24	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
M25	0	0	0	0	1	1*	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1*	0	0	0	1
M26	0	1	0	0	1	1*	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0*	1*	0	1

Tablo 23 incelendiğinde (*) işareti yer alan girdiler yapılması önerilen modifikasyonları göstermektedir. PVAF yöntemi için modifikasyon önerileri belirlenirken, gerekli olan kesme puanı 0,95 olarak kullanılmıştır.

Tablo 24'te ise YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisine ait nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları yer almaktadır.

Tablo 24

YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matris Uyuşma Oranları

PCV	En az bir nitelik	En az iki nitelik	En az üç nitelik	En az dört nitelik	En az beş nitelik	PCA (Ortalaması)
YEM-PVAF	1,00	0,96	0,92	0,69	0,35	0,78
YEM-StepWald	1,00	1,00	0,81	0,62	0,27	0,74
PVAF-StepWald	1,00	1,00	0,88	0,69	0,35	0,78

Tablo 24 incelendiğinde Q-matrisindeki her bir maddeye ait nitelik örüntüsü incelenerek oluşturulan yöntemler arasındaki en az bir, iki, üç, dört ve beş nitelikteki uyuma değerlerinin giderek azaldığı görülmektedir. Q-matrisinde yer alan 5 nitelikteki uyuma değerleri ise YEM-PVAF arasında 0,35; YEM-Stepwise Wald arasında 0,27; PVAF-Stepwise Wald arasında 0,35 olduğu görülmektedir. Yani YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerindeki önerilere göre oluşturulan Q-matrislerinin girdilerinin yaklaşık üçte birinin birebir aynı olduğu söylenilebilir. Yöntemler arasındaki genel uyuma oranı ise PVAF-YEM ve PVAF-Stepwise Wald yöntemleri arasında 0,78; YEM-StepWald yöntemleri arasında 0,74 olduğu görülmektedir.

Ayrıca modifikasyon yöntemleri tarafından önerilen Q-matrisleri kullanılarak her bir yöntem için G-DINA model ile analiz gerçekleştirilmiştir. Daha sonra kestirilen mutlak ve bağıl uyum indeksleri incelenmiştir.

Tablo 25'te Q-matris modifikasyon yöntemlerine göre G-DINA model ile kestirilen mutlak ve bağıl uyum değerleri yer almaktadır.

Tablo 25

Yöntemlere Göre Uyum Değerleri

Yöntem	-2LL	AIC	BIC	CAIC	SABIC	RMSEA	SRMSR
Stepwise Wald	19228,81	19434,81	19905,32	20008,32	19578,27	0,037	0,051
PVAF	19016,67	19366,67	20166,09	20341,09	19610,42	0,025	0,041
YEM	19110,97	19432,97	20168,44	20329,44	19657,22	0,040	0,050
UZMAN	19491,19	19717,19	20233,38	20346,38	19874,58	0,050	0,075

Tablo 25 incelendiğinde en küçük BIC, CAIC, SABIC bağıl uyum indekslerine göre sırasıyla StepwiseWald, PVAF, YEM yönteminin G-DINA modele daha iyi uyum sağladığı görülmektedir. Üç modifikasyon yöntemine göre oluşturulan Q-matris için G-DINA modelde kestirilen RMSEA değerine göre en küçük değere PVAF yöntemi, sonra sırasıyla Stepwise Wald ve YEM yöntemlerinin sahip olduğu; SRMSR mutlak uyum değeri incelendiğinde ise en küçük değere PVAF yöntemi, sonra sırasıyla YEM ve Stepwise Wald yöntemlerinin sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca üç yöntem için kestirilen mutlak uyum indekslerinin kabul edilebilir düzeyde olduğu görülmektedir.

Ayrıca bağıl model uyumlarının birbirine çok yakın olmasından dolayı hangi Q-matrisi modifikasyon yönteminin G-DINA modele göre en iyi uyum gösterdiğini belirlemek amacıyla daha net bir sonuca ulaşmak için olabilirlik oran testi yapılmıştır. Tablo 26’da PVAF, Stepwise Wald ve YEM Q-matrisinin ikili karşılaştırma sonuçları yer almaktadır.

Tablo 26

PVAF, Stepwise Wald ve YEM Q-matrisi İçin LR Testi

Yöntem	Parametre Sayısı	logLik	-2LL	χ^2	sd	p değeri
Stepwise Wald	103	-9614,40	19228,81	212,13	72	<0,001
PVAF	175	-9508,34	19016,67			
YEM	161	-9555,49	19110,97	94,30	14	<0,001
PVAF	175	-9508,34	19016,67			
Stepwise Wald	103	-9614,40	19228,81	117,83	58	<0,001
YEM	161	-9555,49	19110,97			

Tablo 26 incelendiğinde PVAF ile Stepwise Wald Q-matrisi sonuçları ANOVA ile karşılaştırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduğu bulunmuştur ($\chi^2_{(72)}=212,13$; $p<0.0001$). Yani PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinin benzer/eş olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve dolayısıyla daha fazla bilgi içeren PVAF Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu görülmektedir. PVAF ile YEM Q-matrisi sonuçları ANOVA ile karşılaştırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduğu bulunmuştur ($\chi^2_{(14)}=94,30$; $p<0.0001$). Yani PVAF ve YEM Q-matrislerinin benzer/eş olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve dolayısıyla daha fazla bilgi içeren PVAF Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu görülmektedir. YEM ile

Stepwise Wald Q-matrisi sonuçları ANOVA ile karşılaştırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduğu bulunmuştur ($\chi^2_{(58)}=117,83$; $p<0.0001$). Yani YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinin benzer/eş olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve dolayısıyla daha fazla bilgi içeren YEM Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu görülmektedir.

Genel olarak bakıldığında LR testi sonuçlarına göre G-DINA model için en iyi model uyuma sahip Q-matrisinin PVAf, daha sonra ise sırasıyla YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi olduğu görülmektedir. Ancak üç yöntem tarafından önerilen Q-matris modifikasyonlarının tekrar uzman görüşüne başvurularak, maddelerin içerik bakımından incelenerek yapılması gerektiği de unutulmamalıdır.

Alt Problem 2c: G-DINA modele göre UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin model veri uyumu YEM'e göre nasıldır?

Bu alt problem kapsamında uzman kanısına dayalı oluşturulan Q-matrisi (UZMAN), YEM'e göre önerilen Q-matris modifikasyonu (YEM) ve YEM'e göre önerilen modifikasyonların dört uzman kanısı ile birlikte ele alınarak oluşturulan (YEM+4UZMAN) Q-matrisi kullanılarak G-DINA modele göre kestirilen uyum değerleri karşılaştırılmalı olarak incelenmiştir. YEM+4UZMAN kanısına dayalı Q-matrisi oluşturulurken YEM'e göre önerilen Q-matris modifikasyonları için tekrar uzman görüşü alınmamıştır. Çalışmada kullanılan uzman görüşüne dayalı Q-matrisi oluşturulurken faydalanılan dört uzmanın görüşlerinin hepsi dikkate alınmıştır. Tablo 27'de UZMAN kanısına dayalı, YEM modifikasyonuna dayalı ve YEM+4UZMAN'e göre oluşturulan Q-matrisleri yer almaktadır.

Tablo 27

YEM'e Göre Q-matris Modifikasyon Önerileri

	UZMAN					YEM					YEM+4UZMAN				
Madde	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5	N1	N2	N3	N4	N5
M1	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0	1	0	0	0	0
M2	1	1	0	0	0	0*	0*	1*	0	0	1	1	0	0	0
M3	1	0	0	0	0	1	0	1*	0	0	1	0	0	0	0
M4	0	1	0	0	0	1*	1	1*	0	0	1*	1	0	0	0
M5	0	0	1	0	0	1*	0	1	0	0	1*	0	1	0	0
M6	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1*	0	1	1	0	0
M7	0	1	1	0	1	1*	1	1	0	1	1*	1	1	0	1
M8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1*	1	1	0	0	0
M9	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0
M10	0	1	0	0	0	0	1	1*	0	0	0	1	0	0	0
M11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M12	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M13	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
M14	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M15	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
M16	0	0	1	0	0	0	1*	1	0	0	0	0	1	0	0
M17	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0
M18	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0
M19	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1*	0	0	1	1	1*
M20	0	0	0	1	0	0	0	1*	0*	0	0	0	1*	1	0
M21	0	1	0	1	0	0	1	1*	1	1*	0	1	1*	1	0
M22	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1
M23	0	1	0	1	0	0	1	0	0*	1*	0	1	0	1	0
M24	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
M25	0	0	0	0	1	1*	0	0	0	1	1*	0	0	0	1
M26	0	1	0	0	1	0	0*	1*	0	1	0	0*	1*	0	1

Tablo 27 incelendiğinde (*) işareti uzman kanısına dayalı olarak oluşturulan Q-matrisindeki YEM ve YEM+4UZMAN'a göre yapılan Q-matrisindeki modifikasyonları göstermektedir. Tablo 27 incelendiğinde YEM'e göre önerilen modifikasyonların tek tek ilk baştaki dört uzmanın görüşüne göre yeniden değerlendirilmesiyle oluşturulan YEM+4UZMAN Q-matrisinin sadece YEM'e göre oluşturulan Q-matrisine göre daha az modifikasyona sahip olduğu görülmektedir. YEM+4UZMAN kanısına göre Q-matrisi oluşturulurken YEM'e göre önerilen tüm modifikasyonlar her bir uzmanın görüşüne göre tek tek incelenmiştir. Dört

uzmanın da hem fikir olduğu Q-matris girdileri değiştirilmemiş, 1* modifikasyonu için (0 Q-matris girdisini 1'e dönüştürme) en az bir uzman, ilgili niteliğin modifikasyon önerilen madde tarafından ölçüldüğü belirtilmişse ilgili değişiklik yapılmıştır. Benzer şekilde 0* modifikasyonu için (1 Q-matris girdisini 0'a dönüştürme) en az bir uzman ilgili niteliğin modifikasyon önerilen madde ile ilişkili olmadığını belirtilmişse ilgili değişiklik yapılarak YEM+4UZMAN Q-matrisi oluşturulmuştur. Tablo 28'de ise UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisine ait nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları yer almaktadır.

Tablo 28

UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerine Göre Uyuşma Oranları

PCV	En az bir nitelik	En az iki nitelik	En az üç nitelik	En az dört nitelik	En az beş nitelik	PCA (Ortalaması)
UZMAN-YEM	1,00	1,00	0,96	0,77	0,38	0,82
UZMAN-(YEM+4UZMAN)	1,00	1,00	1,00	0,96	0,69	0,93
YEM-(YEM+4UZMAN)	1,00	1,00	0,96	0,92	0,58	0,89

Tablo 28 incelendiğinde Q-matrisinde yer alan 5 nitelikteki uyuşma değerleri UZMAN ile YEM arasında 0,38; UZMAN ile YEM+4UZMAN arasında 0,69 ve YEM ile YEM+4UZMAN arasında 0,58 olduğu görülmektedir. Buna göre UZMAN ile YEM Q-matrisleri girdilerinin yaklaşık %40'ı, UZMAN ile YEM+4UZMAN Q-matrisleri girdilerinin yaklaşık %70'i ve YEM ile YEM+4UZMAN Q-matrisi girdilerinin yaklaşık %60'ı birebir aynıdır. Q-matrisindeki her bir maddeye ait nitelik örüntüsü incelenerek oluşturulan yöntemler arasındaki genel uyuşma oranı en düşük 0,82 ile UZMAN ile YEM arasında, en yüksek ise 0,93 ile UZMAN ile YEM+4UZMAN Q-matrisi arasında olduğu görülmektedir. YEM ile YEM+4UZMAN Q-matrisleri arasındaki genel uyuşma oranı ise 0,89'dur. Genel olarak bakıldığında ise üç Q-matrisi için uyuşma oranının yüksek olduğu söylenebilir.

Ayrıca önerilen tüm modifikasyonlar gerekli kabul edilerek YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi oluşturularak G-DINA modele göre kestirilen mutlak ve bağıl uyum indeksi değerleri

UZMAN Q-matrisinden elde edilen değerlerle karşılaştırılmıştır. Tablo 29’da G-DINA model için Uzman kanısı, YEM ve YEM+4UZMAN Q–matrisleri için kestirilen mutlak ve bağıl uyum değerleri yer almaktadır.

Tablo 29

UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerine Göre Bağıl ve Mutlak Uyum Değerleri

Yöntem	-2LL	AIC	BIC	CAIC	SABIC	RMSEA	SRMSR
YEM+4UZMAN	19196,79	19470,79	20096,61	20233,61	19661,60	0,037	0,051
YEM	19110,97	19432,97	20168,44	20329,44	19657,22	0,040	0,050
UZMAN	19491,19	19717,19	20233,38	20346,38	19874,58	0,050	0,075

Tablo 29 incelendiğinde en düşük AIC ve SABIC bağıl uyum değerine sahip Q-matrisinin YEM modifikasyonuna göre oluşturulan Q-matrisi olduğu; BIC, CAIC bağıl uyum değerine göre en düşük değere sahip olup model veri uyumu en iyi olan Q-matrisinin YEM+4UZMAN görüşüne ait Q-matrisi olduğu görülmektedir. Uzman kanısına ait bağıl uyum değerleri ise YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre daha yüksek olup dolayısıyla da daha düşük veri uyumuna sahiptir. RMSEA mutlak uyum değeri incelendiğinde ise YEM+4UZMAN Q-matrisinin daha az hataya sahip olduğu, SRMSR değerine göre ise YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Mutlak uyum değerlerine göre YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen RMSEA ve SRMSR değerleri UZMAN kanısına dayalı Q-matrisine göre daha düşük olup dolayısıyla veriye daha iyi uyum sağladığı görülmektedir. Ayrıca YEM Q-matrisinin UZMAN Q-matrisine göre RMSEA değerinde 0,010 (%20) azalma sağladığı, YEM+4UZMAN Q-matrisinin ise UZMAN Q-matrisine göre RMSEA değerinde 0,013 (%26) azalma sağladığı görülmektedir. SRMSR değerinde ise UZMAN Q-matrisine göre YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi 0,024-0,025 ($\approx$ %34) azalma sağlamıştır. Yani, YEM Q-matris modifikasyonu uzman kanısına dayalı Q-matrisinde yaptığı değişikliklerle mutlak uyum değerlendirmelerinde iyileşmeler sağlamıştır.

Ayrıca bağıl model uyumlarının birbirine çok yakın olmasından dolayı hangi Q-matrisinin G-DINA modele göre en iyi uyum gösterdiğini belirlemek amacıyla daha net bir sonuca

ulařmak iin olabilirlik oran testi (LR) yapılmıřtır. Tablo 30’da YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisinin ikili karřılařtırma sonuları yer almaktadır.

Tablo 30

YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN İin LR Testi

Yöntemler	Parametre Sayısı	logLik	-2LL	χ^2	sd	<i>p değeri</i>
UZMAN	113	-9745,60	19491,19	380,22	48	<0.001
YEM	161	-9555,49	19110,97			
YEM+4UZMAN	137	-9598,39	19196,79	85,81	24	<0.001
YEM	161	-9555,49	19110,97			
UZMAN	113	-9745,60	19491,19	294,40	24	<0.001
YEM+4UZMAN	137	-9598,39	19196,79			

Tablo 30 incelendiğinde YEM ile UZMAN Q-matrisi sonuları LR testi ile karřılařtırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduėu bulunmuřtur ($\chi^2_{(48)}=380,22$; $p<0.0001$). Yani YEM ve UZMAN Q-matrislerinin benzer/eř olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve daha fazla bilgi ieren YEM Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduėu görölmektedir. YEM ile YEM+4UZMAN Q-matrisi sonuları LR testi ile karřılařtırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduėu bulunmuřtur ($\chi^2_{(24)}=85,81$; $p<0.0001$). Yani YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin benzer/eř olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve daha fazla bilgi ieren YEM Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduėu görölmektedir. Benzer řekilde YEM+4UZMAN ile UZMAN Q-matrisi sonuları LR testi ile karřılařtırıldığında bu ikisi arasındaki farkın manidar olduėu bulunmuřtur ($\chi^2_{(24)}=294,40$; $p<0.0001$). Yani YEM+4UZMAN ve UZMAN Q-matrislerinin benzer/eř olmadığı dolayısıyla parametre sayısı daha fazla olan ve daha fazla bilgi ieren YEM+4UZMAN Q-matrisinin daha iyi model veri uyumuna sahip olduėu görölmektedir.

Genel olarak bakıldığında LR testi sonularına göre G-DINA model iin en iyi model uyumuna sahip Q-matrisinin YEM, daha sonra ise sırasıyla YEM+4UZMAN ve UZMAN Q-matrisi olduėu görölmektedir.

4.3. Üçüncü Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 3a: G-DINA modele göre uzman kanısına dayalı Q-matrisinden elde edilen gizil sınıf başarı olasılıkları ve delta parametreleri nedir?

Bu alt problem kapsamında G-DINA modele göre gizil sınıf başarı olasılıkları ve delta parametreleri UZMAN Q-matrisi için hesaplanmıştır. Madde parametre kestirimleri madde kalitesini ve Q-matris geçerliğini değerlendirmek için kullanılabilir.

G-DINA modele ait indirgenmiş gizil sınıflar için başarı olasılıkları Tablo 31’de yer almaktadır. Tablo 31 maddenin doğru olarak yanıtlanması için gerekli olan nitelik sayısına göre gruplanarak verilmiştir. Eğer madde bir nitelikle ilişkili ise $2^1=2$; iki nitelikle ilişkili ise $2^2=4$; üç nitelikle ilişkili ise $2^3=8$ madde parametresi kestirilmiştir. Genel olarak ise G-DINA model için her bir maddeye ait parametre sayısı ilgili madde için gerekli olan nitelik sayısının (K_j) bir fonksiyonu olarak 2^{K_j} ile hesaplanabilir. Ayrıca başarı olasılıklarını hesaplamak için kestirilen delta parametreleri EK 9’de sunulmuştur.

Tablo 31

Uzman Kanısına Dayalı Q-matrisinden Elde Edilen İndirgenmiş Gizil Sınıflar İçin Başarı Olasılıkları

Madde	Nitelik Profili		P(0)	P(1)					
M1	10000	Kest. Hata	0,20 0,04	0,95 0,01					
M3	10000	Kest. Hata	0,11 0,03	0,45 0,02					
M4	01000	Kest. Hata	0,66 0,03	0,92 0,02					
M5	00100	Kest. Hata	0,27 0,04	0,94 0,01					
M10	01000	Kest. Hata	0,15 0,03	0,93 0,02					
M11	00100	Kest. Hata	0,35 0,04	0,97 0,01					
M12	00100	Kest. Hata	0,19 0,03	0,91 0,02					
M14	00100	Kest. Hata	0,16 0,03	0,55 0,02					
M15	00100	Kest. Hata	0,12 0,03	0,52 0,03					
M16	00100	Kest. Hata	0,08 0,02	0,36 0,02					
M20	00010	Kest. Hata	0,23 0,03	0,59 0,03					
M24	00001	Kest. Hata	0,23 0,04	0,85 0,02					
M25	00001	Kest. Hata	0,27 0,04	0,84 0,02					
			P(00)	P(10)	P(01)	P(11)			
M2	11000	Kest. Hata	0,16 0,03	0,92 0,02	0,00 0,37	0,94 0,01			
M6	01100	Kest. Hata	0,38 0,04	0,86 0,09	0,92 0,02	0,90 0,02			
M8	11000	Kest. Hata	0,29 0,04	0,00 0,05	1,00 0,42	1,00 0,02			
M9	01100	Kest. Hata	0,01 0,01	0,12 0,07	0,29 0,04	0,24 0,03			
M13	00101	Kest. Hata	0,29 0,04	0,41 0,08	0,75 0,09	0,79 0,02			
M17	00110	Kest. Hata	0,10 0,02	0,22 0,07	0,21 0,17	0,38 0,03			
M18	00110	Kest. Hata	0,19 0,03	0,43 0,08	0,23 0,21	0,56 0,03			
M19	00110	Kest. Hata	0,27 0,04	0,49 0,08	1,00 0,28	0,89 0,02			
M21	01010	Kest. Hata	0,31 0,04	0,50 0,07	0,93 0,02	0,95 0,02			
M22	00011	Kest. Hata	0,22 0,03	0,09 0,09	0,00 0,13	0,51 0,03			
M23	01010	Kest. Hata	0,28 0,04	0,35 0,07	0,71 0,04	0,70 0,03			
M26	01001	Kest. Hata	0,12 0,03	0,08 0,06	0,49 0,05	0,35 0,03			
			P(000)	P(100)	P(010)	P(001)	P(110)	P(101)	P(011)
M7	01101	Kest. Hata	0,09 0,03	0,24 0,17	0,20 0,08	0,00 0,16	0,14 0,09	0,55 0,16	0,41 0,05
									P(111)
									0,41 0,03

Tablo 31 incelendiğinde 13 maddenin tek bir nitelik ile ilişkili olduğu ve bu maddeler için sadece $P(0)$ ve $P(1)$ olasılık değerlerinin kestirildiği görülmektedir. $P(0)$ ve $P(1)$ olasılık değerleri DINA model parametreleri g ve $1-s$ gibi yorumlanabilir (de la Torre, 2011). Örneğin, “Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir” niteliği ile ilişkili olan M1 maddesi için $P(0)$ değeri 0,20 olup bu niteliğine sahip olmayan öğrencilerin 0,20 olasılıkla M1 maddesini doğru tahmin ettiği görülmektedir. M1 maddesi için $P(1)$ değeri ise 0,95 olup “Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir” niteliğine sahip olan öğrencilerin 0,95 olasılıkla M1 maddesini doğru cevapladığı görülmektedir. Tek bir nitelik ile ilişkili olan maddeler incelendiğinde, madde ile ilişkili olan niteliğe sahip olmayan öğrencilerin ilgili maddeyi doğru olarak cevaplama olasılığı ($P(0)$) en yüksek değer 0,66 ile M4 maddesi, daha sonra ise 0,35 ile M11 maddesidir. Burada M4 maddesinin tanılayıcı ölçme için iyi bir madde olmadığı belirlenmiştir.

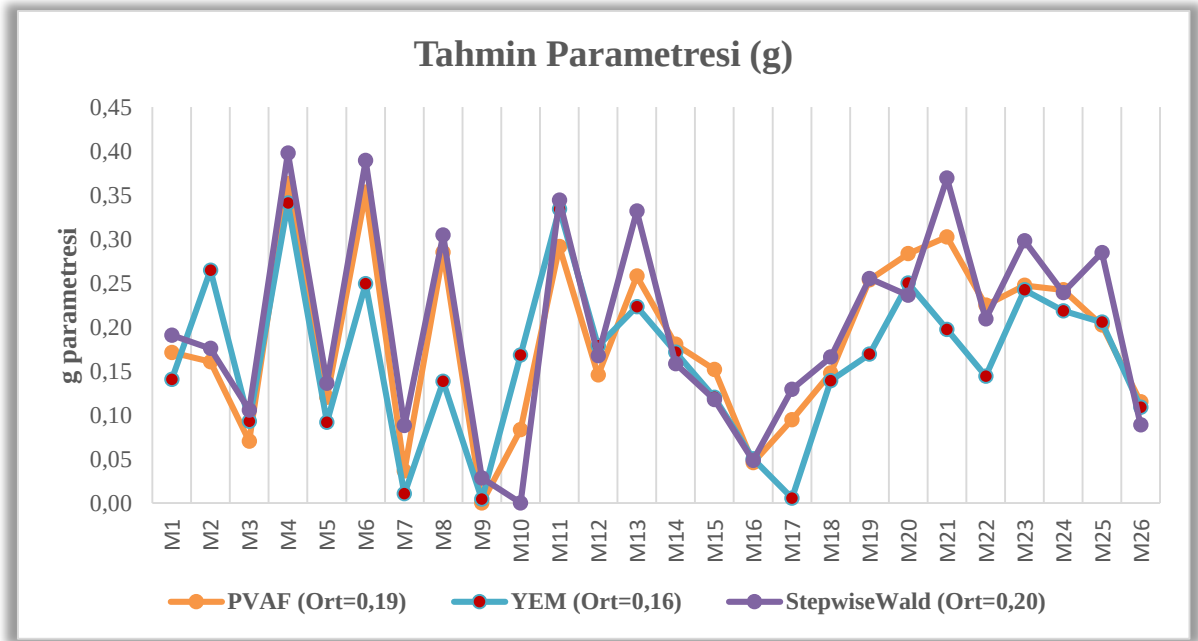
Tablo 31’de iki nitelik gerektiren 12 madde için ana etkileri ifade eden $P(01)$ ve $P(10)$ olasılık değerleri ve iki yönlü etkileşim etkilerini ifade eden $P(11)$ değeri yer almaktadır. Örneğin, M2 maddesi “Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir” ve “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” nitelikleriyle ilişkilidir. M2 maddesi için $P(00)$ değeri 0,16 olup madde ile ilişkili olan niteliklere sahip olmayan öğrencilerin 0,16 olasılıkla M2 maddesini doğru tahmin ettiği görülmektedir. Sadece “Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir” niteliğine sahip ($P(10)$) öğrencilerin 0,92 olasılıkla M2 maddesini doğru cevapladığı, sadece “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğine sahip ($P(01)$) öğrencilerin M2 maddesini doğru olarak cevaplayamadığı görülmektedir. Aynı anda her iki niteliğe sahip ($P(11)$) öğrencilerin ise 0,94 olasılıkla M2 maddesini doğru cevapladığı görülmektedir. Genel olarak bakıldığında ise M2 maddesiyle ilişkili olan “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğinin öğrencilerin maddeyi doğru cevaplama olasılıklarında fazla bir etkisinin olmadığı görülmektedir.

Tablo 31’de üç nitelik gerektiren tek madde M7 için ise ana etkileri ifade eden ($P(100)$, $P(010)$, $P(001)$) olasılık değeri; iki yönlü etkileşim etkilerini ifade eden ($P(110)$, $P(101)$,

P(011)) olasılık deęerleri ve üç yönlü etkileşim etkisini gösteren (P(111) olasılık deęeri yer almaktadır. M7 maddesi “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.”, “Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” ve “Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” nitelikleriyle ilişkilidir. M7 maddesi için P(000) deęeri 0,09 olup madde için gerekli olan niteliklere sahip olmayan öğrencilerin 0,09 olasılıkla M7 maddesini doğru tahmin ettięi görölmektedir. M7 maddesi için sadece “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” nitelięine sahip öğrencilerin 0,24 olasılıkla (P(100)); sadece “Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” nitelięine sahip öğrencilerin 0,20 olasılıkla (P(010) M7 maddesini doğru cevapladığı görölmektedir. Sadece “Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” nitelięine sahip öğrencilerin ise (P(001) M7 maddesini doğru olarak cevaplayamadığı görölmektedir. M7 maddesi için “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” ve “Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliklerine sahip öğrencilerin 0,14 olasılıkla (P(110); “Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” ve “Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” niteliklerine sahip öğrencilerin 0,55 olasılıkla (P(101); “Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” ve “Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” niteliklerine sahip öğrencilerin 0,41 olasılıkla (P(011) M7 maddesini doğru cevapladığı görölmektedir. M7 maddesi için gerekli olan her üç nitelięe de sahip olan öğrencilerin ise 0,41 olasılıkla (P(111) M7 maddesini doğru cevapladığı görölmektedir. Ayrıca G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisinden kestirilen tüm gizil sınıflara ait başarı olasılıkları EK 10’da ve testte yer alan 26 madenin başarı olasılık grafikleri EK 11’da yer almaktadır.

Alt Problem 3b: YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak G-DINA model göre elde edilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin (g) ve kaydırma (s) nasıldır?

Bu alt problem kapsamında YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin (g) ve kaydırma (s) incelenmiştir. Ayrıca g ve s madde parametrelerine ait standart hata değerlerinin mutlak ortalama farkı üç Q-matrisi için incelenmiştir. Şekil 15'te YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametreleri yer almaktadır.



Şekil 15. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için tahmin parametresi

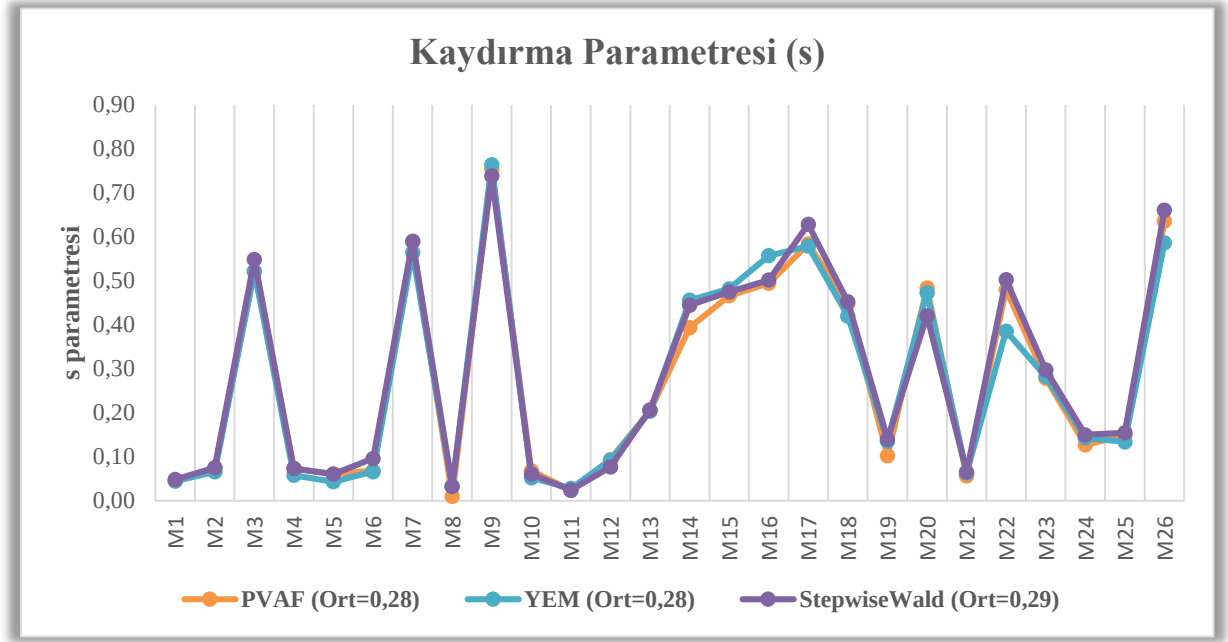
Şekil 15 incelendiğinde G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin ortalaması PVAF Q-matrisi için 0,19; YEM Q-matrisi için 0,16 ve Stepwise Wald Q-matrisi için 0,20'dir. Buna göre en düşük tahmin parametre ortalamasına YEM Q-matrisi ve daha sonra PVAF Q-matrisinin sahip olduğu görülmektedir. Şekil 15 incelendiğinde bazı maddeler dışında, genel olarak YEM Q-matrisi için kestirilen tahmin parametre değerlerinin PVAF ve

Stepwise Wald Q-matrisi için kestirilen tahmin parametre değerlerinden düşük olduğu görülmektedir. Ek olarak PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametreleri arasındaki farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı test edilmiştir.

Öncelikle PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden tahmin parametreleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,775; 0,657 ve 0,715 olup 26 maddeye ait tahmin parametrelerinin normal dağılıma uygun olduğu belirlenmiştir. Normal dağılım sağlayan PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen tahmin parametreleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analiziyle incelenmiştir. Tekrarlı ölçümler varyans analizi için gerekli olan küresellik varsayımı incelendiğinde Mauchly's Küresellik testi sonucunda küresellik varsayımının sağlanmadığı görülmüştür ($\chi^2_{(2)}=17,294$; $p=0,000$). Küresellik varsayımı sağlanmadığı için Greenhouse-Geisser düzeltmesinin yapıldığı F değeri kullanılmıştır. Greenhouse-Geisser düzeltmesinin yapıldığı F testi sonucunda PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matris için 26 maddeye ait tahmin parametresinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($F_{(1,321; 33,035)}=6,169$; $p=0,012$; kısmi $\eta^2=0,20$). Anlamlı farklılığın hangi ortalamalar arasında olduğunu belirlemek amacıyla Benferoni düzeltmesine dayalı ikili karşılaştırmalar yapılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve PVAF Q-matrisinden elde edilen tahmin parametrelerinin ortalaması arasında anlamlı farklılığın olmadığı ($p>0,05$) sonucuna ulaşılmıştır. Stepwise Wald Q-matrisinden elde edilen tahmin parametrelerinin ortalamasının ($\bar{X}=0,20$) anlamlı olarak YEM Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametrelerinin ortalamasından ($\bar{X}=0,16$) ve PVAF Q-matrisinden elde edilen tahmin parametrelerinin ortalamasından ($\bar{X}=0,19$) yüksek olduğu ($p<0,05$) belirlenmiştir. Dolayısıyla YEM ve PVAF Q-matrisi kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerleri

Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerlerinden daha düşüktür ($g_{YEM} = g_{PVAf} < g_{Stepwise\ Wald}$).

Şekil 16'da PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen kaydırma parametre değerleri yer almaktadır.

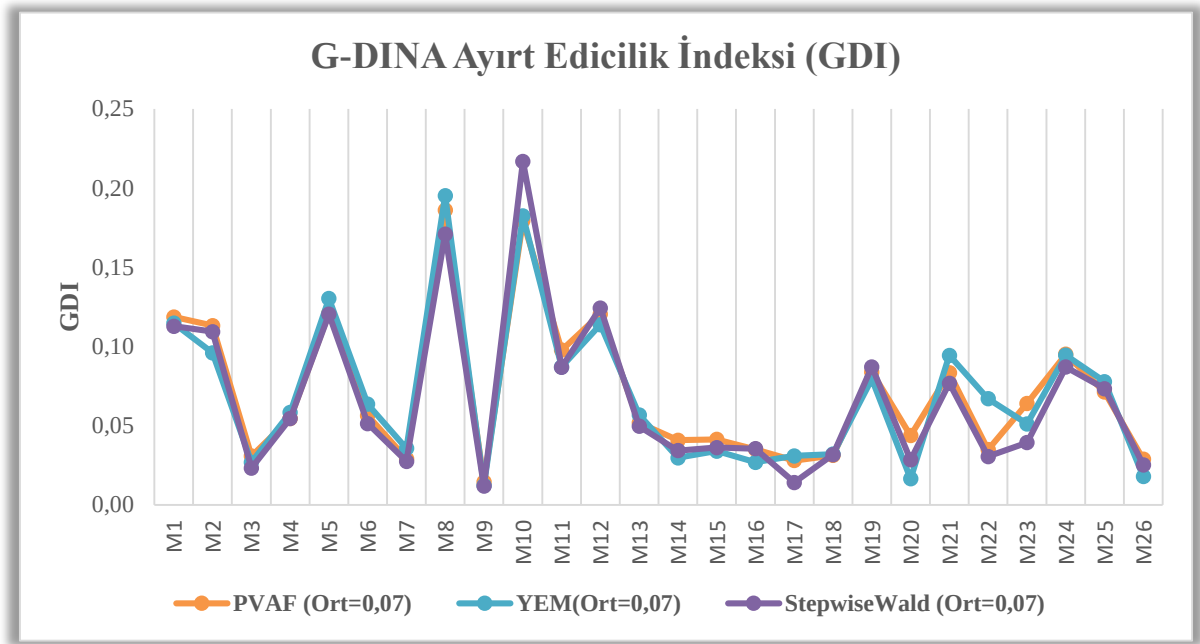


Şekil 16. PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için kaydırma parametresi

Şekil 16 incelendiğinde PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen kaydırma parametresinin bazı maddeler dışında genel olarak birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Kaydırma parametresinin ortalaması PVAf ve YEM Q-matrisi için 0,28; Stepwise Wald Q-matrisi için 0,29'dur. Kaydırma parametresi madde için gerekli tüm niteliklere sahipken maddeyi yanlış cevaplama olasılığını gösterdiği için düşük değerlere sahip olması istenmektedir. Buna göre en düşük kaydırma parametre ortalamasına PVAf ve YEM Q-matrisinin sahip olduğu görülmektedir. Ek olarak, PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden elde edilen kaydırma parametreleri arasındaki farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test edilmiştir. Öncelikle PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen kaydırma parametrelerinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. PVAf, YEM ve Stepwise Wald

Q-matrislerinden kaydırma parametreleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,003; 0,002 ve 0,004 olup 26 maddeye ait kaydırma parametrelerinin normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen kaydırma parametreleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen kaydırma parametrelerinin sıra ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=6,250$; $p=0,044$). Farklılaşmanın hangi sıra ortalamaları arasında olduğunu belirlemek için Bonferroni düzeltmesine dayalı Wilcoxon işaretli sıralar testi ile ikili karşılaştırma yapılmıştır. Ancak yapılan ikili karşılaştırmalarda ise sıra ortalamaları arasında anlamlı farklılaşmanın olmadığı belirlenmiştir. Friedman testinin ve Wilcoxon testinin bir birinden bağımsız olarak farklı durumları test ettiği için böyle bir sonucun çıkması şaşırtıcı değildir. Friedman testi tüm olası basit ve karmaşık karşılaştırmaları test ettiği için sıra ortalamaları arasında anlamlı farklılığın olabileceği sonucunun çıkması normaldir. Çalışma kapsamında basit ikili karşılaştırmalar dikkate alındığı için ve I.tip hatayı kontrol altında tutmak için Bonferroni düzeltmesine dayalı Wilcoxon testinin tercih edilmesinden dolayıyla yapılan ikili karşılaştırmalarda sıra ortalamaları arasında anlamlı farklılığın olmadığı belirlenmiştir. Dolayısıyla PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak G-DINA modele göre elde edilen kaydırma parametresi değerleri anlamlı olarak birbirinden farklılaşmamaktadır ($s_{PVAF}=s_{YEM}=s_{(StepwiseWald)}$).

Şekil 17’de PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksi yer almaktadır.



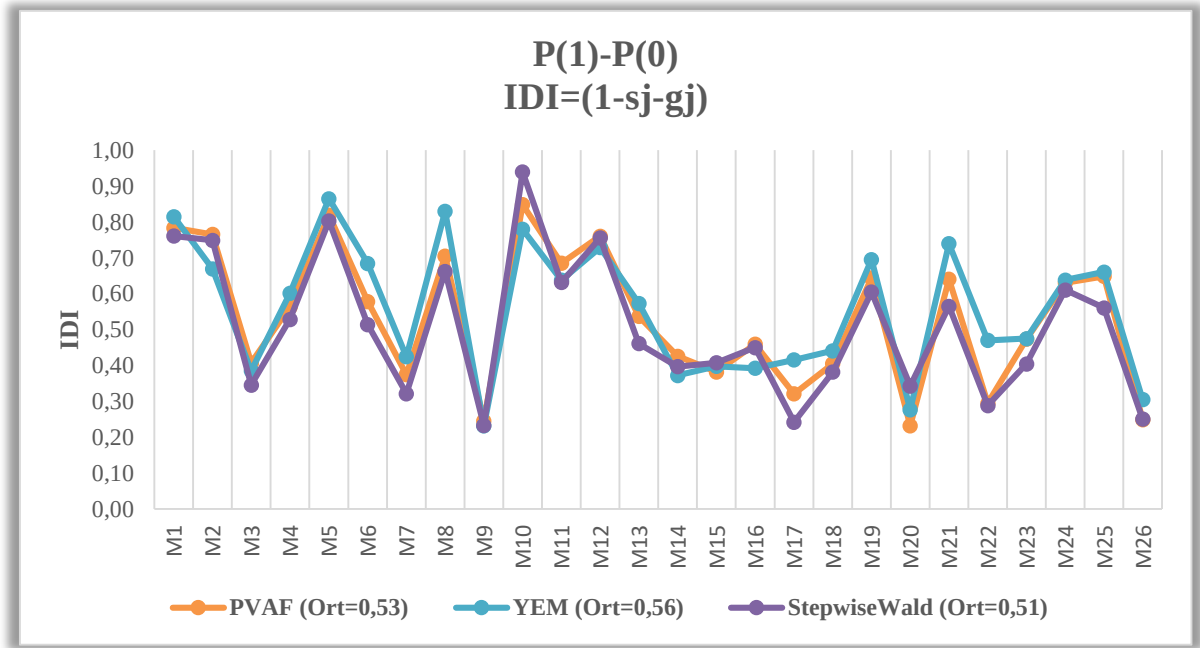
Şekil 17. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için GDI indeksi

Şekil 17 incelendiğinde PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen GDI indeksinin genel olarak birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Ancak değerlerdeki farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı da test edilmiştir.

Öncelikle PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden GDI indeksi için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,004; 0,015 ve 0,003 olup 26 maddeye ait GDI indekslerinin normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen GDI indeksleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen GDI indekslerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=3,841;p=0,147$). Dolayısıyla PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksleri üç

Q-matrisi için anlamlı olarak birbirinden farklılaşmamaktadır ($GDI_{PVAF}=GDI_{YEM}=GDI_{Stepwise Wald}$).

Ayrıca PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA model göre tahmin ve kaydırma parametrelerinden yararlanılarak hesaplanan madde ayırt edicilik indeksi (IDI) de incelenmiştir. Şekil 18’de PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen IDI indeksi yer almaktadır.



Şekil 18. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için IDI indeksi

Şekil 18 incelendiğinde PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen madde ayırt edicilik indeksinin genel olarak bir birbirine yakın olduğu görülmektedir. Üç Q-matrisine göre elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinin ortalamaları arasında farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı da incelenmiştir.

Öncelikle PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen IDI indeksinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden IDI indeksi için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,252; 0,235 ve 0,390 olup 26 maddeye ait IDI indekslerinin normal dağılıma uygun olduğu belirlenmiştir. Normal dağılım gösteren PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi

için elde edilen IDI indeksleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analiziyle incelenmiştir. Tekrarlı ölçümler varyans analizi için gerekli olan küresellik varsayımı incelendiğinde Mauchly's Küresellik testi sonucunda küresellik varsayımının sağlanmadığı görülmüştür ($\chi^2_{(2)}=14,068$; $p=0,001$). Küresellik varsayımı sağlanmadığı için Greenhouse-Geisser düzeltmesinin yapıldığı F değeri kullanılmıştır. Greenhouse-Geisser düzeltmesinin yapıldığı F testi sonucunda PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matris için 26 maddeye ait madde ayırt edicilik indeksleri ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($F_{(1,385; 34,637)}=6,638$; $p=0,008$; kısmi $\eta^2=0,21$). Anlamlı farklılığın hangi ortalamalar arasında olduğunu belirlemek amacıyla Benferoni düzeltmesine dayalı ikili karşılaştırmalar yapılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda PVAF ve YEM Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinin ortalaması arasında anlamlı farklılığın olmadığı bulunmuştur ($p>0,05$). PVAF Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinin ortalamasının ($\bar{X}=0,53$), Stepwise Wald Q-matrislerinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerin ortalamasından ($\bar{X}=0,51$) anlamlı olarak yüksek olduğu bulunmuştur ($p<0,05$). Benzer şekilde YEM Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinin ortalamasının ($\bar{X}=0,56$), Stepwise Wald Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indeksleri ortalamasından ($\bar{X}=0,51$) anlamlı olarak yüksek olduğu belirlenmiştir ($p<0,05$). Dolayısıyla PVAF ve YEM Q-matrisleri kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indeksleri Stepwise Wald Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinden daha yüksektir ($IDI_{\text{StepwiseWald}} < IDI_{\text{YEM}}=IDI_{\text{PVAF}}$). İlgili literatürde IDI ve GDI değerinin yorumlanması için önerilen bir mutlak kritere de rastlanamamıştır.

Ayrıca PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin hatalarının mutlak ortalama farkları da incelenmiştir. Tablo 32'de PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin standart hatalarının mutlak fark değerleri yer almaktadır.

Tablo 32

Tahmin (g) ve Kaydırma (s) Parametrelerinin Standart Hatasının Mutlak Fark Değerleri

Madde	Tahmin (g) parametresi			Kaydırma (s) parametresi		
	PWAF - YEM	PWAF - StepwiseWald	YEM - StepwiseWald	PWAF- YEM	PWAF- StepwiseWald	YEM- StepwiseWald
M1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M2	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
M3	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M4	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00
M5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M7	0,01	0,00	0,02	0,00	0,01	0,01
M8	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01
M9	0,08	0,08	0,01	0,00	0,01	0,00
M10	0,02	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00
M11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M13	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00
M14	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
M15	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00
M16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M17	0,02	0,01	0,01	0,00	0,00	0,01
M18	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01
M19	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01	0,00
M20	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,00
M21	0,00	0,01	0,02	0,01	0,00	0,01
M22	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01
M23	0,01	0,02	0,01	0,00	0,01	0,01
M24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M25	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00
M26	0,01	0,01	0,00	0,01	0,00	0,00
$\bar{X}$	0,01	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00

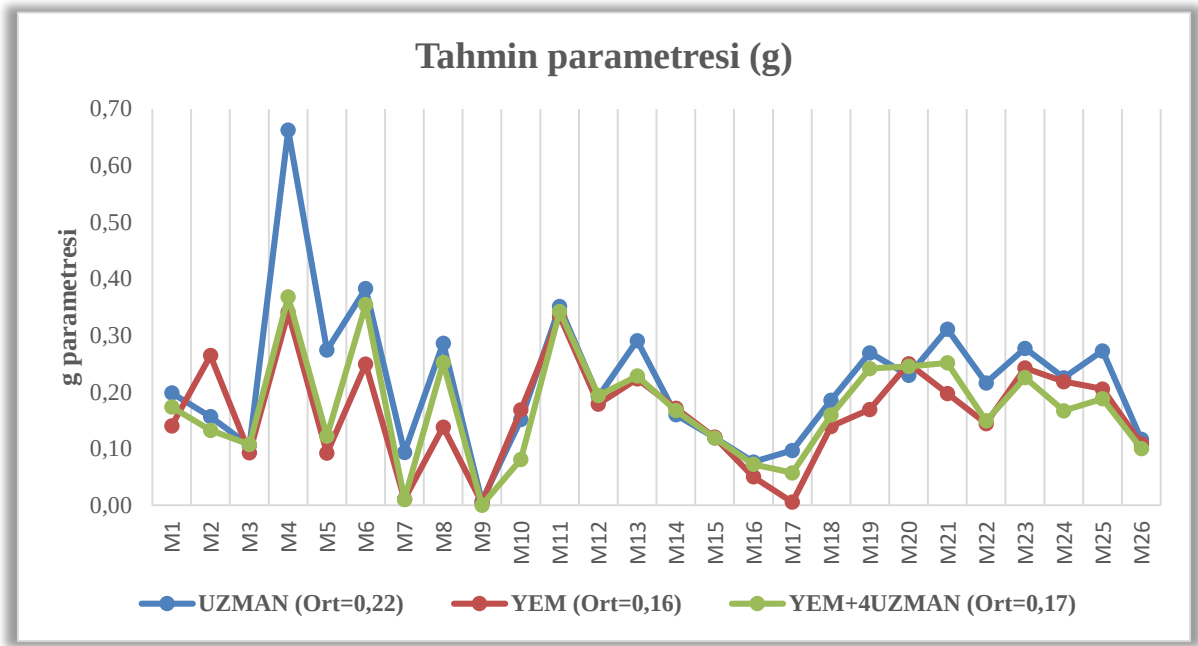
Tablo 32 incelendiğinde PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinin G-DINA modele göre elde edilen tahmin (g) parametrelerinin standart hatasının mutlak fark değerlerinin ortalaması $|PVAF - YEM|$, $|PVAF - \text{Stepwise Wald}|$ ve $|YEM - \text{Stepwise Wald}|$ için eşit olup 0,01 olduğu görülmektedir. Buna göre PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden elde edilen g parametresi standart hata kestirimlerinin benzer olduğu bulunmuştur ($g_SE_{YEM} = g_SE_{PVAF} = g_SE_{\text{Stepwise Wald}}$).

Tablo 32 incelendiğinde PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinin G-DINA modele göre elde edilen kaydırma (s) parametrelerinin standart hatasının mutlak fark değerlerinin ortalaması $|PVAF - YEM|$, $|PVAF - \text{Stepwise Wald}|$ ve $|YEM - \text{Stepwise Wald}|$ için eşit olup 0,00 olduğu görülmektedir. Buna göre PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen s parametresinin standart hata kestirimlerinin benzer olduğu söylenebilir ($s_SE_{YEM} = s_SE_{PVAF} = s_SE_{\text{Stepwise Wald}}$).

Dolayısıyla PVAF, YEM ve Setpwise Wald yöntemlerinin benzer hata kestirimine sahip olduğu söylenilebilir.

Alt Problem 3c: UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak G-DINA model göre elde edilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin(g) ve kaydırma (s) nasıldır?

Bu alt problem kapsamında UZMAN, YEM ve YEM+UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve madde parametreleri tahmin (g) ve kaydırma (s) incelenmiştir. Ayrıca g ve s madde parametrelerine ait standart hata değerlerinin mutlak ortalama farkı üç Q-matrisi için incelenmiştir. Şekil 19’da UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametreleri yer almaktadır.



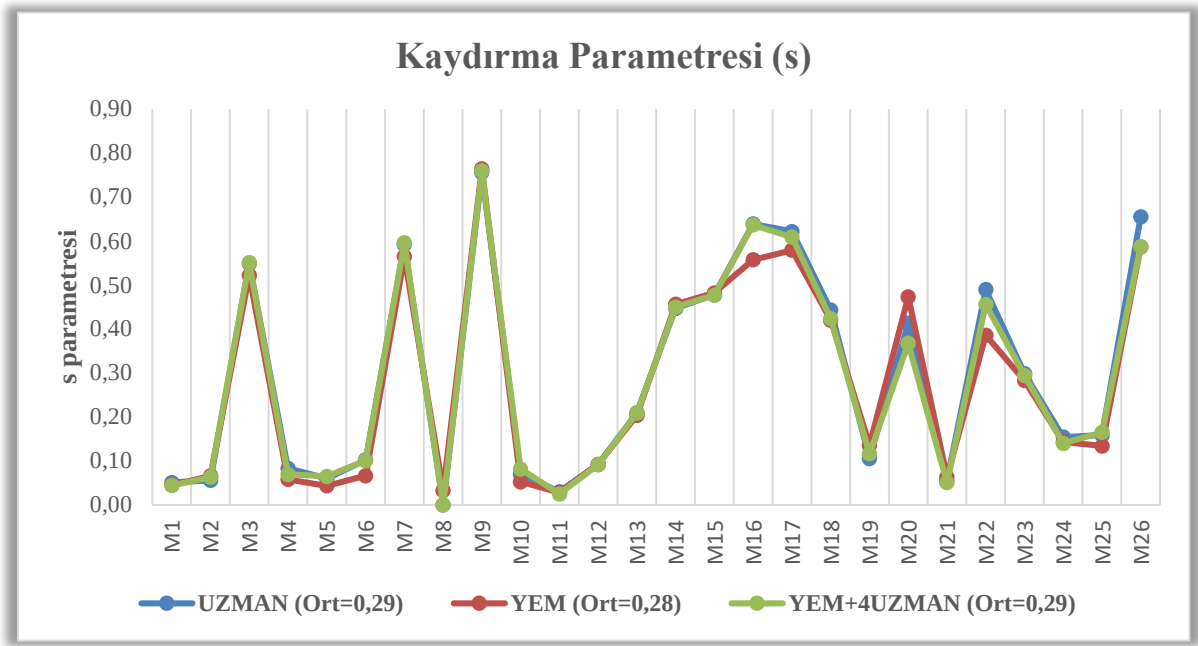
Şekil 19. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için tahmin parametresi

Şekil 19 incelendiğinde G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin ortalaması UZMAN Q-matrisi için 0,22; YEM Q-matrisi için 0,16; YEM+4UZMAN Q-matrisi için 0,17'dir. Buna göre en düşük tahmin parametre ortalamasına YEM Q-matrisi ve daha sonra YEM+4UZMAN Q-matrisinin sahip olduğu görülmektedir. Şekil 15 incelendiğinde bazı maddeler dışında, genel olarak UZMAN Q-matrisi için kestirilen tahmin parametre değerlerinin YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için kestirilen tahmin parametre değerlerinden yüksek olduğu görülmektedir. Ek olarak, UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametreleri arasındaki farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test edilmiştir.

Öncelikle UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerinden tahmin parametreleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,010; 0,657 ve 0,666'dır. Buna göre 26 maddeye ait tahmin parametrelerinin UZMAN Q-matrisinde normal dağılıma uygun olmadığı, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinde normal dağılıma uygun olduğu

belirlenmiştir. Dolayısıyla tüm Q-matrisleri normal dağılım sağlamadığı için tahmin parametreleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda UZMAN, YEM ve YEM+UZMAN Q-matrisi için elde edilen tahmin parametrelerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=16,846$; $p=0,000$). Anlamlı farklılığını hangi Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametreleri arasında olduğunu incelemek için ikili karşılaştırma testi yapılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen tahmin parametresi değerleri arasında anlamlı farklılığın olmadığı bulunmuştur ($p>0,05$). UZMAN Q-matrisinden elde edilen tahmin parametresi sıra ortalamasının ($\bar{X}=2,65$), YEM Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametresi sıra ortalamasından ($\bar{X}=1,62$) ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen tahmin parametresi sıra ortalamasından ($\bar{X}=1,73$) anlamlı olarak yüksek olduğu belirlenmiştir ($p<0,05$). Dolayısıyla YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerleri UZMAN görüşü kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerlerinden daha düşüktür ($\mathbf{g}_{YEM} = \mathbf{g}_{(YEM+UZMAN)} < \mathbf{g}_{UZMAN}$)

Şekil 20’de UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen kaydırma parametre değerleri yer almaktadır.

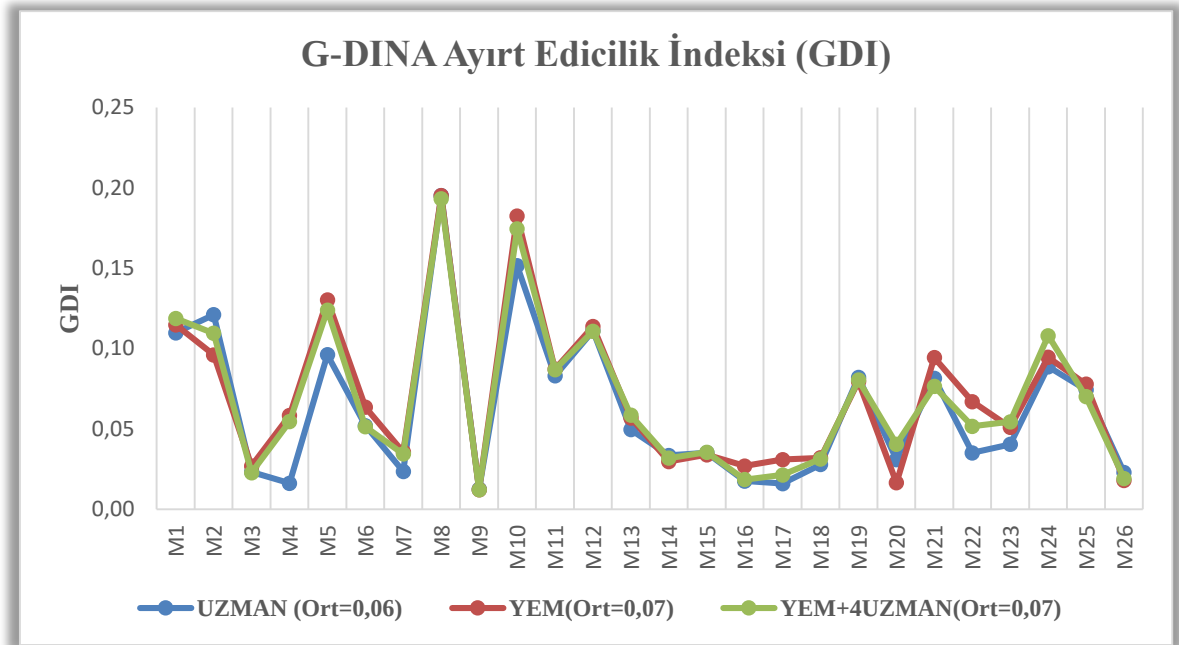


Şekil 20. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için kaydırma parametresi

Şekil 20 incelendiğinde UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen kaydırma parametresinin bazı maddeler dışında genel olarak birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Kaydırma parametresinin ortalaması UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 0,29; YEM Q-matrisi için 0,28'dir. En düşük kaydırma parametre ortalamasına YEM Q-matrisinin sahip olduğu görülmektedir. Ek olarak, UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen kaydırma parametreleri arasındaki farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test edilmiştir. Öncelikle UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen kaydırma parametrelerinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerinden kaydırma parametreleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,004; 0,002 ve 0,006 olup 26 maddeye ait kaydırma parametrelerinin normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen kaydırma parametreleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman

testi sonucunda UZMAN, YEM ve YEM+UZMAN Q-matrisi için elde edilen kaydırma parametrelerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=3,000$; $p=0,223$). Dolayısıyla UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak G-DINA modele göre elde edilen kaydırma parametresi değerleri anlamlı olarak birbirinden farklılaşmamaktadır ($s_{UZMAN}=s_{YEM}=s_{(YEM+UZMAN)}$).

Şekil 21’de UZMAN, YEM ve YEM+UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksi yer almaktadır.



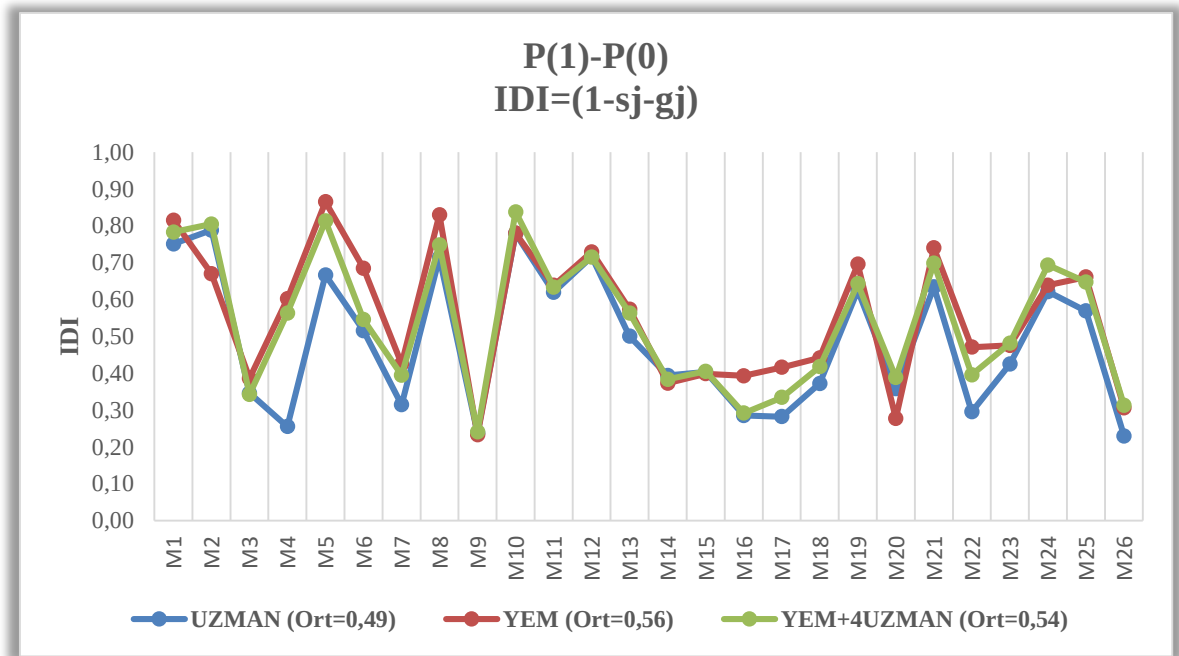
Şekil 21. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için GDI indeksi

Şekil 21 incelendiğinde UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen GDI indeksinin genel olarak birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Şekil 21 incelendiğinde bazı maddelerde çok farklılaşmanın olmadığı ama bazı maddelerde ise az da olsa farklılaşmanın olduğu görülmektedir. Ek olarak, bu farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı test edilmiştir.

Öncelikle UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanılarak testte yer alan 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerinden GDI indeksi için elde edilen Shapiro-

Wilk p değerleri sırasıyla 0,005; 0,015 ve 0,013 olup 26 maddeye ait GDI indekslerinin normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen GDI indeksleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen GDI indekslerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=5,021; p=0,081$). Dolayısıyla UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksleri üç Q-matrisi için değişmemektedir ($GDI_{UZMAN}=GDI_{YEM}=GDI_{(YEM+UZMAN)}$).

Ayrıca UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA model göre tahmin ve kaydırma parametrelerinden yararlanılarak hesaplanan madde ayırt edicilik indeksi (IDI) de incelenmiştir. Şekil 22’de UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen IDI indeksi yer almaktadır.



Şekil 22. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için IDI indeksi

Şekil 22 incelendiğinde UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen madde ayırt edicilik indeksinin genel olarak bir birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Ancak YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinin UZMAN Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinden yüksek olduğu görülmektedir. Üç Q-matrisine göre elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinin ortalamaları arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı da incelenmiştir.

Öncelikle UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi için 26 madde için G-DINA modele göre kestirilen IDI indeksinin dağılımlarının normalliği incelenmiştir. UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrislerinden IDI indeksi için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,037; 0,235 ve 0,100'dır. 26 maddeye ait IDI indekslerinin UZMAN Q-matrisinde normal dağılıma uygun olmadığı, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinde ise normal dağılıma uygun olduğu görülmektedir. Ancak tüm Q-matrisleri için IDI parametreleri normal dağılım sağlamadığı için, IDI parametreleri arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda UZMAN, YEM ve YEM+UZMAN Q-matrisi için elde edilen IDI indekslerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=19,546$; $p=0,000$). Anlamlı farklılığını hangi Q-matrislerinden elde edilen IDI indeksleri arasında olduğunu incelemek için ikili karşılaştırma testi yapılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen IDI indeksleri değerleri arasında anlamlı farklılığın olmadığı bulunmuştur ($p>0,05$). UZMAN Q-matrisinden elde edilen IDI indeksleri sıra ortalamasının ($\bar{X}=1,35$), YEM Q-matrislerinden elde edilen IDI indeksleri sıra ortalamasından ($\bar{X}=2,50$) ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen IDI indeksleri sıra ortalamasından ($\bar{X}=2,15$) anlamlı olarak düşük olduğu belirlenmiştir ($p<0,05$). Dolayısıyla YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indeksleri UZMAN görüşü

kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinden daha yüksektir ($IDI_{UZMAN} < IDI_{YEM} = IDI_{(YEM+UZMAN)}$).

Ayrıca UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin hatalarının mutlak ortalama farkları da incelenmiştir. Tablo 33'te YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin standart hatalarının mutlak fark değerleri yer almaktadır.

Tablo 33

Tahmin (g) ve Kaydırma (s) Parametrelerinin Standart Hatasının Mutlak Fark Değerleri

Madde	Tahmin (g) parametresi			Kaydırma (s) parametresi		
	UZMAN-YEM	UZMAN-(YEM+4UZMAN)	YEM-(YEM+4UZMAN)	UZMAN-YEM	UZMAN-(YEM+4UZMAN)	YEM-(YEM+4UZMAN)
M1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M2	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M3	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M4	0,02	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00
M5	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
M6	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
M7	0,02	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
M8	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
M9	0,00	0,06	0,06	0,00	0,00	0,00
M10	0,02	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00
M11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M16	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01
M17	0,01	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
M18	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
M19	0,01	0,01	0,00	0,01	0,00	0,01
M20	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01
M21	0,01	0,01	0,00	0,01	0,00	0,00
M22	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01
M23	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
M26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
$\bar{X}$	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00

Tablo 33 incelendiğinde YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin G-DINA modele göre elde edilen tahmin (g) parametrelerinin standart hatasının mutlak fark değerlerinin ortalaması $|UZMAN - YEM|$ için 0,01; $|UZMAN - (YEM + 4UZMAN)|$ için 0,01 ve $|YEM - (YEM + 4UZMAN)|$ için 0,00 olduğu görülmektedir. Buna göre YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen g parametresi standart hata kestirimlerinin benzer olduğu söylenebilir. YEM Q-matrisi için elde edilen g parametresinin standart hata kestirimi ise UZMAN Q-matrisi için elde edilen g parametresinin standart hata kestiriminden daha düşük olduğu belirlenmiştir. Benzer şekilde YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen g parametresinin standart hata kestirimi ise UZMAN Q-matrisi için elde edilen g parametresinin standart hata kestiriminden daha düşük olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modele göre elde edilen g parametresinin standart hata kestirimi benzer olup UZMAN Q-matrisleri için elde edilen g parametresinin standart hata kestiriminden daha düşük olarak elde edilmiştir. ($g_SE_{YEM} = g_SE_{YEM+4UZMAN} < g_SE_{UZMAN}$).

Tablo 33 incelendiğinde YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin G-DINA modele göre elde edilen kaydırma (s) parametrelerinin standart hatasının mutlak fark değerlerinin ortalaması $|UZMAN - YEM|$, $|UZMAN - (YEM + 4UZMAN)|$ ve $|YEM - (YEM + 4UZMAN)|$ için eşit olup 0,00 olduğu görülmektedir. Buna göre YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen s parametresinin standart hata kestirimlerinin benzer olduğu söylenebilir ($s_SE_{YEM} = s_SE_{YEM+4UZMAN} = s_SE_{UZMAN}$).

4.4. Dördüncü Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 4a: G-DINA modele göre sınıflama doğruluğu YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemine göre önerilen Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?

Bu alt problem kapsamında YEM, PVAF ve Stepwise Wald yöntemine göre önerilen tüm Q-matris modifikasyonları gerekli olarak varsayılmış ve bu yöntemlere göre oluşturulan Q-matrislerinin G-DINA modele göre kestirilen gizil sınıf, nitelik ve test düzeyinde sınıflama doğrulukları incelenmiştir. Tablo 34’te G-DINA modele göre YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerine ait nitelik ve test düzeyinde sınıflama doğruluğu yer almaktadır.

Tablo 34

YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA Model Nitelik ve Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu

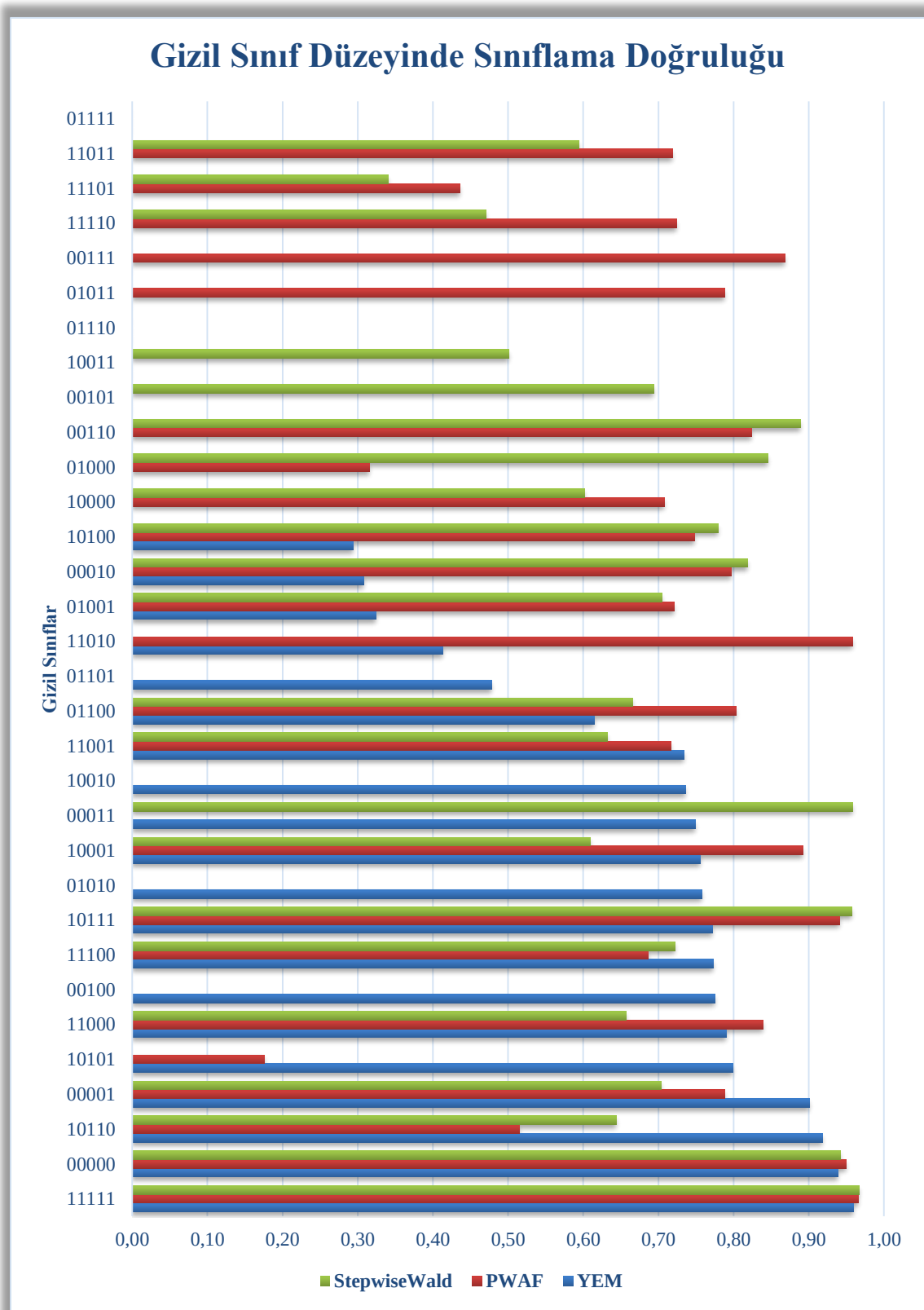
Nitelik Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu			
Nitelikler	PVAF	YEM	Stepwise Wald
N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.	0,98	0,96	0,99
N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar	0,98	0,98	0,99
N3: Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	0,98	0,98	0,97
N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	0,95	0,86	0,96
N5: Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.	0,94	0,94	0,93
Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu	0,87	0,80	0,87

Tablo 34 incelendiğinde “N1”, “N2” , “N3” ve “N5” nitelikleri için kestirilen sınıflama doğruluğu değerleri YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinde bir birlerine çok yakın olup 0,93 ile 0,99 arasında yüksek değerlere sahiptir. Ancak “N4” niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu 0,96 değeri ile en yüksek Stepwise Wald Q-matrisinde, en düşük ise 0,86 ile YEM Q-matrisinden kestirilmiştir. PVAF Q-matrisi için N4 niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu oranı 0,95 olup Stepwise Wald Q-matrisinden elde edilen değere yakındır.

G-DINA model için modifikasyon yöntemlerinden elde edilen Q-matrisleri için kestirilen test düzeyinde sınıflama doğruluk değerleri incelendiğinde üç yöntemin de test düzeyinde

sınıflama doğruluğu 0,80 ve üzerinde olduğu görülmektedir. En düşük değerin 0,80 ile YEM'e göre modifikasyonla elde edilen Q-matrisinin ve en yüksek değerin ise 0,87 ile Stepwise Wald ve PVAF yöntemlerine göre modifiye edilen Q-matrislerinin sahip olduğu görülmektedir.

Ayrıca G-DINA modele göre “PVAF”, “YEM” ve “Stepwise Wald” yöntemlerine dayalı üç farklı q-matrisi kullanılarak kestirilen gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları da incelenmiştir. Şekil 23’de beş nitelik ile oluşan 32 gizil sınıf için kestirilen sınıflama doğruluk oranları yer almaktadır.



Şekil 23. YEM, PwAF ve Stepwise Wald Q-matrislerine dayalı gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları

Şekil 23 incelendiğinde “01110” ve “01111” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğunun G-DINA model altında üç farklı Q-matrisi için de sıfır olduğu görülmektedir. “10000”, “01000” ve “00110” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğu YEM Q-matrisinde, “00011” nitelik profiline ait sınıflama doğruluğu PVAF Q-matrisinde ve “10101” nitelik profiline ait sınıflama doğruluğu Stepwise Wald Q-matrisinde sıfır değerine sahiptir. “00100”, “01010”, “10010”, “01101”, “11110”, “11101”, “11011” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğu Stepwise Wald ve PVAF Q-matrislerinde; “00101” ve “10011” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğu YEM ve PVAF Q-matrislerinde; “01011” ve “00111” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğu YEM ve Stepwise Wald Q-matrisinde sıfır değerine sahiptir. Bu gizil sınıflarda hiç öğrenci olmadığı için sınıflama doğruluğu hesaplanamamış ve bu sebeple sıfır olarak gözükmektedir.

Genel olarak bakıldığında ise “10110”, “00001”, “10101”, “11000”, “00100”, “10111”, “01010”, “10001”, “00011”, “10010”, “01100”, “01101”, “01001”, “00010”, “10100”, “10000”, “01000”, “00110”, “00101”, “10011”, “01011”, “00111”, “11110”, “11101” ve “11011” nitelik profilleri için kestirilen sınıflama doğruluklarının YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrisinde birbirine benzer olmadığı görülmektedir. Bu farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını görmek için 32 gizil sınıfa ait sınıflama oranları karşılaştırılmıştır.

Öncelikle YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için 32 gizil sınıfa ait sınıflama doğruluğu oranlarının dağılımlarının normalliği incelenmiştir. YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,000; 0,000 ve 0,000 olup gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranlarının normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında istatistiksel olarak anlamlı

bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=2,571$; $p=0,276$). Dolayısıyla YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu üç Q-matrisi için anlamlı olarak birbirinden farklılaşmamaktadır.

Alt Problem 4b: G-DINA modele göre sınıflama doğruluğu UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında nasıldır?

Bu alt problem kapsamında G-DINA modele göre “UZMAN”, “YEM” ve “YEM+4UZMAN” olmak üzere üç farklı Q-matrisi kullanılarak kestirilen test düzeyinde ve nitelik düzeyinde kestirilen sınıflama doğrulukları incelenmiştir. Tablo 35’te G-DINA modele göre üç farklı Q-matrisine ait nitelik ve test düzeyinde sınıflama doğruluğu yer almaktadır.

Tablo 35

UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA Model Nitelik ve Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu

Nitelik Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu			
Nitelikler	UZMAN	YEM	YEM+4UZMAN
N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.	0,98	0,96	0,99
N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar	0,99	0,98	0,98
N3: Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	0,98	0,98	0,98
N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.	0,93	0,86	0,90
N5: Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.	0,93	0,94	0,93
Test Düzeyinde Sınıflama Doğruluğu	0,86	0,80	0,83

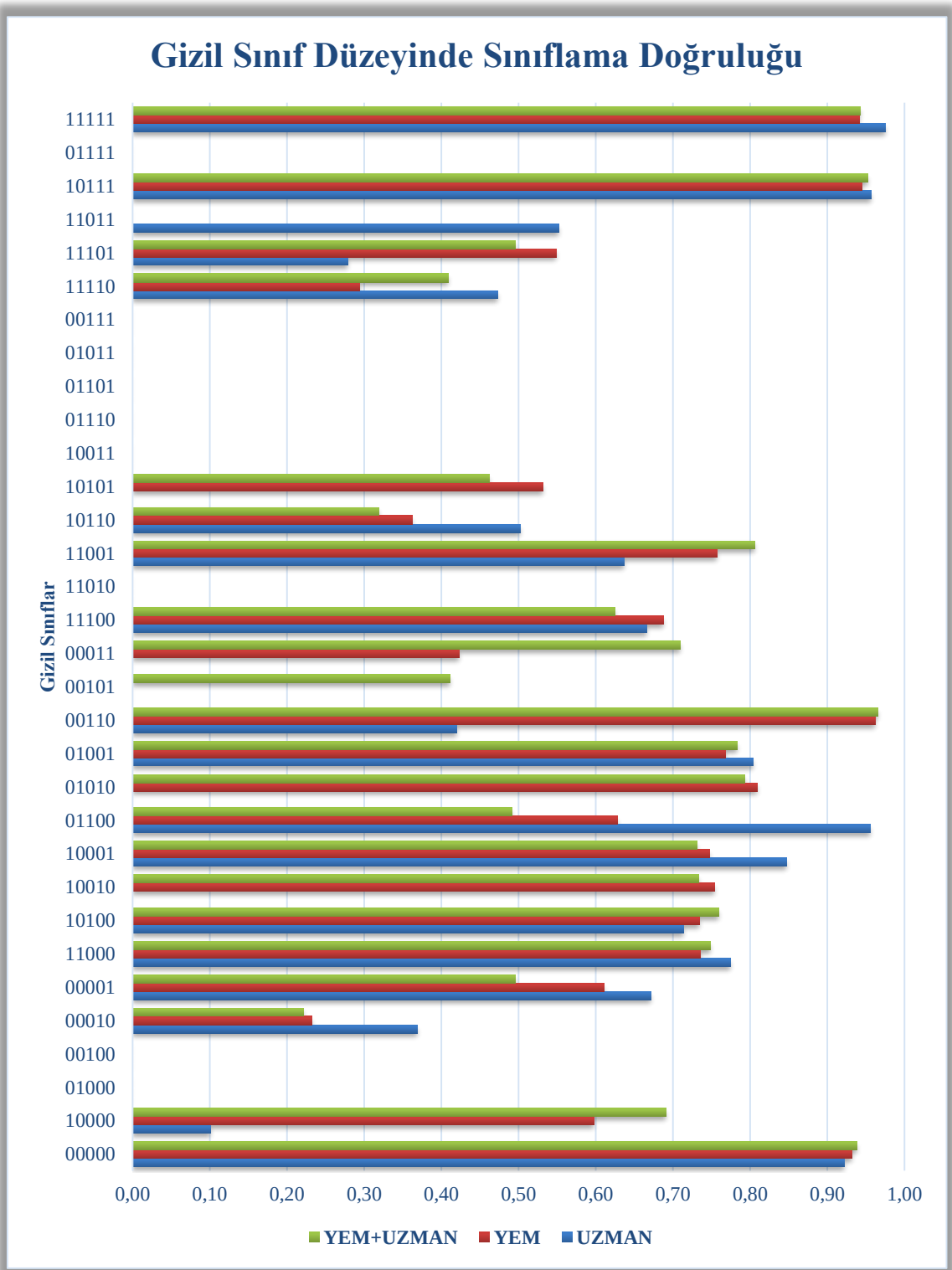
Tablo 35 incelendiğinde G-DINA modele göre “N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.” niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu 0,99 değeri ile en yüksek YEM+4UZMAN Q-matrisinde, en düşük ise 0,96 ile YEM Q-matrisinde kestirilmiştir. N1 niteliği için genel olarak üç Q-matrisi için kestirilen sınıflama doğruluğu yüksektir. G-DINA modele göre “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu üç farklı Q-matris içinde yüksek olup birbirine çok yakındır. N2 niteliği için

kestirilen sınıflama doğruluğu UZMAN Q-matrisi için 0,99; YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 0,98'dir. G-DINA modele göre "N3: Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur." niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu ise üç farklı Q-matris için aynı olup 0,98'dir. G-DINA modele göre "N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur." niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu 0,93 değeri ile UZMAN Q-matrisinde, en düşük ise 0,86 değeri ile YEM Q-matrisinde elde edilmiştir. N4 niteliği için üç farklı Q-matrisine göre kestirilen sınıflama doğruluğu genel olarak yüksektir. Ancak N4 niteliği için elde edilen sınıflama doğruluk değeri diğer nitelikler için elde edilen sınıflama doğruluklarından daha düşüktür. G-DINA modele göre "N5: Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur." niteliği için kestirilen sınıflama doğruluğu YEM Q-matrisi için 0,94; UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 0,93'tür.

Tablo 34 incelendiğinde üç farklı Q-matrisi için test düzeyinde kestirilen sınıflama güvenilirliği en yüksek 0,86 değeri ile UZMAN Q-matrisinde; en küçük ise 0,80 değeri ile YEM Q-matrisinde elde edilmiştir. YEM+4UZMAN Q-matrisi için kestirilen test düzeyinde sınıflama doğruluğu ise 0,83'tür.

Genel olarak bakıldığında ise her bir nitelik için hesaplanan nitelik düzeyinde sınıflama güvenilirliği test düzeyinde kestirilen sınıflama doğruluğu değerinden yüksektir.

G-DINA modele göre YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN olmak üzere üç farklı q-matrisi kullanılarak kestirilen gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları da incelenmiştir. Şekil 24'te beş nitelik ile oluşan 32 gizil sınıf için kestirilen sınıflama doğruluk oranları yer almaktadır.



Şekil 24. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerine dayalı gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları

Şekil 24 incelendiğinde “01000”, “00100”, “11010”, “10011”, “01110”, “01101”, “01011”, “00111”, “01111” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğunun G-DINA model altında üç farklı Q-matrisi için de sıfır olduğu görülmektedir. “10101”, “00011”, “01010” ve “10010” nitelik profillerine ait sınıflama doğruluğu UZMAN Q-matrisinde, “00101” nitelik profilini ait sınıflama doğruluğu YEM VE UZMAN Q-matrislerinde, “11011” nitelik profiline ait sınıflama doğruluğu YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinde sıfır değerine sahiptir. Bu gizil sınıflarda hiç öğrenci olmadığı için sınıflama doğruluğu hesaplanamamış ve bu sebeple sıfır olarak gözükmektedir.

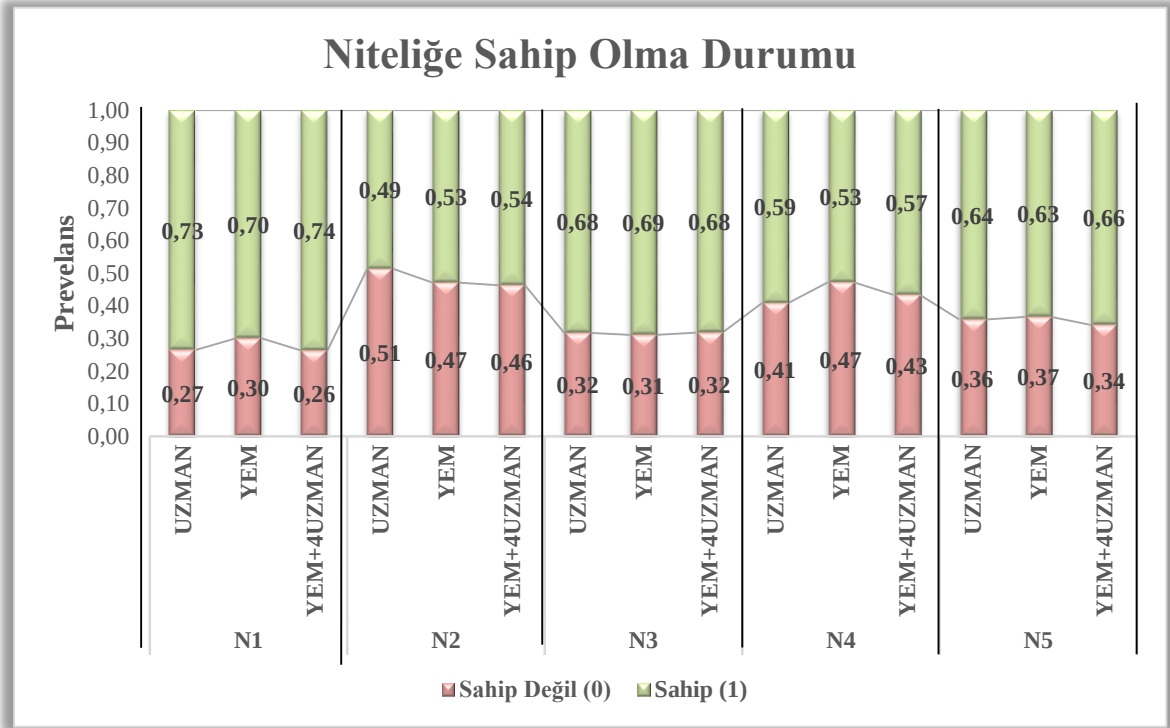
Genel olarak bakıldığında ise “10000”, “00010”, “00001”, “01100”, “01010”, “00110”, “00101”, “11001”, “10110”, “10101”, “11110”, “11101” ve “11011” nitelik profilleri için kestirilen sınıflama doğruluklarının üç Q-matrisinde birbirine benzer olmadığı görülmektedir. Bu farklılaşmanın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını görmek için 32 gizil sınıfa ait sınıflama oranları karşılaştırılmıştır.

Öncelikle UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi için 32 gizil sınıfa ait sınıflama doğruluğu oranlarının dağılımlarının normalliği incelenmiştir. UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisleri için elde edilen Shapiro-Wilk p değerleri sırasıyla 0,000; 0,000 ve 0,001 olup gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranlarının normal dağılıma uygun olmadığı belirlenmiştir. Normal dağılım sağlamayan UZMAN, YEM, YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında fark olup olmadığı tekrarlı ölçümler için tek faktörlü varyans analizinin parametrik olmayan karşılığı olan Friedman Testi ile karşılaştırılmıştır. Friedman testi sonucunda UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($\chi^2_{(2)}=0,323$; $p=0,851$). Dolayısıyla UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu üç Q-matrisi için anlamlı olarak birbirinden farklılaşmamaktadır.

4.5. Beşinci Alt Probleme İlişkin Bulgular

Alt Problem 5a: G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanıldığında grubun ilgili niteliğe sahip olma ve örtük sınıflarda yer alma durumu (oranı) nasıl değişmektedir?

Bu alt problem kapsamında UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak G-DINA modele göre parametreleri kestirilen grubun ilgili niteliğe sahip olma ve örtük sınıflarda yer alma durumları sunulmuştur. Şekil 25'te öğrenci grubunun UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre test kapsamında ölçülen beş niteliğe sahip olma durumunu yer almaktadır.



Şekil 25. Grubun niteliğe sahip olma durumu

Şekil 25 incelendiğinde “N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir” niteliği için UZMAN Q-matrisine göre grupta yer alan 712 öğrenciden %73’inin (n=520); YEM Q-matrisine göre öğrencilerin %70’inin (n=498) ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre öğrencilerin %74’ünün (n=527) bu niteliğe sahip olduğu görülmektedir. “N1” niteliğine sahip olmayan

öğrencilerin yüzdesinin UZMAN Q-matrisinde %27 (n=192), YEM Q-matrisinde %30 (n=214) ve YEM+4UZMAN Q-matrisinde %26 (n=185) olduğu görülmektedir.

Öğrencilerin “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğine sahip olma durumları UZMAN Q-matrisi için %49 (n=349), YEM Q-matrisi için %53 (n=377) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %54 (n=384) olduğu görülmektedir. Öğrencilerin “N2” niteliğine sahip olmama durumu ise UZMAN Q-matrisi için %51 (n=363), YEM Q-matrisi için %47 (n=335) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %46 (n=328) olduğu görülmektedir.

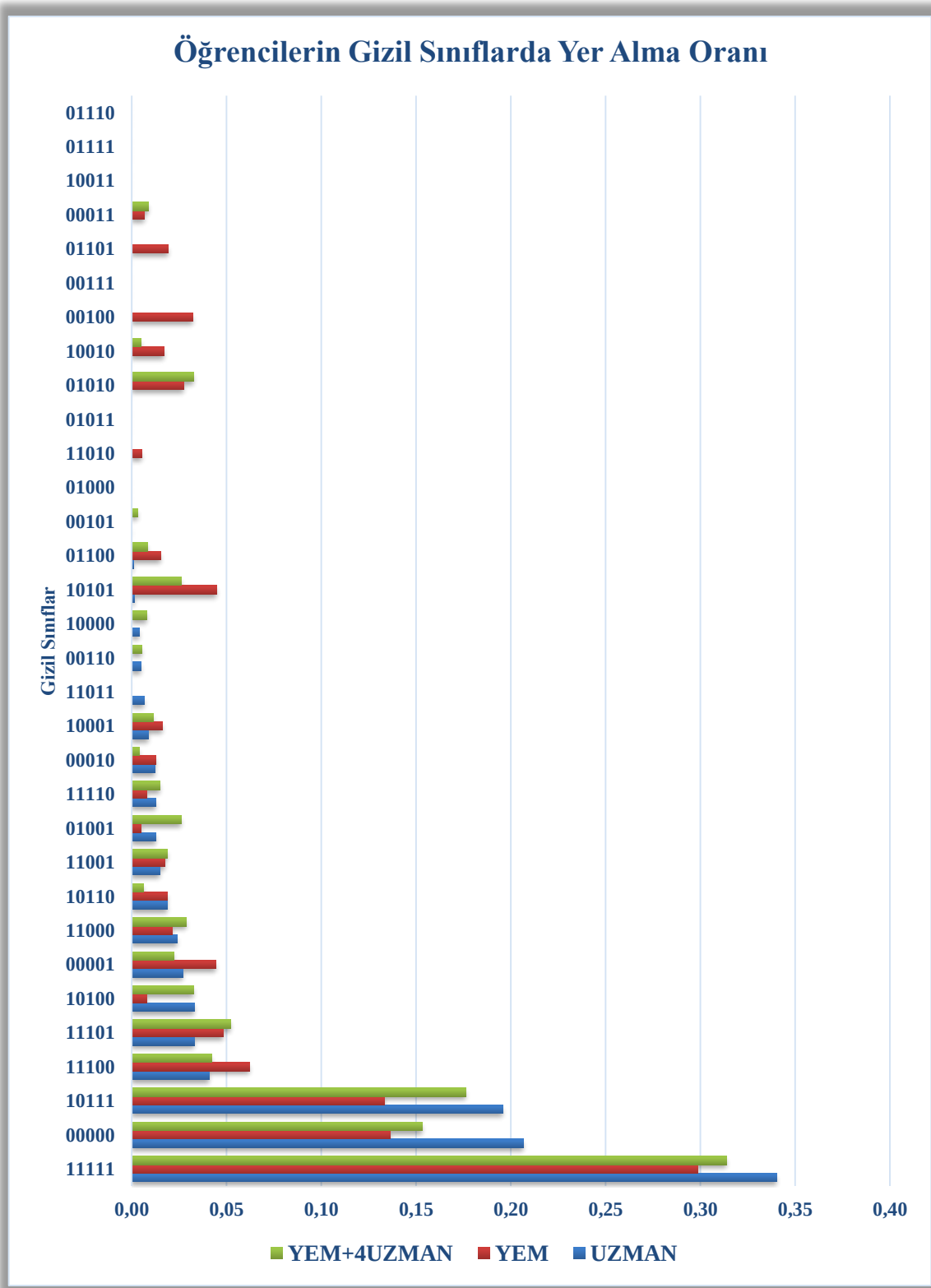
Öğrencilerin “N3: Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğine sahip olma durumlarının UZMAN Q-matrisi için %68 (n=484), YEM Q-matrisi için %69 (n=491) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %68 (n=484) olduğu görülmektedir. Öğrencilerin “N3” niteliğine sahip olmama durumunun ise UZMAN Q-matrisi için %32 (n=228), YEM Q-matrisi için %31 (n=221) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %32 (n=228) olduğu görülmektedir.

Öğrencilerin “N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğine sahip olma durumları UZMAN Q-matrisi için %59 (n=420), YEM Q-matrisi için %53 (n=377) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %57 (n=406) olduğu görülmektedir. Öğrencilerin “N4” niteliğine sahip olmama durumunun ise UZMAN Q-matrisi için %41 (n=292), YEM Q-matrisi için %47 (n=335) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %43 (n=306) olduğu görülmektedir.

Son olarak, öğrencilerin “N5: Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” niteliğine sahip olma durumlarının UZMAN Q-matrisi için %64 (n=456), YEM Q-matrisi için %33 (n=449) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %66 (n=470) olduğu görülmektedir. Öğrencilerin “N5” niteliğine sahip olmama durumunun ise UZMAN Q-matrisi için %36 (n=256), YEM Q-matrisi için %37 (n=263) ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için %34 (n=242) olduğu görülmektedir.

Ayrıca grubun en büyük eksikliğinin üç Q-matrisi için de “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıkla.” niteliğinde, daha sonra ise “N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğinde olduğu belirlenmiştir.

Şekil 26’da ise UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen öğrencilerin gizil sınıflarda yer alma oranı yer almaktadır.



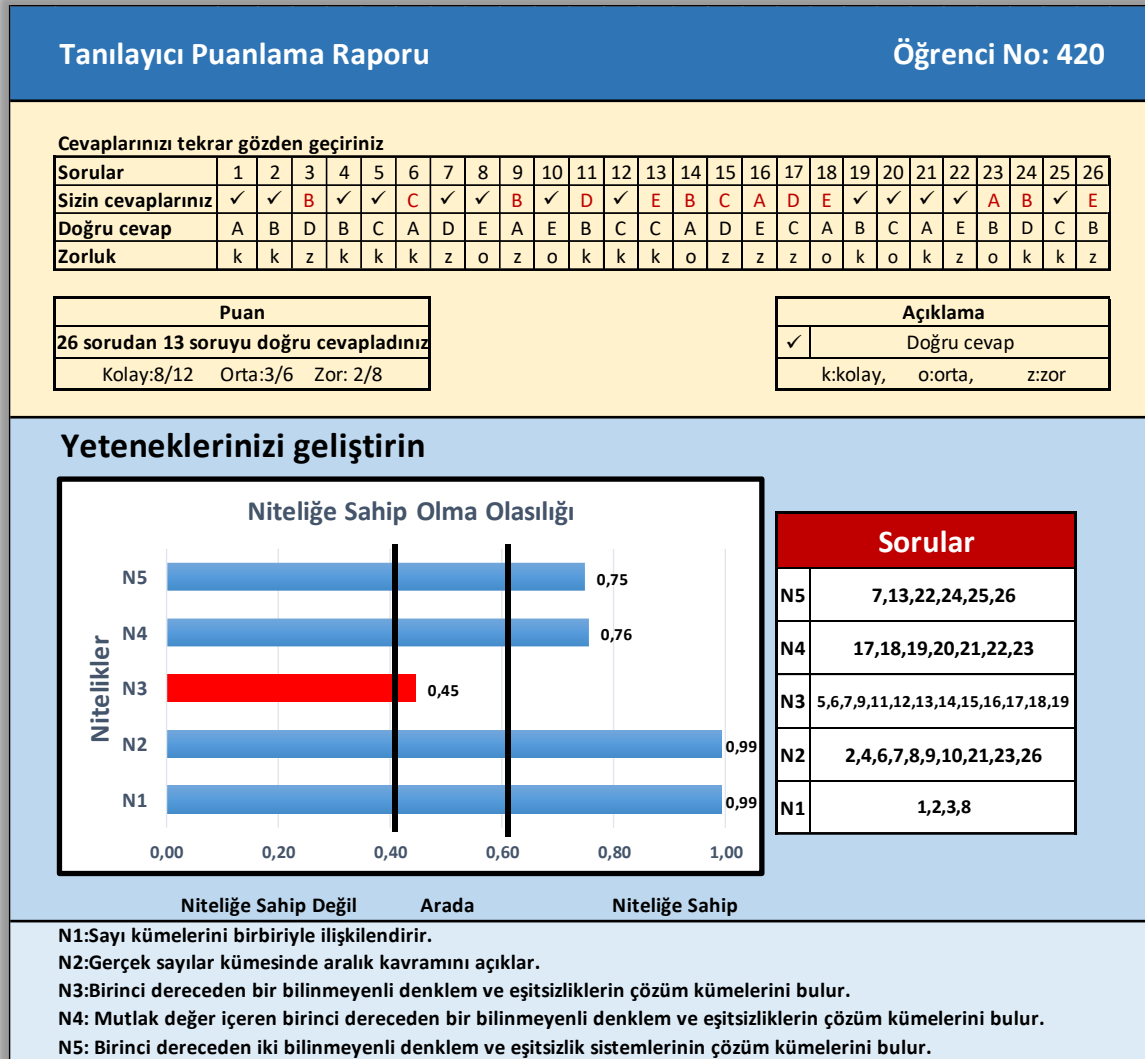
Şekil 26. UZMAN, UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen öğrencilerin gizil sınıflarda yer alma oranı

Şekil 26 incelendiğinde UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre öğrencilerin özellikle “11111”, “00000” ve “10111” olmak üzere üç gizil sınıfta yer aldığı görülmektedir. Tüm nitelikleri içeren “11111” gizil sınıfında UZMAN Q-matrisine göre grubun %34’ünün (n=242), YEM Q-matrisine göre grubun %30’unun (n=214) ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre grubun %31’inin (n=221) yer aldığı görülmektedir. Hiçbir niteliği içermeyen “00000” gizil sınıfında ise UZMAN Q-matrisine göre grubun %21’inin (n=150), YEM Q-matrisine göre grubun %14’ünün (n=97) ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre grubun %15’inin (n=107) yer aldığı görülmektedir. Diğer gizil sınıflara göre öğrencilerin daha fazla yer aldığı üçüncü gizil sınıf ise “10111” gizil sınıfıdır. Yani öğrencilerin 2. nitelik dışındaki diğer niteliklere sahip olduğu gruptur. “10111” gizil sınıfında UZMAN Q-matrisine göre grubun %20’sinin (n=142), YEM Q-matrisine göre grubun %13’ünün (n=93) ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre grubun %18’inin (n=128) yer aldığı görülmektedir. Genel olarak bakıldığında öğrencilerin çoğunluğunun üç gizil sınıfta yer aldığı belirlenmiştir. Bu üç gizil sınıfta yer alma yüzdeleri ise UZMAN Q-matrisi kullanılarak yapılan analizlerde %75, YEM Q-matrisi kullanılarak yapılan analizlerde %57 ve YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanılarak yapılan analizlerde %64 olarak elde edilmiştir.

Alt Problem 5b: G-DINA modele göre bireyselleştirilmiş geri bildirim için tanılayıcı puanlama rapor örneği nasıldır?

Bu alt problem kapsamında örnek olması açısından G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak belirlenen bir öğrenci (420 numaralı öğrenci) için bireyselleştirilmiş geri bildirim amacıyla tanılayıcı rapor örneği oluşturulmuştur. Ek olarak G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak 420 numaralı öğrenci için kestirilen niteliğe sahip olma durumu ve gizil sınıf olasılıkları YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisindeki sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Tanılayıcı rapor örneği oluşturulurken Jang (2005) tarafından oluşturulan

puanlama raporundan yararlanılmıştır. Bireyselleştirilmiş geri bildirim için oluşturulan tanılayıcı puanlama raporu bilişsel tanı modellerini diğer MTK ve KTK kuramlarından ayıran önemli özelliklerinden biridir. Şekil 27’de 420 numaralı öğrenci için tasarlanmış bir tanılayıcı puanlama rapor örneği yer almaktadır.



Şekil 27. Öğrenci 420 Tanılayıcı Puanlama Raporu

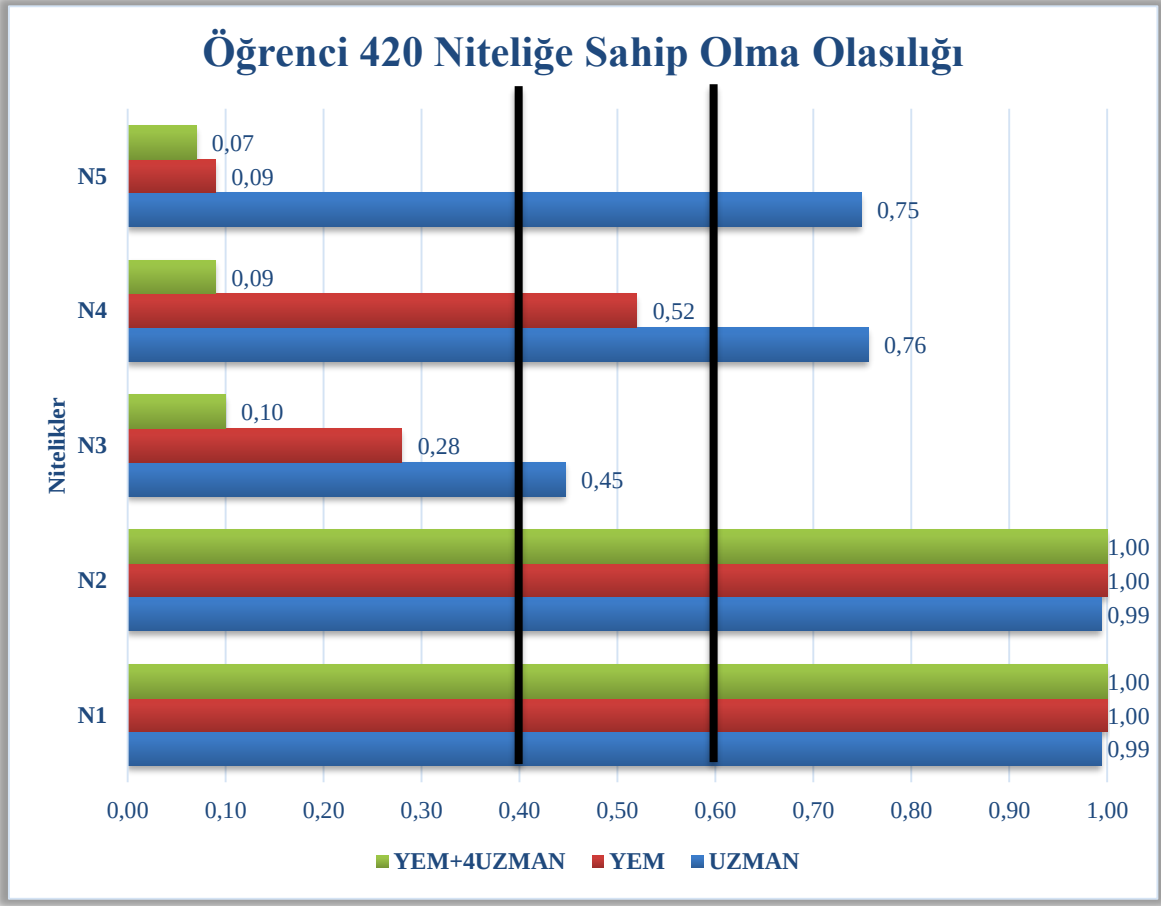
Şekil 27 incelendiğinde tanılayıcı puanlama raporunun ilk bölümünde tabloda öğrencinin soruya vermiş olduğu cevaplar, sorunun doğru cevabı ve zorluk düzeyi yer almaktadır. Bu tablonun hemen alt kısmında açıklama tablosu ve öğrencinin zorluk düzeyine göre cevapladığı soru sayısı ve toplam doğru cevaplanan soru sayısını gösteren puan tablosu yer

almaktadır. İkinci bölümde ise öğrencinin niteliğe sahip olma olasılığı gösteren grafik ve soruların niteliklere dağılımı yer almaktadır. Öğrencilerin niteliğe sahip olup olmama durumuna ise şu şekilde karar verilmektedir (Jang, 2005):

Niteliğe sahip olma olasılığı 0,40'dan küçük ($p < 0,40$) → Öğrenci niteliğe sahip değil
Niteliğe sahip olma olasılığı 0,40 ile 0,60 arası ($0,40 \leq p \leq 0,60$) → Arada (net bilgi yok)
Niteliğe sahip olma olasılığı 0,60'dan büyükse ($p > 0,60$) → Öğrenci niteliğe sahip

Şekil 27'de yer alan tanılayıcı puanlama raporu incelendiğinde 420 numaralı öğrencinin “N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.” ve “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğine sahip olma olasılığı 0,99 olup öğrenci N1 ve N2 niteliğine sahip olduğu yorumu yapılabilir. Öğrencinin “N3: Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğe sahip olma olasılığı 0,45 olup öğrencinin N3 niteliğine sahip olup olmama durumu hakkında net bir şey söylenmesi güçtür. Öğrencinin “N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğine sahip olma olasılığı 0,76; “N5: Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.” niteliğine sahip olma olasılığı 0,75'tir. Dolayısıyla öğrenci N4 ve N5 niteliklerine de sahip olduğu söylenebilir. Ayrıca G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak kestirilen çalışmadaki tüm öğrencilere ait her bir niteliğe sahip olma olasılıkları da EK 12'de yer almaktadır.

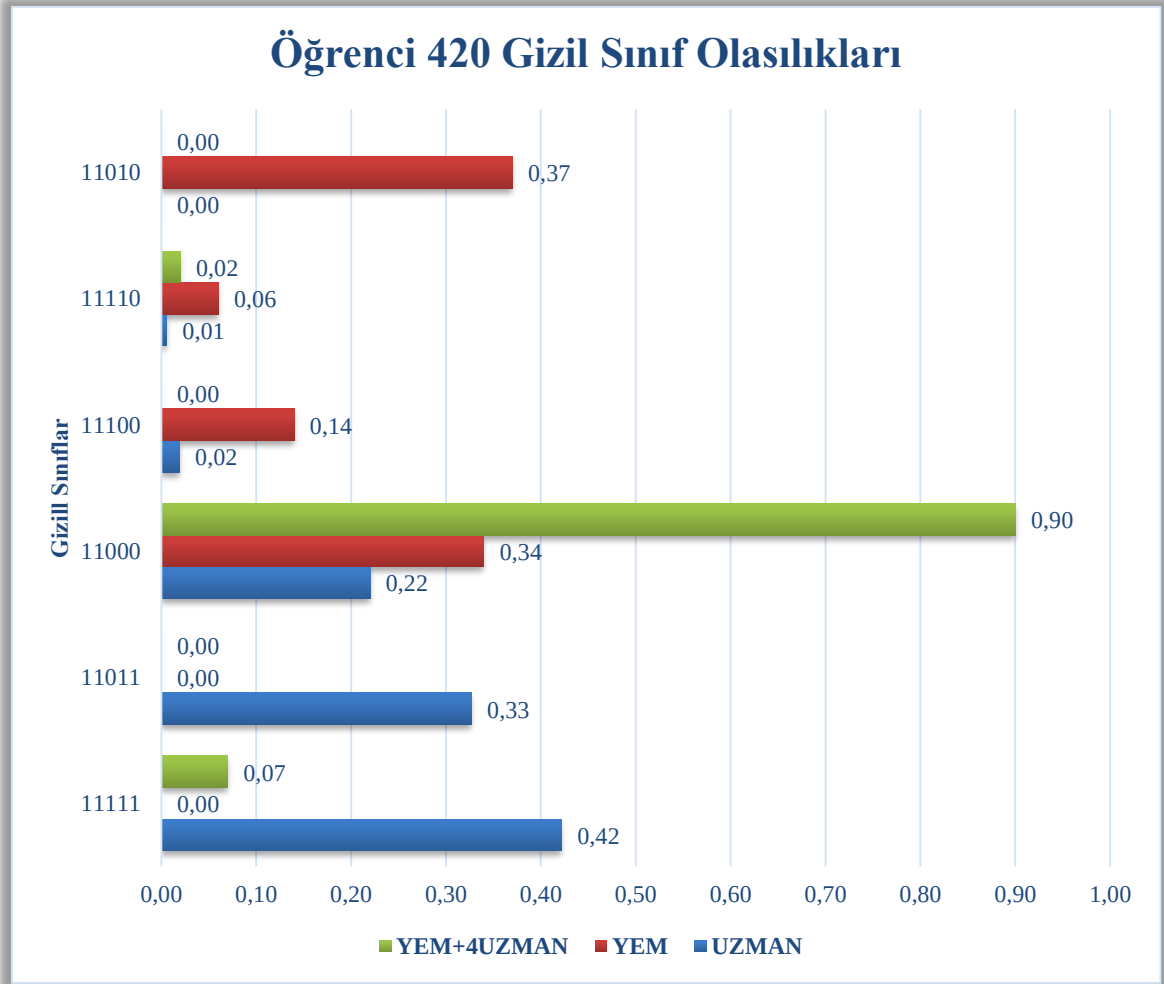
G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 420 numaralı öğrencinin ilgili niteliklere sahip olma olasılıkları ise Şekil 28'de yer almaktadır.



Şekil 28. G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için öğrenci 420'nin niteliklere sahip olma olasılıkları

Şekil 28 incelendiğinde 420 numaralı öğrencinin UZMAN Q-matrisine göre N1, N2, N4 ve N5 niteliklerine; YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre N1 ve N2 niteliklerine sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla çalışmada UZMAN Q-matrisi kullanıldığında 420 numaralı öğrencinin sadece N3 niteliğinde eksiklikleri var iken, çalışmada YEM ya da YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanıldığında 420 nolu öğrencinin N3 niteliği yanında N4 ve N5 niteliklerinde de eksikliklerinin olduğu görülmektedir. Bu nedenle çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesinin öğrencilerin niteliğe sahip olma durumlarında farklılaşmaya sebep olduğu görülmektedir.

G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 420 numaralı öğrencinin gizil sınıf olasılıkları ise Şekil 29’da yer almaktadır.



Şekil 29. G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 420 numaralı öğrenciye ait gizil sınıf olasılıkları

Şekil 29 incelendiğinde 420 numaralı öğrencinin UZMAN Q-matrisine göre 0,42 olasılıkla “11111” nitelik profilinde, YEM Q-matrisine göre 0,37 olasılıkla “11010” nitelik profilinde ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre ise 0,90 olasılıkla “11000” nitelik profiline yer almakta olduğu görülmektedir. Şekil 29’da yer almayan diğer 26 gizil sınıf için üç Q-matrisinde de 420 numaralı öğrencinin gizil sınıf olasılıkları sıfır olarak kestirilmiştir. Genel olarak ise çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesi öğrencilerin gizil sınıf olasılıklarında değişmelere sebep olmaktadır. Dolayısıyla 420 numaralı öğrencinin ait olduğu gizil sınıf

UZMAN Q-matrisinde en yüksek olasılığa sahip “11111” gizil sınıfı iken YEM Q-matrisinde “11010”, YEM+4UZMAN Q-matrisinde “11000” gizil sınıfı olmaktadır. Niteliklere sahip olma durumuyla benzer şekilde, çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesinin öğrencilerin gizil sınıf olasılıklarında farklılaşmaya sebep olduğu görülmektedir. Ayrıca birey parametrelerini kestirmek için kullanılan EAP, MAP ve MLE yöntemlerine göre de öğrencinin yer aldığı gizil sınıflarda değişkenlik meydana gelebilmektedir. Örneğin 420 numaralı öğrenci için G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisine dayalı olarak EAP ve MLE yöntemine göre kestirilen gizil sınıf “11011” iken, MAP yöntemine göre kestirilen gizil sınıfın ise “11111” olduğu görülmektedir (EK 13). EK 13’de tüm öğrencilere ait EAP, MAP ve MLE yöntemlerine göre G-DINA modelde UZMAN Q-matrisine dayalı kestirilen birey parametre kestirimleri yer almaktadır.

BÖLÜM V

SONUÇ VE TARTIŞMA

Bu bölümde, araştırmanın bulgularına dayalı olarak ulaşılan sonuçlara, uygulamaya ve ileri de yapılacak araştırmalara yönelik önerilere yer verilmiştir.

Sonuçlar

Bu çalışmanın amacı, yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyon önerisinin nasıl yapılabileceğini göstermek, yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonunun PVAF, Stepwise Wald testi Q-matris modifikasyon yöntemleriyle ve uzman kanısına dayalı Q-matrisi ile karşılaştırmaktır. Bu amaç doğrultusunda, bu Q-matrisleri kullanılarak elde edilecek model veri uyumları, madde parametreleri ve sınıflama doğrulukları G-DINA modeline göre incelenmiştir.

Çalışmanın birinci alt problemi kapsamında UZMAN Q-matrisinde maddenin birden fazla niteliği ölçtüğü durumlar için doymuş (saturated) G-DINA modele göre parametre sayısı daha az olan sadeleştirilmiş DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modellerinden hangisinin madde düzeyinde daha iyi uyum gösterdiği incelenmiştir. Buna göre testte yer alan 26 maddeden 13 maddenin tek bir niteliği ölçtüğü ve kalan 13 maddenin ise birden fazla niteliği ölçtüğü görülmüştür. Birden fazla niteliği ölçen 13 maddeden 5 maddenin LLM, 3 maddenin DINO, 2 maddenin DINA ve R-RUM ve 1 maddenin A-CDM modeline madde

düzeyinde daha iyi uyum sağladığı bulgusuna ulaşılmıştır. Testte yer alan her bir madde için madde düzeyinde model tanımlaması yapılarak (tek bir niteliği ölçen maddeler için G-DINA model ve birden fazla niteliği ölçen maddeler için daha iyi model uyumuna sahip DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modellerinden biri) 26 madde için madde düzeyinde tanımlanmış model oluşturulmuş ve G-DINA model ile model veri uyumu karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda madde düzeyinde tanımlanmış modelin ve G-DINA modelin bağıl ve mutlak uyum değerlerinin birbirine çok yakın olduğu görülmüştür. LR testi sonucunda ise daha fazla bilgi sağlayan ve daha gelişmiş bir model olan G-DINA modelin madde düzeyinde tanımlanmış modelden daha iyi model veri uyumuna sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla madde düzeyinde modelin sadeleştirilmesine gerek olmadığı belirlenmiş ve sonraki alt problemlerde daha fazla bilgi sağlayan G-DINA modelin kullanılması tercih edilmiştir. Genel olarak gelişmiş modeller sadeleştirilmiş modellere göre daha karmaşık ve yorumlanması zor olmasına rağmen, daha iyi model veri uyumuna sahip olmaktadır (Chen, de la Torre & Zhang, 2013; de la Torre & Lee, 2013). Ancak madde düzeyinde model seçimi bilişsel tanı modellerinin uygulanmasını daha esnek hale getirebilmektedir. Bu sayede BTM modelinin önceden belirlenmesine gerek yoktur ve G-DINA modelle göre daha sadeleştirilmiş modeller olan DINA, DINO, A-CDM, LLM ve R-RUM modelleri tek bir değerlendirmede çoklu olarak aynı anda kullanılabilir.

Çalışmanın ikinci alt problemi kapsamında yapısal eşitlik modeline dayalı Q-matris modifikasyonu belirlenmiş ve belirlenen Q-matrisi, PVAF, Stepwise Wald ve UZMAN Q-matrisleri ile karşılaştırılmıştır. Çalışma kapsamında önerilen YEM'e dayalı Q-matris modifikasyonu sonucunda uzman kanısına dayalı Q-matrisinde toplam 23 Q-matris girdisinde değişiklik önerisi yapıldığı belirlenmiştir. Önerilen Q-matris girdisindeki değişikliğin testte yer alan 26 maddeden 16 maddeyi etkilediği tespit edilmiştir. Önerilen değişiklik sayısının bazı maddelerde bir adet, bazılarında ise iki ya da üç adet olduğu görülmüştür. UZMAN Q-matris girdisinde önerilen değişikliklerin 18 tanesi "0 girdisini 1'e dönüştürme" önerisi, 5 tanesi ise "1 girdisini 0'a dönüştürme" önerisi olduğu belirlenmiştir.

Nitelik bazında ise N1 niteliği için 5, N2 niteliği için 3, N3 niteliği için 8, N4 niteliği için 2 ve N5 niteliği için 5 Q-matris girdisi değiştirme önerisi olduğu belirlenmiştir.

Çalışmada ikinci alt problem kapsamında uzman kanısına dayalı Q-matrisinde YEM'e dayalı tüm Q-matris modifikasyonları belirlendikten sonra, elde edilen YEM Q-matrisinin G-DINA modele göre model veri uyumu PVAF ve Stepwise Wald testine dayalı deneysel Q-matris modifikasyon yöntemlerinden elde edilen Q-matrisleri ile karşılaştırılmıştır. Ek olarak YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinin nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları da incelenmiştir.

Çalışmada YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinin genel uyuşma oranlarının 0,74 ile 0,78 arasında değiştiği görülmüştür. Üç yöntemin beş nitelik düzeyinde uyuşma oranları ise 0,27 ile 0,35 arasında olduğu belirlenmiştir. En yüksek uyuşma oranlarının YEM-PVAF ve PVAF-Stepwise Wald arasında olduğu, en az ise YEM-Stepwise Wald yöntemi arasında olduğu belirlenmiştir. Üç yöntemin G-DINA modele göre model veri uyumu incelendiğinde ise en iyi model veri uyumuna sahip Q-matrisinin PVAF, daha sonra ise sırasıyla YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca üç yöntem için kestirilen mutlak uyum indekslerinin kabul edilebilir düzeyde olduğu görülmüştür. Ancak üç yöntem tarafından önerilen Q-matris modifikasyonlarının yapılmadan önce uzman görüşüne başvurulması gerektiği unutulmamalıdır. Ek olarak G-DINA modele göre en iyi model veri uyumuna sahip PVAF yönteminin diğer yöntemlerden farklı olarak Q-matrisindeki modifikasyonları belirlemek için bir kesme puanına ihtiyaç duymaktadır. PVAF için ihtiyaç duyulan kesme puanı değerinin ise kaç olması gerektiği tam olarak açık değildir ve seçimi subjektiftir. Nájera, Sorrel ve Abad (2019) PVAF yönteminde kullanılan kesme puanının değiştirilmesiyle, önerilen Q-matris modifikasyonlarının değiştiğini, her bir farklı koşul için en az bir uygun kesme puanının olabileceğini belirtmiştir. Bu nedenle çalışma kapsamında PVAF için kullanılan 0,95 kesme puanının değiştirilmesiyle, önerilen Q-matrisinin değişebileceği, Q-matrisindeki değişimin de model uyumunu etkileyeceği unutulmamalıdır.

Ayrıca çalışma kapsamında YEM Q-matrisinin G-DINA modele göre model veri uyumu UZMAN Q-matrisi ve YEM+4UZMAN Q-matrisi (YEM'e göre önerilen modifikasyonların dört uzman kanısı ile birlikte ele alınarak oluşturulan Q-matrisi) ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma yapılmadan önce YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin nitelik düzeyinde ve genel uyuşma oranları da incelenmiştir. Çalışmada YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinin genel uyuşma oranlarının 0,82 ile 0,93 arasında değiştiği görülmüştür. Üç yöntemin beş nitelik düzeyinde uyuşma oranları ise 0,38 ile 0,69 arasında olduğu belirlenmiştir. En yüksek uyuşma oranlarının UZMAN ile YEM+4UZMAN Q-matrisi arasında olduğu, en az ise UZMAN ile YEM Q-matrisleri arasında olduğu belirlenmiştir. Genel olarak bakıldığında ise üç Q-matrisi için uyuşma oranının yüksek olduğu bulunmuştur. Üç yöntemin G-DINA modele göre model veri uyumu incelendiğinde ise en iyi model veri uyumuna sahip Q-matrisinin YEM, daha sonra ise sırasıyla YEM+4UZMAN ve UZMAN Q-matrisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Daha öncede belirtildiği gibi YEM ve diğer Q-matris modifikasyon yöntemlerinin önerdiği modifikasyonların yapılmadan önce uzman görüşüne başvurulması gerekmektedir. Ancak çalışma kapsamında oluşturulan YEM+4UZMAN Q-matrisi YEM'e göre önerilen modifikasyonların dört uzman kanısı ile birlikte ele alınarak oluşturulmasından dolayı tekrardan uzman görüşüne başvurulmasına gerek olmadığı düşünülmüştür. Dolayısıyla UZMAN Q-matrisinden daha iyi model veri uyumuna sahip YEM+4UZMAN Q-matrisinin daha kullanışlı olduğu söylenebilir.

Ayrıca RMSEA değerinde UZMAN Q-matrisine göre YEM Q-matrisinin 0,010 (%20), YEM+4UZMAN Q-matrisinin 0,013 (%26) değerinde azalma sağladığı belirlenmiştir. Benzer şekilde SRMSR değerinde ise UZMAN Q-matrisine göre YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi 0,024-0,025 ($\approx$ %34) değerinde azalma sağladığı tespit edilmiştir. Çalışmada kullanılan UZMAN Q-matrisinden elde edilen RMSEA ve SRMSR mutlak uyum değerlerinin kabul edilebilir düzeyde olduğu düşünüldüğünde, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisinin kullanılmasıyla RMSEA ve SRMSR mutlak uyum değerlerindeki %20 ile %34

arası değişen azalma miktarının önemli olduğu söylenebilir. Eğer mutlak uyum değerleri kabul edilebilir olmayan uzman kanısına dayalı Q-matrislerinde, YEM'e dayalı Q-matris doğrulama yöntemiyle hatalı Q-matris girdilerinde düzeltmeler yapılırsa, elde edilecek Q-matrislerinden daha da düşük RMSEA ve SRMSR değerleri elde edilebileceği düşünülmektedir. Böyle olduğu durumlarda kabul edilebilir mutlak uyum değerlerine sahip olmayan Q-matrislerinin, bu yöntem sayesinde mutlak uyum değerleri kabul edilebilir düzeye getirilebilir.

Çalışmanın üçüncü alt problemi kapsamında G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak gizil sınıf başarı olasılıkları ve delta parametreleri incelenmiştir. Uzman kanısına dayalı Q-matrisinden elde edilen indirgenmiş gizil sınıflar için başarı olasılıkları incelendiğinde tek bir niteliği ölçen M4 maddesi için $P(0)$ değeri yüksek olup ($P(0)=0,66$) madde için gerekli niteliğe sahip olmayan öğrencilerin ilgili maddeyi 0,66 olasılıkla doğru cevapladığı görülmüştür. Dolayısıyla sorunun doğru olarak cevaplanmasında madde için gerekli olan nitelik dışında başka faktörler de olabilir. M3, M7, M9, M16, M17 ve M26 maddeleri için kestirilen maddenin ölçtüğü ilgili nitelik/niteliklere sahip olduğunda maddeyi doğru cevaplama olasılığı olan $P(1)$, $P(11)$ ve $P(111)$ değerlerinin 0,50'den düşük olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla M3, M7, M9, M16, M17 ve M26 maddeleri için gerekli olan niteliklere sahip olan öğrencilerin ilgili soruyu doğru cevaplama olasılığı 0,50'den daha düşüktür. Özellikle M9 maddesi için $P(11)$ değeri 0,24 olup, öğrencilerin M9 maddesi için gerekli olan iki niteliğe sahip iken M9 maddesini 0,24 olasılıkla doğru cevaplayabilmekte olduğu görülmüştür. Genel olarak bakıldığında ise madde için gerekli olan niteliklere sahip öğrencilerin ilgili maddeyi doğru cevaplayabilme olasılığının yüksek olması beklenir. Ancak testte yer alan bazı maddeler için bu durum sağlanamamıştır. Çalışmada kullanılan modelin testte yer alan niteliklerin yapısına uygun olmayışı, çalışmada kullanılan Q-matrisinin hatalı tanımlanması gibi birçok neden bu duruma sebep olmuş olabilir.

Çalışmanın üçüncü alt problemi kapsamında PVAf, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), madde ayırt

edicilik indeksi (IDI) ve tahmin (g) ve kaydırma (s) madde parametreleri karşılaştırılmıştır. Çalışmada G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin ortalamasının en düşük YEM Q-matrisinde, en yüksek ise Stepwise Wald Q-matrisinde olduğu bulunmuştur. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matris için 26 maddeye ait tahmin parametresinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve PVAF Q-matrisi kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerleri Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerlerinden düşük olduğu tespit edilmiştir ($g_{YEM} = g_{PVAF} < g_{Stepwise\ Wald}$). Yani G-DINA modele göre YEM ve PVAF Q-matrisleri için kestirilen tahmin parametresi değerlerinin Stepwise Wald Q-matrisi için kestirilen tahmin parametresi değerlerinden daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışmada PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen kaydırma parametresinin bazı maddeler dışında genel olarak birbirine çok yakın olduğu belirlenmiştir. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen kaydırma parametrelerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri kullanılarak G-DINA modele göre elde edilen kaydırma parametresi değerleri anlamlı olarak birbirinden farklılaşmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($s_{PVAF} = s_{YEM} = s_{Stepwise\ Wald}$).

Çalışmada PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen GDI indeksinin genel olarak birbirine çok yakın olduğu belirlenmiştir. PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen GDI indekslerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksleri üç Q-matrisi için anlamlı olarak birbirinden farklılaşmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($GDI_{PVAF} = GDI_{YEM} = GDI_{Stepwise\ Wald}$).

Çalışmada PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen madde ayırt edicilik indeksinin genel olarak birbirine yakın olduğu belirlenmiştir. PVAF,

YEM ve Stepwise Wald Q-matris için 26 maddeye ait madde ayırt edicilik indeksleri ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Yapılan ikili karşılaştırmalarda PVAF ve YEM Q-matrisleri kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinin Stepwise Wald Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinden yüksek olduğu tespit edilmiştir ($IDI_{StepwiseWald} < IDI_{YEM}=IDI_{PVAF}$).

Ayrıca alt problem 3 kapsamında PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin hatalarının mutlak ortalama farkları da incelenmiştir. Çalışmada G-DINA modele göre elde edilen g parametresinin standart hata kestirimlerinin PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için benzer olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($g_SE_{YEM} = g_SE_{PVAF} = g_SE_{StepwiseWald}$). G-DINA modele göre kestirilen s parametresinin standart hata kestirimleri incelendiğinde ise PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için s parametrelerinin standart hata değerlerinin benzer olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($s_SE_{YEM} = s_SE_{PVAF} = s_SE_{StepwiseWald}$).

Genel olarak ise YEM ve PVAF Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametresinin ve IDI değerinin Stepwise Wald Q-matrisi değerlerinden daha iyi olduğu, kaydırma parametresi ve GDI değerlerinin ise Stepwise Wald Q-matrisiyle benzer olduğu bulunmuştur. g ve s parametrelerinin hatalarının mutlak ortalama farklarının ise PVAF, YEM ve Stepwise Wald Q-matrisleri için benzer olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla PVAF, YEM ve Setpwise Wald yöntemlerinin benzer hata kestirimine sahip olduğu söylenilebilir.

Çalışmanın üçüncü alt problemi kapsamında UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen G-DINA ayırt edicilik indeksi (GDI), Madde ayırt edicilik indeksi (IDI) ve tahmin (g) ve kaydırma (s) madde parametreleri karşılaştırılmıştır. Çalışmada G-DINA modele göre kestirilen tahmin parametrelerinin ortalamasının en düşük YEM Q-matrisinde, en yüksek ise UZMAN Q-matrisinde olduğu bulunmuştur. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametrelerine ait ortalamalar arasındaki farklılaşma istatistiksel olarak anlamlı

bulunmuştur. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerleri UZMAN görüşü kullanılarak elde edilen tahmin parametresi değerlerinden düşük olduğu tespit edilmiştir ($g_{YEM} = g_{(YEM+4UZMAN)} < g_{UZMAN}$). Yani G-DINA modele göre YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için kestirilen tahmin parametresi değerlerinin UZMAN Q-matrisi için kestirilen tahmin parametresi değerlerinden daha iyi olduğunu göstermektedir.

Çalışmada UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen kaydırma parametresinin bazı maddeler dışında genel olarak birbirine çok yakın olduğu belirlenmiştir. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen tahmin parametrelerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır ($s_{YEM} = s_{(YEM+4UZMAN)} = s_{UZMAN}$).

Çalışmada UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modele göre kestirilen GDI indeksinin genel olarak birbirine çok yakın olduğu belirlenmiştir. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen GDI indekslerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen GDI indekslerinin üç Q-matrisi için de değişmediği görülmüştür ($GDI_{UZMAN} = GDI_{YEM} = GDI_{(YEM+4UZMAN)}$).

Çalışmada UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için G-DINA modelde kestirilen madde ayırt edicilik indeksinin genel olarak birbirine çok yakın olduğu ancak YEM ve YEM+4UZMAN kanısına göre elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinin UZMAN Q-matrisinden elde edilen madde ayırt edicilik değerlerinden yüksek olduğu belirlenmiştir. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matris için 26 maddeye ait madde ayırt edicilik indeksleri ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Yapılan ikili karşılaştırmalarda YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indeksleri UZMAN Q-matrisi

kullanılarak elde edilen madde ayırt edicilik indekslerinden yüksek olduğu ve dolayısıyla da daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($IDI_{UZMAN} < IDI_{YEM} = IDI_{(YEM+4UZMAN)}$).

Ayrıca alt problem 3 kapsamında UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden G-DINA modele göre elde edilen g ve s parametrelerinin hatalarının mutlak ortalama farkları da incelenmiştir. Çalışmada G-DINA modele göre elde edilen g parametresinin standart hata kestirimi YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için benzer olduğu ve UZMAN Q-matrisi için elde edilen g parametresinin standart hata kestiriminden daha düşük olduğu sonucuna ulaşılmıştır. ($g_SE_{YEM} = g_SE_{YEM+4UZMAN} < g_SE_{UZMAN}$). G-DINA modele göre kestirilen s parametresinin standart hata kestirimleri incelendiğinde ise YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için s parametrelerinin standart hata değerlerinin benzer olduğu sonucuna ulaşılmıştır ($s_SE_{YEM} = s_SE_{YEM+4UZMAN} = s_SE_{UZMAN}$).

Genel olarak ise YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinden elde edilen tahmin parametresinin ve IDI değerinin UZMAN Q-matrisi değerlerinden daha iyi olduğu, kaydırma parametresi ve GDI değerlerinin ise UZMAN Q-matrisiyle benzer olduğu bulunmuştur. Bundan dolayı çalışmada kullanılan YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisiyle G-DINA modele göre daha iyi değerlere sahip madde parametreleri kestirilmiştir.

Çalışmanın dördüncü alt problemi kapsamında G-DINA modele göre YEM Q-matrisinden elde edilen sınıflama doğruluğu deneysel Q-matris doğrulama yöntemi PVAF ve Stepwise Wald yöntemlerinden elde edilen Q-matrisiyle karşılaştırılmıştır.

Çalışmada nitelik düzeyinde sınıflama doğruluğu “N4” niteliği dışında “N1”, “N2” , “N3” ve “N5” nitelikleri için YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matrislerinde birbirlerine çok yakın olduğu ve 0,93 ile 0,99 arasında yüksek değerlere sahip olduğu belirlenmiştir. N4 niteliği için ise nitelik düzeyinde sınıflama doğruluğu en yüksek Stepwise Wald Q-matrisinde (0,96), en düşük ise YEM Q-matrisinde (0,86) elde edildiği görülmüştür. G-DINA model için YEM, PVAF ve Stepwise Wald Q-matris modifikasyon yöntemlerinden elde edilen Q-matrisleri için kestirilen test düzeyinde sınıflama doğruluğu incelendiğinde ise

üç yöntemin de test düzeyinde sınıflama doğruluğunun 0,80 ve üzerinde olduğu görülmüştür. En düşük değerin 0,80 ile YEM Q-matrisinin ve en yüksek değerin ise 0,87 ile Stepwise Wald ve PVAF Q-matrislerinin sahip olduğu belirlenmiştir. Gizil sınıf düzeyinde G-DINA modele göre PVAF, YEM ve Stepwise Wald yöntemlerine dayalı üç farklı q-matrisi kullanılarak kestirilen gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları da incelenmiştir. Üç Q-matrisi için kestirilen gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğruluğunun bazı gizil sınıflarda birbirine çok yakın değerler alırken, bazı gizil sınıflarda ise birbirinden farklılaştığı görülmüştür. YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Yani, YEM, PVAF, Stepwise Wald Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu değerlerinin üç Q-matrisi için de değişmediği sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla YEM Q-matris modifikasyon yönteminin PVAF ve Stepwise Wald yöntemleriyle benzer sınıflama doğruluğu performansına sahip olduğu söylenebilir.

Çalışmanın dördüncü alt problemi kapsamında G-DINA modele göre YEM Q-matrisinden elde edilen sınıflama doğruluğu, UZMAN ve YEM+4UZMAN Q-matrisinden elde edilen sınıflama doğruluğu ile karşılaştırılmıştır. Çalışmada nitelik düzeyinde sınıflama doğruluğu “N4” niteliği dışında “N1”, “N2” , “N3” ve “N5” nitelikleri için UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrislerinde birbirlerine çok yakın olduğu ve 0,93 ile 0,99 arasında yüksek değerlere sahip olduğu belirlenmiştir. N4 niteliği için ise nitelik düzeyinde sınıflama doğruluğu en yüksek UZMAN Q-matrisinde (0,93) en düşük ise YEM Q-matrisinde (0,86) elde edildiği görülmüştür. G-DINA model için UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisleri için kestirilen test düzeyinde sınıflama doğruluğu incelendiğinde ise üç yöntemin de test düzeyinde sınıflama doğruluğunun 0,80 ve üzerinde olduğu görülmüştür. En düşük değerin 0,80 ile YEM Q-matrisinin ve en yüksek değerin ise 0,86 ile UZMAN Q-matrislerinin sahip olduğu belirlenmiştir. Gizil sınıf düzeyinde G-DINA modele göre YEM, UZMAN ve YEM+4UZMAN olmak üzere üç farklı Q-matrisi kullanılarak kestirilen gizil

sınıf düzeyinde sınıflama doğrulukları da incelenmiştir. Üç Q-matrisi için kestirilen gizil sınıf düzeyinde sınıflama doğruluğunun bazı gizil sınıflarda birbirine çok yakın değerler alırken, bazı gizil sınıflarda ise birbirinden farklılaştığı görülmüştür. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için elde edilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğu oranları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen gizil sınıflara ait sınıflama doğruluğunun üç Q-matrisi için değişmediği belirlenmiştir.

de la Torre ve Chiu (2016) PVAf yönteminin mevcut Q-matrislerini oluşturma ve doğrulama yöntemlerinin yerine geçmediğini vurgulamıştır. PVAf yönteminin model-veri uyumunu iyileştirmek ve bilişsel tanı değerlendirmelerinden elde edilecek olan çıkarımların geçerliliğini arttırmak için ek bilgi sağlayacağını belirtmiştir. Benzer şekilde Ma ve de la Torre (2019c) Stepwise Wald Q-matris doğrulama yönteminin, nitelikler ve maddeler arasındaki ilişkiyi belirlemede uzman kanısının yerine kullanılmaması gerektiğini, yöntemin sadece uzman kararlarına yardımcı olmak için faydalı bilgiler sağlaması amacıyla kullanılmasını önermiştir. Benzer durum çalışma kapsamında önerilen YEM Q-matris doğrulama yöntemi için de geçerlidir.

Çalışmada beşinci alt problem kapsamında G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için grubun ilgili niteliğe sahip olma ve gizil sınıflarda yer alma oranları incelenmiştir. Çalışmada grubun ilgili niteliğe sahip olma oranları incelendiğinde üç Q-matrisi için de grubun en büyük eksikliğinin “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğinde, daha sonra ise “N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğinde olduğu belirlenmiştir. Öğrencilerin üç Q-matrisinde de en yüksek niteliğe sahip olma oranı ise “N1: Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.” niteliğinde olduğu belirlenmiştir.

UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için G-DINA modele göre kestirilen öğrencilerin gizil sınıflarda yer alma durumları incelendiğinde ise genel olarak öğrencilerin

çoğunluğunun tüm nitelikleri içeren “11111”, hiçbir niteliği içermeyen “00000” ve ikinci nitelik dışındaki diğer nitelikleri içeren “10111” gizil sınıfında yer aldığı tespit edilmiştir. G-DINA modele göre analiz gerçekleştirildiğinde üç gizil sınıfta yer alma yüzdesi toplamı UZMAN Q-matrisinde %75, YEM Q-matrisi %57 ve YEM+4UZMAN Q-matrisinde %64 olduğu görülmüştür. Bu nedenle çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesinin öğrencilerin yer aldığı gizil sınıflarda değişikliğe sebep olabileceği görülmüştür.

Beşinci alt problem kapsamında ayrıca örnek olması açısından G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak 420 nolu öğrenci için tanılayıcı puanlama rapor örneği oluşturulmuştur. Bireyselleştirilmiş geri bildirim için kullanılan bu tanılayıcı puanlama raporu bilişsel tanı modellerini diğer MTK ve KTK kuramlarından ayıran önemli özelliklerinden birisidir. Örneğin, Ayan (2018) iki öğrencinin testten almış oldukları toplam puanın aynı olmasına rağmen sahip oldukları niteliklerin nasıl farklı olabileceğini, dolayısıyla öğrencilerin nasıl farklı gizil sınıflarda yer alabileceğini Tanılayıcı Sonuç Raporu üzerinden göstermiştir. Ancak bilişsel tanı modellerinin kullanımının esas amaçlarından birisi olan bireysel geri dönüt verilmesinin birçok çalışmada ihmal edildiği görülmüştür. Sessoms ve Henson (2018) çalışmasında incelediği 36 BTM araştırmasının sadece %8’inde BTM sonuçlarının öğrencilere veya öğretmenlere geri bildirim sağlamak için kullanıldığını belirtmiştir. BTM sonuçlarının bu şekilde sınırlı kullanımı ise BTM uygulamalarında önemli eksikliklerin olduğunun göstergesi olarak yorumlanmıştır.

Beşinci alt problem kapsamında ek olarak G-DINA modele göre UZMAN Q-matrisi kullanılarak 420 numaralı öğrenci için kestirilen niteliğe sahip olma durumu ve gizil sınıf olasılıkları YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisindeki sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda 420 numaralı öğrencinin UZMAN Q-matrisine göre N1, N2, N4 ve N5 niteliklerine; YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisine göre N1 ve N2 niteliklerine sahip olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla çalışmada UZMAN Q-matrisi kullanıldığında 420 numaralı öğrencinin sadece N3 niteliğinde eksiklikleri var iken, çalışmada YEM ya da YEM+4UZMAN Q-matrisi kullanıldığında 420 numaralı öğrencinin N3 niteliği yanında N4

ve N5 niteliklerinde de eksikliklerinin olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesi öğrencilerin niteliğe sahip olma durumlarında da farklılaşmaya sebep olduğu görülmüştür.

G-DINA modele göre UZMAN, YEM ve YEM+4UZMAN Q-matrisi için 420 numaralı öğrenciye ait gizil sınıf olasılıkları incelendiğinde ise 420 numaralı öğrencinin UZMAN Q-matrisinde “11111”, YEM Q-matrisinde “11010” ve YEM+4UZMAN Q-matrisinde “11000” gizil sınıfında yer aldığı görülmüştür. Niteliklere sahip olma durumuyla ilişkili olarak çalışmada kullanılan Q-matrisinin değişmesinin öğrencilerin gizil sınıf olasılıklarında farklılaşmaya sebep olduğu belirlenmiştir.

Ayrıca birey parametrelerini kestirmek için kullanılan EAP, MAP ve MLE yöntemlerine göre de öğrencinin yer aldığı gizil sınıflarda değişkenlik meydana gelebildiği tespit edilmiştir. Örneğin 420 numaralı öğrenci için UZMAN Q-matrisine dayalı olarak G-DINA modele göre EAP ve MLE yöntemine göre kestirilen gizil sınıfı “11011” iken, MAP yöntemine göre kestirilen gizil sınıfının “11111” olduğu görülmüştür.

Beşinci alt probleme ait sonuçlara genel olarak bakıldığında Q-matrisindeki değişikliğin, grubun gizil sınıflarda yer alma yüzdesinde, bireysel düzeyde bir öğrencinin niteliklere sahip olma olasılıklarında ve öğrencinin yer aldığı nitelik profilinde farklılaşmaya sebep olduğu görülmüştür. Bu sonuç, çalışmada kullanılan Q-matrisinin ne kadar önemli olduğunu göstermektedir. Örneğin, hiçbir niteliği içermeyen “00000” gizil sınıfında UZMAN Q-matrisine göre grubun %21’inin (n=150), YEM Q-matrisine göre grubun %14’ünün (n=97) yer aldığı düşünüldüğünde YEM Q-matrisine göre UZMAN Q-matrisinde fazladan 53 kişinin hiçbir niteliğe sahip olmadığı gözükmemektedir. Benzer şekilde 420 numaralı öğrencinin ait olduğu gizil sınıf UZMAN Q-matrisinde “11111” iken, YEM Q-matrisinde “11010” gizil sınıfı olarak değişebilmektedir. Dolayısıyla çalışmada kullanılacak olan Q-matrisi hatalı olarak belirlenmiş ise grubun ve öğrencilerin sahip oldukları niteliklerde yanlış bir şekilde kestirilmiş olacaktır, öğretmenlere sunulan grubun genel durumu hakkındaki geri

bildirimler ve öğrencilere sunulan bireysel geri bildirimlerinde yanlış olmasına sebep olunacaktır. Kısacası ne kadar az hatalı bir Q-matrisi kullanılarak analizler gerçekleştirilirse, elde edilen madde, birey ve grup parametreleri o kadar az hata içerecek ve öğrenciler hakkında daha doğru bilgilere sahip olunacaktır. Bu da aslında Q-matris modifikasyonunun doğru bir şekilde belirlemesinin ne kadar önemli olduğunun bir göstergesidir. Chen vd. (2013) Q-matris yanlış belirlemelerinin parametre kestirim kalitesini ve sınıflandırma doğruluğunu ciddi şekilde etkileyebileceğini ve kestirim sürecinde bozulmalara neden olabileceğini belirtmiştir. Rupp ve Templin (2008) eğer Q-matrisi hatalı tanımlanırsa yapılacak sınıflandırmaların büyük oranda yanlış olacağını belirtmiştir. Örneğin, Tatsuoka tarafından geliştirilen kesirlerde çıkarma verileri son 8 yılda 10'un üzerinde metodolojik BTM yayınlarında kullanılmasına rağmen, DeCarlo (2011) kullanılan Q-matrisindeki bir kusurun yanlış sınıflandırmaya yol açtığını göstermiştir ve bu uyumsuzluk henüz çözülememiştir.

Özet olarak, bu çalışmada önerilen YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yöntemi uzman kanısına dayalı Q-matrisinin iyileştirilmesine katkı sunabileceği belirlenmiştir. Ayrıca YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yöntemi, deneysel PVAF ve Stepwise Wald Q-matris geçerliği sağlama yöntemleri kadar iyi performans göstermiştir. Ayrıca PVAF ve Stepwise Wald yöntemi belirli BTM modellerinde kullanılabilirken, YEM'e göre Q-matris modifikasyon yöntemi modelden bağımsız bir şekilde uygulandığı için tüm BTM modellerinde kullanılabilir. Bu durum YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yönteminin diğer yöntemlere göre avantaj sağlar. Ayrıca Q-matrisini belirlemede kullanılan uzman grubuna ait görüşler arasında tutarsızlığın fazla olduğu durumlarda önerilen yöntemin kullanılması araştırmacılara avantaj sağlayacaktır.

Öneriler

Aşağıda çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar doğrultusunda uygulayıcılara ve araştırmacılara yönelik öneriler sunulmuştur.

Uygulayıcılara Yönelik Öneriler

- Çalışma kapsamında ilgili grubun en büyük eksikliklerinin “N2: Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.” niteliğinde, daha sonra ise “N4: Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.” niteliğinde olduğu bulunmuştur. Dolayısıyla çalışma grubundaki öğrencilerin öğretmenlerine grubun en büyük eksikliğin olduğu N2 ve N4 niteliği ile ilgili konulara gelecek derslerde daha fazla zaman ayırması önerilmektedir. Ayrıca çalışma grubunda yer alan 9.sınıf öğrencilerine teste yer alan niteliklerdeki eksikliklerini gidermeleri önerilmektedir.
- Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar, okullarda uygulanmakta olan eğitim programları hakkında ve öğrencilerin sınıf içi durumları hakkında çeşitli bilgiler sunmaktadır. Dolayısıyla genel olarak bilişsel tanı modellerinin uygulanmakta olan programın çıktısının değerlendirilmesinde ve özellikle öğrencilerin sınıf içi değerlendirilmesinde etkin olarak kullanılması önerilmektedir. Bu sayede eğitim-öğretim faaliyetlerinin geliştirilmesine katkı sunulabilir.
- Q-matris belirleme süreci uzman kanısına dayandığı için subjektiftir ve bu yüzden de hatalı Q-matris belirlemeleri oluşabilmektedir. Hatalı belirlenen Q-matrisleri ise yanlış sınıflandırmalara ve sonuçlara sebep olmaktadır. BTM çalışması yapan araştırmacılara çalışmalarında kullanacakları Q-matrisini tasarladıktan sonra, Q-matris tanımlama hatalarını en aza indirmek için YEM’e dayalı Q-matris geçerliğini sağlama yöntemini kullanmaları önerilmektedir. Bu sayede araştırmacılar Q-matrisi yanlış tanımlama olasılıklarını kontrol etme şansına sahip olabileceklerdir.

Araştırmacılara Yönelik Öneriler

- YEM'e dayalı Q-matris doğruluğunu belirleme yönteminin çok çeşitli durumlarda uygulanabilirliğini sağlamak için (örneğin, test uzunluğu, örneklem büyüklüğü, nitelik sayısı vb.) farklı durumlarda nasıl çalıştığı incelenebilir. Çeşitli simülasyon koşullarında da bu durum incelenebilir. Ayrıca matematik alanı dışında daha farklı alanlarda da (örneğin, dil testi) yöntemin pratikte nasıl çalıştığı hakkında ek bilgiler edinmek için analizler gerçekleştirilmelidir.
- Çalışma kapsamında YEM'e göre Q-matris doğruluğunu belirleme yönteminde nitelik ve madde arasında faktör yük değeri 0,30 kriteri kullanılarak Q-matris modifikasyonları belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan 0,30 faktör yük değeri kriteri için herhangi bir deneysel çalışma yapılmamıştır. Yapılacak çalışmalarda nitelik ve madde arasındaki faktör yük kriterinin örneğin 0,40 ya da 0,50 olarak kullanılmasının YEM'e göre Q-matris modifikasyon önerisinde ne gibi değişikliklere sebep olacağı ve bu değişikliklerin sonuçlara etkisinin ne olacağının araştırılması yönetime büyük katkı sunacaktır.
- Çalışmada madde sayısının az olması ve niteliklerin önceden belirlenmesinden dolayı doğrudan YEM'e göre Q-matrisi oluşturulamamıştır. Yapılacak çalışmalarda daha geniş madde havuzları kullanılarak ve testin ölçtüğü nitelikler belirlenmeden doğrudan YEM'e dayalı Q-matrisinin oluşturulup oluşturulamayacağının da incelenmesi önemlidir. Bu sayede teste ölçülecek nitelik sayısının doğru bir şekilde belirlenmesi sağlanabilir.
- Son olarak YEM'e göre Q-matris doğruluğunu belirleme yönteminin BTM modellerinden bağımsız olarak kullanılması avantajından dolayı belirlenen Q-matris modifikasyonları diğer bilişsel tanı modelleri (DINA, DİNO vs.) altında da incelenebilir.

KAYNAKLAR

- Akaike, H. (1987). Factor analysis and AIC. *Psychometrika*, 52, 317-332.
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4612-1694-0_29 sayfasından erişilmiştir.
- Ayan, C. (2018). *Bilişsel tanı modelinde geleneksel ve bilgisayarlı sınıflamalı test uygulamalarının psikometrik özelliklerinin karşılaştırılması*. (Doktora tezi).
<https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Başokçu, O. T. (2011). *Bağıl ve mutlak değerlendirme ile DINA modele göre yapılan sınıflamaların geçerliğinin karşılaştırılması*. (Doktora tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Basokcu, T. O., Ogretmen, T., & Kelecioğlu, H. (2013). Model data fit comparison between DINA and G-DINA in cognitive diagnostic models. *Education Journal*, 2(6), 256-262. <http://doi.org/10.11648/j.edu.20130206.18>
- Basokcu, T. O. (2014). Classification accuracy effects of Q-matrix validation and sample size in DINA and G-DINA Models. *Journal of Education and Practice*, 5(6), 220-230. <https://iiste.org/Journals/index.php/JEP/article/view/11253> sayfasından erişilmiştir.

- Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52, 345–370. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F02294361.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Brown, C. (2013). *Modification indices for diagnostic classification models* (Doctoral dissertation). Retrieved from https://getd.libs.uga.edu/pdfs/brown_christy_201308_phd.pdf
- Chen, J., de la Torre, J., & Zhang, Z. (2013). Relative and absolute fit evaluation in cognitive diagnosis modeling. *Journal of Educational Measurement*, 50(2), 123-140. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2012.00185.x>
- Chen, J. (2017). A Residual-Based Approach to Validate Q-matrix Specifications. *Applied Psychological Measurement*, 41(4), 277–293. doi:10.1177/0146621616686021
- Chiu, C. Y. (2013). Statistical refinement of the Q-matrix in cognitive diagnosis. *Applied Psychological Measurement*, 37(8), 598-618. <https://doi.org/10.1177/0146621613488436>
- Chiu, C. Y., & Douglas, J. (2013). A nonparametric approach to cognitive diagnosis by proximity to ideal response patterns. *Journal of Classification*, 30(2), 225-250. <https://doi.org/10.1007/s00357-013-9132-9>
- Cui, Y., Gierl, M. J., & Chang, H. H. (2012). Estimating classification consistency and accuracy for cognitive diagnostic assessment. *Journal of Educational Measurement*, 49(1), 19-38. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2011.00158.x>
- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G., & Büyüköztürk, Ş. (2012). *Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik: SPSS ve LISREL uygulamaları*. Ankara: Pegem Akademi Yayıncılık.

- Dai, S., Svetina, D., & Chen, C. (2018). Investigation of Missing Responses in Q-matrix Validation. *Applied Psychological Measurement*, 014662161876274. <https://doi.org/10.1177/0146621618762742>
- Davier, M. (2005). A general diagnostic model applied to language testing data. *ETS Research Report Series*, 2005(2). <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.2005.tb01993.x>
- De Ayala, R. J. (2009). *The theory and practice of item response theory. Methodology in the Social Sciences*. New York: Guildford.
- De Carlo, L. T. (2012). Recognizing Uncertainty in the Q-matrix via a Bayesian Extension of the DINA Model. *Applied Psychological Measurement*, 36(6), 447–468. <https://doi.org/10.1177/0146621612449069>
- de la Torre, J. (2008). An empirically based method of Q-matrix validation for the DINA model: Development and applications. *Journal of educational measurement*, 45(4), 343-362. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2008.00069.x>
- de la Torre, J. (2009). A cognitive diagnosis model for cognitively based multiple-choice options. *Applied Psychological Measurement*, 33(3), 163-183. <https://doi.org/10.1177/0146621608320523>
- de la Torre, J. (2011). The generalized DINA model framework. *Psychometrika*, 76(2), 179-199. <http://dx.doi.org/10.1007/s11336-011-9214-8>
- de la Torre, J., & Lee, Y. S. (2013). Evaluating the Wald test for item-level comparison of saturated and reduced models in cognitive diagnosis. *Journal of Educational Measurement*, 50(4), 355-373. <https://doi.org/10.1111/jedm.12022>
- de la Torre, J., & Minchen, N. (2014). Cognitively diagnostic assessments and the cognitive diagnosis model framework. *Psicología Educativa*, 20(2), 89-97. <https://doi.org/10.1016/j.pse.2014.11.001>

- de la Torre, J., & Chiu, C. Y. (2016). A general method of empirical Q-matrix validation. *Psychometrika*, 81(2), 253-273. <https://doi.org/10.1007/s11336-015-9467-8>
- De Carlo, L. T. (2011). On the analysis of fraction subtraction data: The DINA model, classification, latent class sizes, and the Q-matrix. *Applied Psychological Measurement*, 35(1), 8-26. <https://doi.org/10.1177/0146621610377081>
- Demir, E.K. (2013). *DINA Model ile geliştirilen bir testin psikometrik özelliklerinin belirlenmesi*, (Yüksek lisans tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Ebel, R.L., & Frisbie, D.A. (2009). *Essentials of educational measurement* (5th ed.). New Delhi: Prentice-Hall Of India Pvt. Limited.
- Feng, Y.(2013). *Estimation and Q-matrix validation for diagnostic classification models*. (Master's thesis). Retrieved from <https://scholarcommons.sc.edu/etd/2611>
- Floyd, F. J., & Widaman, K. F. (1995). Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological Assessment*, 7, 286-299. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.7.3.286>
- Gao, M., Miller, M., & Liu, R. (2017). The Impact of Q-matrix Misspecification and Model Misuse on Classification Accuracy in the Generalized DINA Model. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 8 (4) , 391-403 <https://doi.org/10.21031/epod.332712>
- García, P. E., Olea, J., & De la Torre, J. (2014). Application of cognitive diagnosis models to competency-based situational judgment tests. *Psicothema*, 26(3), 372-377. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.322>
- Hartz, S., Roussos, L., & Stout, W. (2002). Skills diagnosis: Theory and practice. *User Manual for Arpeggio software*. ETS.

- Henson, R. A., Templin, J. L., & Willse, J. T. (2009). Defining a family of cognitive diagnosis models using log-linear models with latent variables. *Psychometrika*, 74(2), 191-210. <https://doi.org/10.1007/s11336-008-9089-5>
- Holm, S. (1979). A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure. *Scandinavian Journal of Statistics*, 6(2), 65-70. Retrieved from www.jstor.org/stable/4615733
- Hu, L. and Bentler, P.M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6 (1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Iaconangelo, C. (2017). *Uses of classification error probabilities in the three-step approach to estimating cognitive diagnosis models* (Doctoral Dissertation). Retrieved from <https://rucore.libraries.rutgers.edu/rutgers-lib/55495/>
- Jang, E. E. (2005). *A validity narrative: Effects of reading skills diagnosis on teaching and learning in the context of NG TOEFL* (Doctoral dissertation). Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Eunice_Jang/publication/33746641_A_validity_narrative_Effects_of_reading_skills_diagnosis_on_teaching_and_learning_in_the_context_of_NG_TOEFL/links/5638dfa108ae7f7eb185e158/A-validity-narrative-Effects-of-reading-skills-diagnosis-on-teaching-and-learning-in-the-context-of-NG-TOEFL.pdf
- Junker, B. W., & Sijtsma, K. (2001). Cognitive assessment models with few assumptions, and connections with nonparametric item response theory. *Applied Psychological Measurement*, 25(3), 258-272. <https://doi.org/10.1177/01466210122032064>
- Kalkan, Ö.K. (2016). *Bilişsel tanı modellerinin değişen koşullar altında karşılaştırılması: DINA, RDINA, HODINA ve HORDINA Modelleri*. (Doktora tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.

- Kang, C., Yang, Y., & Zeng, P. (2018). Q-matrix Refinement Based on Item Fit Statistic RMSEA. *Applied Psychological Measurement*, 16(1).
<https://doi.org/10.1177/0146621618813104>
- Lei, P. W., & Wu, Q. (2007). Introduction to structural equation modeling: Issues and practical considerations. *Educational Measurement: issues and practice*, 26(3), 33-43. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3992.2007.00099.x>
- Lei, P. W., & Li, H. (2016). Performance of Fit Indices in Choosing Correct Cognitive Diagnostic Models and Q-matrices. *Applied Psychological Measurement*, 40(6), 405–417. <https://doi.org/10.1177/0146621616647954>
- Leighton, J. P., Gierl, M. J., & Hunka, S. M. (2004). The attribute hierarchy method for cognitive assessment: a variation on Tatsuoaka's Rule-Space approach. *Journal of Educational Measurement*, 41(3), 205-237. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2004.tb01163.x>
- Leighton, J., & Gierl, M. (Eds.). (2007). *Cognitive diagnostic assessment for education: Theory and applications*. Cambridge University.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511611186>
- Liu, R., Huggins-Manley, A. C., & Bradshaw, L. (2017). The impact of Q-matrix designs on diagnostic classification accuracy in the presence of attribute hierarchies. *Educational and Psychological Measurement*, 77(2), 220-240.
<https://doi.org/10.1186/1471-2148-10-242>
- Luo, A., Qiao, H., Zhang, Y., Shi, W., Ho, S. Y., Xu, W., ... & Zhu, C. (2010). Performance of criteria for selecting evolutionary models in phylogenetics: a comprehensive study based on simulated datasets. *BMC Evolutionary Biology*, 10(1), 242.
<https://doi.org/10.1186/1471-2148-10-242>

- Li, F., Cohen, A. S., Kim, S.-H., & Cho, S.-J. (2009). Model selection methods for mixture dichotomous IRT models. *Applied Psychological Measurement*, 33, 353–373. <https://doi.org/10.1177/0146621608326422>
- Ma, W., Iaconangelo, C., & de la Torre, J. (2016). Model similarity, model selection and attribute classification. *Applied Psychological Measurement*, 40, 200–217. <https://doi.org/10.1177/0146621615621717>
- Ma, W. (2017). *A sequential cognitive diagnosis model for graded response: model development, Q-matrix validation, and model comparison* (Doctoral dissertation). Retrieved from <https://rucore.libraries.rutgers.edu/rutgers-lib/55582/>
- Ma, W., & de la Torre, J. (2019a). Digital Module 05: Diagnostic Measurement—The GDINA Framework <https://ncme.elevate.commpartners.com>. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 38(2), 114–115. <https://doi.org/10.1111/emip.12262>
- Ma, W. & de la Torre, J. (2019b). GDINA: *The generalized DINA model framework*. R package version 2.7.3. Retrived from <https://CRAN.R-project.org/package=GDINA>
- Ma, W., & de la Torre, J. (2019c). An empirical Q-matrix validation method for the sequential generalized DINA model. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*. <https://doi.org/10.1111/bmsp.12156>
- Madison, M. J., & Bradshaw, L. P. (2015). The effects of Q-matrix design on classification accuracy in the log-linear cognitive diagnosis model. *Educational and Psychological Measurement*, 75(3), 491–511. <https://doi.org/10.1177/0013164414539162>

- Maris, E. (1999). Estimating multiple classification latent class models. *Psychometrika*, 64(2), 187-212. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02294535>
- Maydeu-Olivares, A., & Joe, H. (2014). Assessing approximate fit in categorical data analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 49(4), 305–328. <https://doi.org/10.1080/00273171.2014.911075>
- MEB (2017). *Eğitimde Öğrenci Gelişimini İzleme Değerlendirme Sistemi*. 01 Kasım 2017 tarihinde <http://odsgm.meb.gov.tr/www/egitimde-ogrenci-gelisimini-izleme-degerlendirme-sistemi/icerik/257> sayfasında erişilmiştir.
- Morgan, G. A., Leech, N. L., Gloeckner, G. W., & Barrett, K. C. (2004). *SPSS for introductory statistics: Use and interpretation*. Psychology Press.
- Nájera, P., Sorrel, M. A., & Abad, F. J. (2019). Reconsidering cutoff points in the general method of empirical Q-matrix validation. *Educational and Psychological Measurement*, 27(1). <https://doi.org/10.1177/0013164418822700>
- Nylund, K. L., Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2007). Deciding on the number of classes in latent class analysis and growth mixture modelling: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 14, 535–569. <https://doi.org/10.1080/10705510701575396>
- Ömür-Sünbül, S. (2013). *Bilişsel tanı modellerinde parametre kestirimini ve sınıflama tutarlılığını etkileyen faktörlerin incelenmesi*. (Doktora tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Romero, S. J., Ordoñez, X. G., Ponsoda, V., & Revuelta, J. (2014). Detection of Q-matrix misspecification using two criteria for validation of cognitive structures under the Least Squares Distance Model. *Psicológica*, 35(1), 149-169. Retrieved from <https://www.redalyc.org/pdf/169/16930557010.pdf>

- Rupp, A. A., & Templin, J. L. (2007, April). Unique characteristics of cognitive diagnosis models. In annual meeting of the National Council on Measurement in Education, Chicago, IL.
- Rupp, A. A., & Templin, J. (2008). *The effects of Q-matrix misspecification on parameter estimates and classification accuracy in the DINA model*. *Educational and Psychological Measurement*, 68(1), 78-96. <https://doi.org/10.1177/0013164407301545>
- Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement: Theory, methods, and applications*. Guilford.
- Sachdeva, R. J. (2018). *A hypothesis testing procedure designed for Q-matrix validation of diagnostic classification models* (Doctoral dissertation). Retrieved from <https://academiccommons.columbia.edu/doi/10.7916/D8JQ2HF1>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6, 461-464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Sclove, L. (1987). Application of model-selection criteria to some problems in multivariate analysis. *Psychometrika*, 52, 333–343. <https://doi.org/10.1007/BF02294360>
- Sessoms, J., & Henson, R. A. (2018). Applications of diagnostic classification models: A literature review and critical commentary. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 16(1), 1-17. <https://doi.org/10.1080/15366367.2018.1435104>
- Sun, J., Xin, T., Zhang, S., & de la Torre, J. (2013). A polytomous extension of the generalized distance discriminating method. *Applied Psychological Measurement*, 37(7), 503-521. <https://doi.org/10.1177/0146621613487254>
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2014). *Using multivariate statistics* (Pearson New International Edition). New York: Pearson Education.

- Tatsuoka, K. K. (1990). Toward an integration of item-response theory and cognitive error diagnosis. In N. Frederiksen, R. Glaser, A. Lesgold, & M. Safto (Eds.), *Monitoring skills and knowledge acquisition*, 453–488. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Tatsuoka, K. K. (1995). Architecture of knowledge structures and cognitive diagnosis: A statistical pattern recognition and classification approach. *Cognitively diagnostic assessment*, 327-359.
- Templin, J. L., & Henson, R. A. (2006). Measurement of psychological disorders using cognitive diagnosis models. *Psychological methods*, 11(3), 287. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.11.3.287>
- Templin, J., & Bradshaw, L. (2013). Measuring the reliability of diagnostic classification model examinee estimates. *Journal of Classification*, 30(2), 251-275. <https://doi.org/10.1007/s00357-013-9129-4>
- Terzi, R. (2017). *New Q-matrix validation procedures* (Doctoral dissertation). Retrieved from <https://rucore.libraries.rutgers.edu/rutgers-lib/55750/>
- Tofighi, D., & Enders, C. K. (2008). Identifying the correct number of classes in growth mixture models. *Advances in latent variable mixture models*, 2007, 317-341. https://www.researchgate.net/profile/Davood_Tofighi/publication/281378561_Identifying_the_correct_number_of_classes_in_growth_mixture_models/links/58e28714aca272059ab62ed0/Identifying-the-correct-number-of-classes-in-growth-mixture-models.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Uyumaz, G. (2016). *DINA Modelde Q-matrisinin hatalı belirlenmesinin farklı örneklem büyüklüklerinde parametre kestirimine ve bireylerin sınıflandırılmasına etkisi*. (Doktora tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.

- Wald, A. (1943). Tests of statistical hypotheses concerning several parameters when the number of observations is large. *Transactions of the American Mathematical Society*, 54(3), 426. <https://doi.org/10.2307/1990256>
- Wang, W., Song, L., Chen, P., Meng, Y., & Ding, S. (2015). Attribute-level and pattern-level classification consistency and accuracy indices for cognitive diagnostic assessment. *Journal of Educational Measurement*, 52, 457-476. <https://doi.org/10.1111/jedm.12096>
- Wang, W., Song, L., Ding, S., Meng, Y., Cao, C., & Jie, Y. (2018). An EM-Based Method for Q-matrix Validation. *Applied Psychological Measurement*, 42(6), 446–459. <https://doi.org/10.1177/0146621617752991>
- Yakar, L. (2017). *Bilişsel tanı ve çok boyutlu madde tepki kuramı modellerinin karşılıklı uyumlarının incelenmesi*. (Doktora tezi). <https://tez.yok.gov.tr> sayfasından erişilmiştir.

EKLER

EK 1. Yaygın Olarak Kullanılan BTM'lerin Formülleri ve Parametreleri

Model	Mathematical Formula	Parameters	Range	Defined for...
DINA	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \left[s_j^{1-x_{ij}} (1-s_j)^{x_{ij}} \right]^{\zeta_{ij}} \left[g_j^{x_{ij}} (1-g_j)^{1-x_{ij}} \right]^{1-\zeta_{ij}}$	$s_j = P(X_{ij} = 0 \zeta_{ij} = 1)$	$0 \leq s_j \leq 1$	J
		$g_j = P(X_{ij} = 1 \zeta_{ij} = 0)$	$0 \leq g_j \leq 1$	J
		$\zeta_{ij} = \prod_{k=1}^K \alpha_{ik}^{q_{jk}}$	$\zeta_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
DINO	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \left[s_j^{1-x_{ij}} (1-s_j)^{x_{ij}} \right]^{\zeta_{ij}} \left[g_j^{x_{ij}} (1-g_j)^{1-x_{ij}} \right]^{1-\zeta_{ij}}$	$s_j = P(X_{ij} = 0 \omega_{ij} = 1)$	$0 \leq s_j \leq 1$	J
		$g_j = P(X_{ij} = 1 \omega_{ij} = 0)$	$0 \leq g_j \leq 1$	J
		$\zeta_{ij} = 1 - \prod_{k=1}^K (1 - \alpha_{ik})^{q_{jk}}$	$\zeta_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$

Model	Mathematical Formula	Parameters	Range	Defined for...
NIDA	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \left\{ \prod_{k=1}^K \left[(1-s_k)^{\alpha_k} g_k^{1-\alpha_k} \right]^{q_{jk}} \right\}^{x_{ij}} \left\{ 1 - \prod_{k=1}^K \left[(1-s_k)^{\alpha_k} g_k^{1-\alpha_k} \right]^{q_{jk}} \right\}^{1-x_{ij}}$	$s_k = P(\zeta_{ijk} = 0 \alpha_{ik} = 1, q_{jk} = 1)$	$0 \leq s_k \leq 1$	K
		$g_k = P(\zeta_{ijk} = 1 \alpha_{ik} = 0, q_{jk} = 1)$	$0 \leq g_k \leq 1$	K
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		ζ_{ijk}	$\zeta_{ijk} \in \{0, 1\}$	$I \times J \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
NIDO	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \frac{\exp\left(x_{ij} \sum_{k=1}^K (\beta_k + \gamma_k \alpha_{ik}) q_{jk}\right)}{\left[1 + \exp\left(\sum_{k=1}^K (\beta_k + \gamma_k \alpha_{ik}) q_{jk}\right) \right]}$	β_k	$-\infty < \beta_k < \infty$	K
		γ_k	$-\infty < \gamma_k < \infty$	K
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$

<i>Model</i>	<i>Mathematical Formula</i>	<i>Parameters</i>	<i>Range</i>	<i>Defined for...</i>
MCLCM	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \left(\prod_{k=1}^K (1 - s_{jk})^{\alpha_k} g_{jk}^{1-\alpha_k} \right)^{x_{ij}} \left(1 - \prod_{k=1}^K (1 - s_{jk})^{\alpha_k} g_{jk}^{1-\alpha_k} \right)^{1-x_{ij}}$	$s_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 0 \mid \alpha_{ik} = 1)$	$0 \leq s_{jk} \leq 1$	$J \times K$
		$g_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 0)$	$0 \leq g_{jk} \leq 1$	$J \times K$
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		ζ_{ijk}	$\zeta_{ijk} \in \{0, 1\}$	$I \times J \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
Full NC-RUM	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \pi_j^* \prod_{k=1}^K r_{jk}^{*(1-\alpha_k)q_{jk}} \left(\frac{1}{1 + \exp(-\eta_i - c_j)} \right)^{x_{ij}}$	$\pi_j^* = \prod_{k=1}^K \pi_{jk}^{q_{jk}}$	$\pi_j^* \in [0, 1]$	J
		$r_{jk}^* = \frac{r_{jk}}{\pi_{jk}}$	$r_{jk}^* \in [0, 1]$	$J \times K$
		$\pi_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 1) = (1 - s_{jk})$	$\pi_{jk} \in [0, 1]$	$J \times K$
		$r_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 0) = g_{jk}$	$r_{jk} \in [0, 1]$	$J \times K$
		c_j	$0 < c_j < 3$	J
		η_i	$-\infty < \eta_i < \infty$	I
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$

<i>Model</i>	<i>Mathematical Formula</i>	<i>Parameters</i>	<i>Range</i>	<i>Defined for...</i>
Reduced NC-RUM (no Residual)	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \pi_j^* \prod_{k=1}^K r_{jk}^{*(1-\alpha_k)q_{jk}}$	π_j^*	$\pi_j^* \in [0, 1]$	J
		r_{jk}^*	$r_{jk}^* \in [0, 1]$	$J \times K$
		$\pi_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 1) = (1 - s_{jk})$	$\pi_{jk} \in [0, 1]$	$J \times K$
		$r_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 0) = g_{jk}$	$r_{jk} \in [0, 1]$	$J \times K$
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$
RE-RUM	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \Phi \left(\frac{\tau_j + c_j^* \eta_i}{\sigma_\eta^2 (1 - c_j^{*2})} \right) \prod_{k=1}^K r_{jk}^{*(1-\alpha_k)q_{jk}}$	r_{jk}^*	$r_{jk}^* \in [0, 1]$	$J \times K$
		$r_{jk} = P(\zeta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = 0) = g_{jk}$	$r_{jk} \in [0, 1]$	$J \times K$
		σ_η^2	$\sigma_\eta^2 > 0$	once for all I
		c_j^*	$0 < c_j^* < 1$	J
		τ_j	$-\infty < \tau_j < \infty$	J
		η_i	$-\infty < \eta_i < \infty$	I
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \{0, 1\}$	$I \times J$

<i>Model</i>	<i>Mathematical Formula</i>	<i>Parameters</i>	<i>Range</i>	<i>Defined for...</i>
C-RUM	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \frac{\exp\left(x_{ij} \left\{ \beta_j + \sum_{k=1}^K \gamma_{jk} \alpha_{ik} q_{jk} \right\}\right)}{1 + \exp\left(\beta_j + \sum_{k=1}^K \gamma_{jk} \alpha_{ik} q_{jk}\right)}$	β_j	$-\infty < \beta_j < \infty$	J
		γ_{jk}	$-\infty < \gamma_{jk} < \infty$	$J \times K$
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \{0, 1\}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \mathbb{N}$	$I \times J$
GDM	$P(X_{ij} = x_{ij}) = \frac{\exp\left(\beta_{xj} + \sum_{k=1}^K x_{ij} \gamma_{jk} \alpha_{ik} q_{jk}\right)}{1 + \sum_{m=1}^{M_j} \exp\left(\beta_{mj} + \sum_{k=1}^K m \gamma_{jk} \alpha_{ik} q_{jk}\right)}$	β_{xj}	$-\infty < \beta_{xj} < \infty$	$J \times X$
		γ_{jk}	$-\infty < \gamma_{jk} < \infty$	$J \times K$
		q_{jk}	$q_{jk} \in \{0, 1\}$	$J \times K$
		α_{ik}	$\alpha_{ik} \in \mathbb{R}$	$I \times K$
		x_{ij}	$x_{ij} \in \mathbb{N}$	$I \times J$
		m	$m \in \mathbb{R}$	scores

Notes. For primary articles introducing these models please refer to the beginning of section 2 in the text. DINA = Deterministic inputs, noisy ‘and’ gate. NIDA = Noisy inputs, deterministic ‘and’ gate. DINO = Deterministic inputs, noisy ‘or’ gate. NIDO = Noisy inputs, deterministic ‘or’ gate. MCLCM = Multiple classification latent class model. RUM = Reparametrized unified model / Fusion model. NC-RUM = Non-compensatory RUM. C-RUM = Compensatory RUM. GDM = General diagnostic model. I = index for subjects, J = index for items, K = index for component skills.

(Rupp & Templin, 2007).

EK 2. Bilişsel Tanı Modellerinin Taksonomisi

		Örtük Tahmin Değişkenleri		Model Tipi
		İkili Puanlana	Çoklu Puanlanan	
açık yanıt değişkenleri	İkili Puanlanan	RSM AHM DINA HO-DINA MS-DINA NIDA BIN MCLCM NC-RUM RERUM	BIN MCLCM NC-RUM	Telafisel olmayan
		DINO NIDO BIN MCLCM C-RUM GDM	BIN MCLCM C-RUM GDM	Telafisel
	Çoklu Puanlanan	RSM AHM BIN MCLCM NC-RUM	BIN MCLCM NC-RUM	Telafisel olmayan
		BIN MCLCM C-RUM GDM	BIN MCLCM C-RUM GDM	Telafisel

Not: RSM = Rule-space method. AHM = Attribute hierarchy method. BIN = Bayesian inference network. DINA = Deterministic inputs, noisy ‘and’ gate. HO-DINA = Higher-order DINA. MS-DINA = Multi-strategy DINA. DINO = Deterministic inputs, noisy ‘or’ gate. NIDA = Noisy inputs, deterministic ‘and’ gate. NIDO = Noisy inputs, deterministic ‘or’ gate. RUM = Reparametrized unified model / Fusion model. C-RUM = Compensatory RUM. NC-RUM = Non-compensatory RUM. GDM = General diagnostic model. MCLCM = Multiple classification latent class model.

(Rupp & Templin, 2007).

EK 3. Bilişsel Tam Modelleri Kestirimleri İçin Kullanılabilecek Yazılımlar

Yazılım	Yazılım Türü (iletişim)	Kestirilen Modeller
CDM	Ücretsiz (Mplus'ın ticari versiyonu gerekli) (jtemplin@ku.edu)	DINA, NIDA, DINO, NIDO, Reduced NC-RUM, C-RUM
CDM in R	Ücretsiz (Ücretsiz R gerekli) (alexander.robitzsch@iqb.hu-berlin.de)	DINA, DINO
DINA in Ox	Ücretsiz (Ücretsiz Ox gerekli) (j.delatorre@rutgers.edu)	DINA, HO-DINA, MS-DINA
Arpeggio	Araştırma Lisansı (dlembeck@ets.org)	Full NC-RUM, Reduced NC-RUM
MDLTM	Araştırma Lisansı (mvondavie@ets.org)	GDM
BUGLIB	Araştırma Lisansı (tatsuoka@prodigy.net)	RSM
AHM	Araştırma Lisansı (mark.gierl@ualberta.edu)	AHM
G-DINA in R	Ücretsiz (Ücretsiz R gerekli) (j.delatorre@hku.hk)	G-DINA, DINA, DINO, A-CDM, LLM, R-RUM, MSDINA, Bugs-DINA

(Rupp & Templin, 2007).

EK 4. Kazanım ve açıklamaları

MATEMATİK DERSİ ÖĞRETİM PROGRAMI		
9.3. Denklemler ve Eşitsizlikler		
9.3.1. Sayı Kümeleri		
Terimler ve Kavramlar: doğal sayılar, tam sayılar, rasyonel sayılar, irrasyonel sayılar, gerçek (reel) sayılar		
Sembol ve Gösterimler: $\mathbb{N}, \mathbb{Z}, \mathbb{Q}, \mathbb{Q}', \mathbb{R}, \mathbb{Z}^+, \mathbb{Q}^+, \mathbb{R}^+, \mathbb{Z}^-, \mathbb{Q}^-, \mathbb{R}^-, \mathbb{R} \times \mathbb{R}, \mathbb{R}^2$		
9.3.1.1. Sayı kümelerini birbiriyle ilişkilendirir.		
a) Doğal sayı, tam sayı, rasyonel sayı, irrasyonel sayı ve gerçek sayı kümelerinin sembolleri tanıtılarak bu sayı kümeleri arasındaki ilişki üzerinde durulur.		
b) $\sqrt{2}, \sqrt{3}, \sqrt{5}$ gibi sayıların sayı doğrusundaki yeri belirlenir.		
c) Gerçek sayılar kümesinde toplama ve çarpma işlemlerinin özellikleri üzerinde durulur.		
ç) $\mathbb{R}$ nin geometrik temsilinin sayı doğrusu, $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ nin geometrik temsilinin de kartezyen koordinat sistemi olduğu vurgulanır.		
9.3.2. Birinci Dereceden Denklemler ve Eşitsizlikler		
Terimler ve Kavramlar: bilinmeyen, değişken, denklem, denklemin derecesi, eşitsizlik, gerçek sayı aralıkları, çözüm kümesi, mutlak değer		
Sembol ve Gösterimler: $<, \leq, >, \geq, [a, b], (a, b), [a, b), (a, b], -\infty, \infty, x $		
9.3.2.1. Gerçek sayılar kümesinde aralık kavramını açıklar.		
a) Açık, kapalı ve yarı açık aralık kavramları ile bunların gösterimleri üzerinde durulur.		
b) Aralıkların kartezyen çarpımlarına yer verilmez.		
9.3.2.2. Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.		
a) Birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözümü hatırlatılır.		
b) Harezmi'nin denklemler konusundaki çalışmalarına yer verilir.		
9.3.2.3. Mutlak değer içeren birinci dereceden bir bilinmeyenli denklem ve eşitsizliklerin çözüm kümelerini bulur.		
a) Bir gerçek sayının mutlak değeri hatırlatılarak mutlak değer özellikleri verilir.		
$(x, y \in \mathbb{R}, n \in \mathbb{Z} \text{ ve } a, b \in \mathbb{R}^+)$		
$ x \leq a \Leftrightarrow -a \leq x \leq a$	$ x \cdot y = x \cdot y $	$ x = -x $
$ x \geq a \Leftrightarrow x \geq a \vee x \leq -a$	$\left \frac{x}{y} \right = \frac{ x }{ y }, (y \neq 0)$	$ x^n = x ^n$
$a \leq x \leq b \Leftrightarrow a \leq x \leq b \vee -b \leq x \leq -a$		$ x+y \leq x + y $
b) İki denklemden çok mutlak değer içeren denklem ve eşitsizliklere girilmez.		
9.3.2.4. Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözüm kümelerini bulur.		
Birinci dereceden iki bilinmeyenli denklem ve eşitsizlik sistemlerinin çözümü, analitik düzlemde gösterilir.		

EK 5.Uzman değerlendirme formu ve örnek test maddeleri

UZMAN DEĞERLENDİRME FORMU

Sayın

9. sınıf öğrencilerinin Matematik dersindeki Denklem ve Eşitsizlikler konusundaki ilk 5 kazanıma sahip olma düzeylerinin belirlenmesi amacıyla çoktan seçmeli tanılayıcı test hazırlanmıştır. Test, çoktan seçmeli 26 sorudan oluşmaktadır. Hazırlanan sorular 9. sınıf Matematik dersindeki Denklem ve Eşitsizlikler konusundaki ilk 5 kazanımıyla ilgilidir.

Sizden istenen, aşağıda ayrıntılı bir şekilde tanımlanan 5 kazanımı/nitelikleri dikkate alarak çözümünüyle birlikte verilen her bir sorunun **hangi nitelik ya da niteliklerle ilişkili olduğu** hakkındaki görüşlerinizi en sağ sütundaki bölüme işaretlemenizdir. Sorular tek bir nitelik ile ilişkili olabileceği gibi birden çok nitelik ile de ilişkili olabilir. Eğer sorunun belirtilen nitelik ile ilişkili olduğunu düşünüyorsanız altındaki kutucuğa 1; nitelik ile ilişkili olmadığını düşünüyorsanız 0 yazınız. Aşağıda bir örnek gösterim yer almaktadır.

Ayrıca soru ile ilgili belirtmek istediğiniz görüş veya öneriniz varsa bunu da size ayrılan açıklama kısmına yazabilirsiniz.

Değerli katkılarınız için şimdiden teşekkür eder, saygılarımı sunarım.

Arş. Gör. Mahmut Sami KOYUNCU

ÖRNEK

ÖRNEK SORU		NİTELİKLER				
		N1	N2	N3	N4	N5
Ali'nin evinden okula iki yoldan gidilmektedir. 1. Yol 5a km 2. Yol (7a-14) km dir. İkinci yol daha kısa olduğuna göre, a için aşağıdakilerden hangisi kesinlikle doğrudur? A) $a > 2$ B) $a < 7$ C) $2 \leq a \leq 7$ D) $2 < a < 7$ E) $a \geq 7$	ÇÖZÜM: İkinci yol daha kısa olduğuna göre $7a-14 < 5a$ $2a < 14$ $a < 7$ dir. Ancak bir yol uzunluğu sıfır olamayacağı için $7a-14 > 0$ dir. $7a > 14$ $a > 2$ dir. o halde a için $2 < a < 7$ seçeneği doğru cevaptır. CEVAP: D	1	1	1	0	0
		AÇIKLAMA:				

EK 6. Ankara İl Milli Eğitim Müdürlüğü Veri Toplama İzin Belgesi



T.C.
ANKARA VALİLİĞİ
Milli Eğitim Müdürlüğü

Sayı : 14588481-605.99-E.8338810
Konu : Araştırma İzni

26.04.2018

GAZİ ÜNİVERSİTESİNE
(Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü)

İlgi: a) MEB Yenilik ve Eğitim Teknolojileri Genel Müdürlüğünün 2017/25 nolu Genelgesi.
b) 18/04/2018 Tarihli ve 17719 sayılı yazınız.

Enstitünüz, Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı, Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı Doktora öğrencisi Mahmut Sami KOYUNCU'nun "**Bilişsel Tanı Modellerinde Kullanılan Farklı Q-Matrisine Göre Sınıflama Güvenirliliğinin İncelenmesi**" konulu tez çalışması kapsamında uygulama talebi Müdürlüğümüzce uygun görülmüş ve uygulamanın yapılacağı İlçe Milli Eğitim Müdürlüğüne bilgi verilmiştir.

Görüşme formunun (3 sayfa) araştırmacı tarafından uygulama yapılacak sayıda çoğaltılması ve çalışmanın bitiminde bir örneğinin (cd ortamında) Müdürlüğümüz Strateji Geliştirme (1) Şubesine gönderilmesini rica ederim.

Vefa BARDAKCI
Vali a.
Milli Eğitim Müdürü

Güvenli Elektronik İmzalı
Aslı ile Aynıdır.
...../...../2018.....

Konya yolu Başkent Öğretmen Evi arkası Beşevler ANKARA
e-posta: istatistik06@meb.gov.tr

Ayrıntılı bilgi için
Tel: (0 312) 221 02 17/135-134

Bu evrak güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır. <https://evraksorgu.meb.gov.tr> adresinden fad2-750e-30a9-9589-d599 kodu ile teyit edilebilir.

EK 7. LCDM/G-DINA Model İçin R Kodları

```
1 library(GDINA)
2
3 #LCDM Model
4 est_LCDM <- GDINA(dat = veri, Q = qmat_uzman, model = "logitGDINA")
5 summary(est_LCDM)
6
7 #G-DINA Model
8 est_GDINA <- GDINA(dat = veri, Q = qmat_uzman, model = "GDINA")
9 summary(est_GDINA)
10
11 #sınıflama Doğruluğu
12 CA(est_GDINA)
13 |
14 #AIC ve BIC Model uyumu
15 AIC(est_GDINA)
16 BIC(est_GDINA)
17
18 #log-likelihood değeri
19 logLik(est_GDINA)
20
21 # deviance: -2 log-likelihood değeri
22 deviance(est_GDINA)
23
24 # Ayırt Edicilik İndeksi
25 extract(est_GDINA, "discrim")
26
27 #####
28 # Yapısal Parametreler
29 #####
30 # Madde başarı olasılıkları ve Standart Hatası
31 coef(est_GDINA, withSE = TRUE)
32
33 # Delta parametreleri ve Standart Hatası
34 coef(est_GDINA, what = "delta", withSE = TRUE)
35
36 # Tahmin ve Kaydırma parametreleri ve Standart Hatası
37 coef(est_GDINA, what = "gs", withSE = TRUE)
38
39 # Bireylerin Gizil sınıflarda yer alama oranı
40 coef(est_GDINA, "lambda")
41
42 # Her bir gizil sınıftaki başarı olasılıkları
43 coef(est_GDINA, "LCprob")
44
45 #####
46 # Kişi Parametreleri
47 #####
48
49 # Nitelik profillerinin EAP kestirimi
50 head(personparm(est_GDINA))
51
52 # Nitelik profillerinin MAP kestirimi
53 head(personparm(est_GDINA, what = "MAP"))
54
55 # Nitelik profillerinin MLE kestirimi
56 head(personparm(est_GDINA, what = "MLE"))
57
58 #####
59 # Grafikler
60 #####
61
62 #Madde 3 için madde başarı olasılık grafiği
63 plot(est_GDINA, item = 3)
64
65 #Birey 3, 50 ve 300 için niteliğe sahip olma olasılık grafiği
66 plot(est_GDINA, what = "mp", person = c(1, 20, 50))
67
```


EK 8. GDINA Paketinin Grafiksel Kullanıcı Arayüzü (Shiny R)

GDINA GUI

Input

Estimation Settings

About this graphical user interface

This GUI application is developed with [Shiny](#) and [shinydashboard](#) and distributed as part of the GDINA R package by [Wenchao Ma](#) and [Jimmy de la Torre](#).

For examples, tutorials, and citation information, among others, please visit [this website](#).

The GUI application, as well as the GDINA R package, is free, and you can redistribute it and/or modify it under the terms of the GNU General Public License as published by the Free Software Foundation version 3 of the License.

The program is distributed in the hope that it will be useful, but WITHOUT ANY WARRANTY; without even the implied warranty of MERCHANTABILITY or FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE. See the GNU General Public License for more details.

Should you have any comments or suggestions, please email Wenchao Ma at wenchao.ma@ua.edu.

Import response matrix

Browse... veri26.csv

Upload complete

☒ Header

Separator
☒ Tab ☐ Comma ☐ Semicolon ☐ Space

Import Q-matrix

Browse... qmat_ortali.csv

Upload complete

☒ Header

Separator
☐ Tab ☐ Comma ☒ Semicolon ☐ Space

First 6 observations of the responses

M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	M13	M14	M15	M16	M17	M18	M19	M20	M21	M22	M23	M24	M25	M26
1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0
1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0
1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0
1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0

CLICK TO ESTIMATE!

GDINA GUI

Input

Estimation Settings

Measurement models

Select a single CDM for all items

GDINA [Generalized deterministic inputs, noisy and gate] model

GDINA [Generalized deterministic inputs, noisy and gate] model

logit GDINA model [loglinear CDM]

log GDINA model

DINA [Deterministic inputs, noisy and gate] model

DINO [Deterministic inputs, noisy or gate] model

ACDM [Additive cognitive diagnosis model]

R-RUM [Reduced reparameterized unified model]

L-MIC-DINA [Linear IRT-like model (Common-spectrum DINA)]

Other settings

Joint attribute distribution:
☒ Saturated model
☐ Higher-order Rasch model
☐ Higher-order IPL model
☐ Higher-order 2PL model
☐ Uniform distribution

Model diagnostics:
☒ Q-matrix validation?
☒ Item-level model selection (only applicable for G-DINA model)?

CLICK TO ESTIMATE!

GDINA GUI

Input

Estimation Settings

Estimation Summary

Model Fit

Parameter Estimates

Q-matrix Validation Outputs

Model selection Outputs

Id. Plots

Model estimation summary

Estimation summary

```
Call:
GDINA(dat = dat, Q = Q, model = m, sequential = inputses,
      att.dist = noDist, non.constraint = inputseco, verbose = 0,
      higher.order = list(model = how))

-----
GDINA version 2.7.3 (2019-B-19)
Data
-----
# of individuals groups items
       712         1     26

-----
Model
-----
Fitted model(s)    = GDINA
Attribute structure = saturated
Attribute level     = Dichotomous
Estimation
-----
Number of iterations = 111

For the final iteration:
Max abs change in item success prob. = 0.0001
Max abs change in mixing proportions = 0.0000
Change in -2 log-likelihood           = 0.0002
Converged?                           = TRUE

Time used          = 1.412 secs

Test Fit Statistics

Loglik = -9745.60

AIC   = 19717.19 | penalty [2 * p] = 226.00
BIC   = 20233.38 | penalty [log(n) * p] = 742.19
```

Classification summary

Classification Accuracy

Test level accuracy = 0.8611

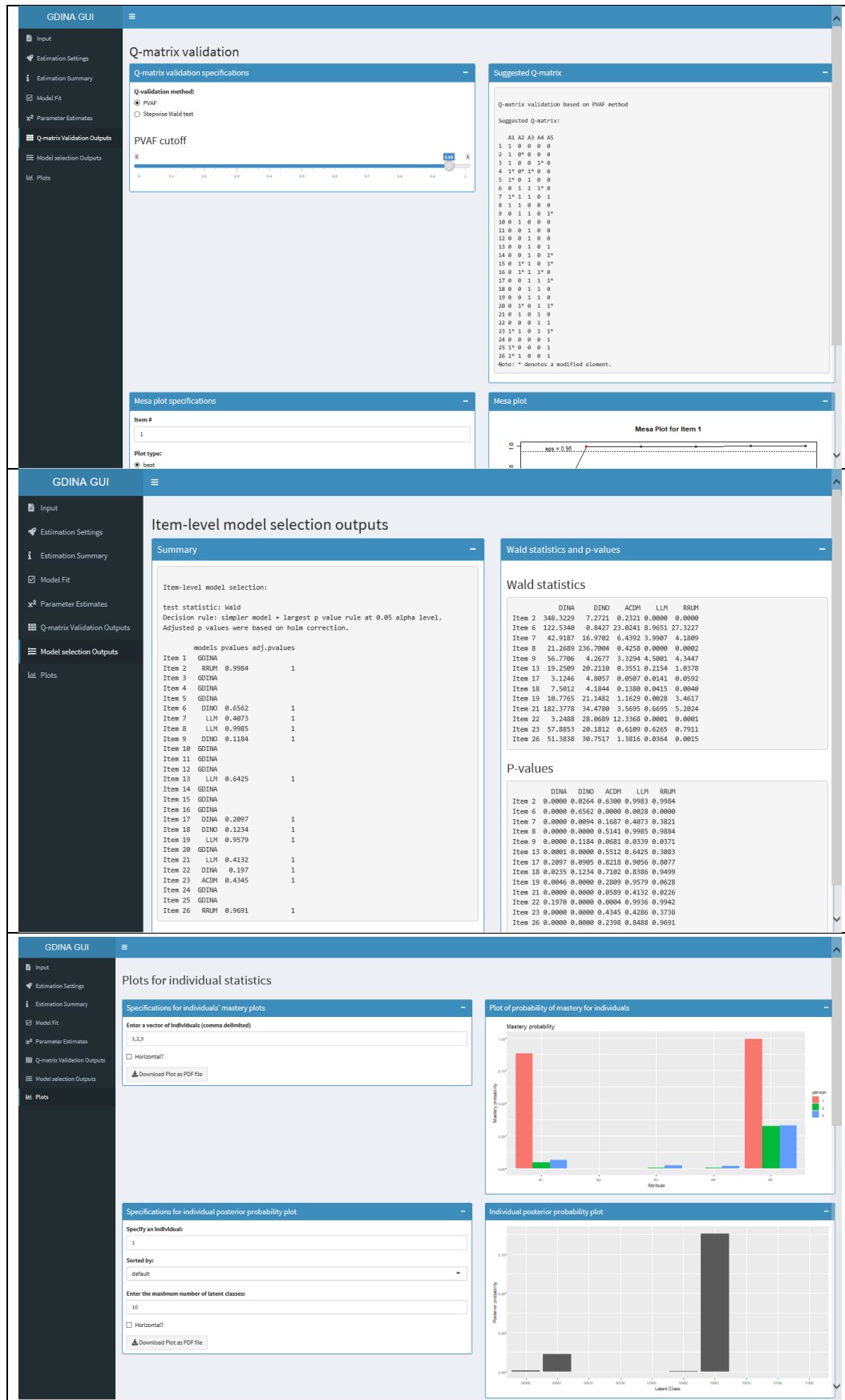
Pattern level accuracy:

00000	10000	01000	00100	00010	00001	11000	10100	10010	10001	01100	01010	01110	11010	11100	11101	11110	11111	131
0.6561	0.0000	0.6167	0.5927	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4734	0.2768	0.51				

Attribute level accuracy:

A1	A2	A3	A4	A5
0.9799	0.9093	0.9755	0.9340	0.9303

< >



Item 13

19.2509

20.2110

0.3551

0.2154

1.0378

Item 17

3.1246

4.8057

0.0507

0.0141

0.0592

Item 18

7.5012

4.1844

0.1380

0.0415

0.0040

Item 19

10.7765

21.1482

1.1629

0.0078

3.4617

Item 21

182.3778

34.4780

3.5695

0.6695

5.2024

Item 22

3.2488

28.0609

12.3368

0.0001

0.0001

Item 23

57.8853

20.1812

0.6109

0.6265

0.7911

Item 26

51.3838

30.7517

1.3816

0.0364

0.0015

P-values

DINA DINO ACDM LLN RRUM

Item 2

0.0000

0.0264

0.6300

0.9983

0.9984

Item 6

0.0000

0.6562

0.0000

0.0028

0.0000

Item 7

0.0000

0.0094

0.1687

0.4073

0.3821

Item 8

0.0000

0.0000

0.5141

0.9985

0.9804

Item 9

0.0000

0.1184

0.0681

0.0339

0.0371

Item 13

0.0001

0.0000

0.5512

0.6425

0.3083

Item 17

0.2097

0.0905

0.8218

0.9056

0.8077

Item 18

0.0235

0.1234

0.7102

0.8386

0.9499

Item 19

0.0046

0.0000

0.2809

0.9579

0.0628

Item 21

0.0000

0.0000

0.0500

0.4132

0.0226

Item 22

0.1370

0.0000

0.0004

0.9936

0.9942

Item 23

0.0000

0.0000

0.4345

0.4286

0.3738

Item 26

0.0000

0.0000

0.2398

0.8488

0.9691

GDINA GUI

Input

Estimation Settings

Estimation Summary

Model Fit

Parameter Estimates

Q-matrix Validation Outputs

Model selection Outputs

Plots

Plots for individual statistics

Specifications for individuals' mastery plots

Enter a vector of individuals (comma delimited)

1,2,5

Horizontal?

☐

Download Plot as PDF file

Plot of probability of mastery for individuals

Mastery probability

0.000

0.002

0.004

0.006

0.008

0.010

A1

A2

A3

A4

person

1

2

5

Specifications for individual posterior probability plot

Specify an individual

1

Sorted by:

default

Enter the maximum number of latent classes

10

Horizontal?

☐

Download Plot as PDF file

Individual posterior probability plot

Posterior probability

0.000

0.002

0.004

0.006

0.008

0.010

0000

0001

0002

0003

0004

0005

0006

0007

0008

0009

0010

EK 9. Delta Parametreleri

Madde	Nitelik Profili		d0	d1						
M1	10000	Est. S.E.	0,20 0,04	0,75 0,04						
M3	10000	Est. S.E.	0,11 0,03	0,35 0,04						
M4	01000	Est. S.E.	0,66 0,03	0,25 0,03						
M5	00100	Est. S.E.	0,27 0,04	0,67 0,04						
M10	01000	Est. S.E.	0,15 0,03	0,78 0,04						
M11	00100	Est. S.E.	0,35 0,04	0,62 0,04						
M12	00100	Est. S.E.	0,19 0,03	0,72 0,04						
M14	00100	Est. S.E.	0,16 0,03	0,39 0,04						
M15	00100	Est. S.E.	0,12 0,03	0,40 0,04						
M16	00100	Est. S.E.	0,08 0,02	0,28 0,03						
M20	00010	Est. S.E.	0,23 0,03	0,36 0,04						
M24	00001	Est. S.E.	0,23 0,04	0,62 0,04						
M25	00001	Est. S.E.	0,27 0,04	0,57 0,04						
			d0	d1	d2	d12				
M2	11000	Est. S.E.	0,16 0,03	0,76 0,04	-0,16 0,38	0,18 0,38				
M6	01100	Est. S.E.	0,38 0,04	0,48 0,10	0,54 0,05	-0,50 0,10				
M8	11000	Est. S.E.	0,29 0,04	-0,29 0,07	0,71 0,43	0,29 0,44				
M9	01100	Est. S.E.	0,01 0,01	0,12 0,07	0,28 0,04	-0,16 0,09				
M13	00101	Est. S.E.	0,29 0,04	0,12 0,09	0,46 0,11	-0,08 0,14				
M17	00110	Est. S.E.	0,10 0,02	0,12 0,07	0,11 0,18	0,04 0,20				
M18	00110	Est. S.E.	0,19 0,03	0,24 0,09	0,04 0,22	0,09 0,24				
M19	00110	Est. S.E.	0,27 0,04	0,22 0,09	0,73 0,29	-0,33 0,30				
M21	01010	Est. S.E.	0,31 0,04	0,19 0,08	0,62 0,05	-0,17 0,09				
M22	00011	Est. S.E.	0,22 0,03	-0,13 0,10	-0,22 0,14	0,64 0,18				
M23	01010	Est. S.E.	0,28 0,04	0,07 0,08	0,43 0,06	-0,08 0,10				
M26	01001	Est. S.E.	0,12 0,03	-0,04 0,07	0,38 0,06	-0,11 0,09				
			d0	d1	d2	d3	d12	d13	d23	d123
M7	01101	Est. S.E.	0,09 0,03	0,15 0,18	0,11 0,09	-0,09 0,17	-0,21 0,22	0,40 0,34	0,30 0,20	-0,34 0,37

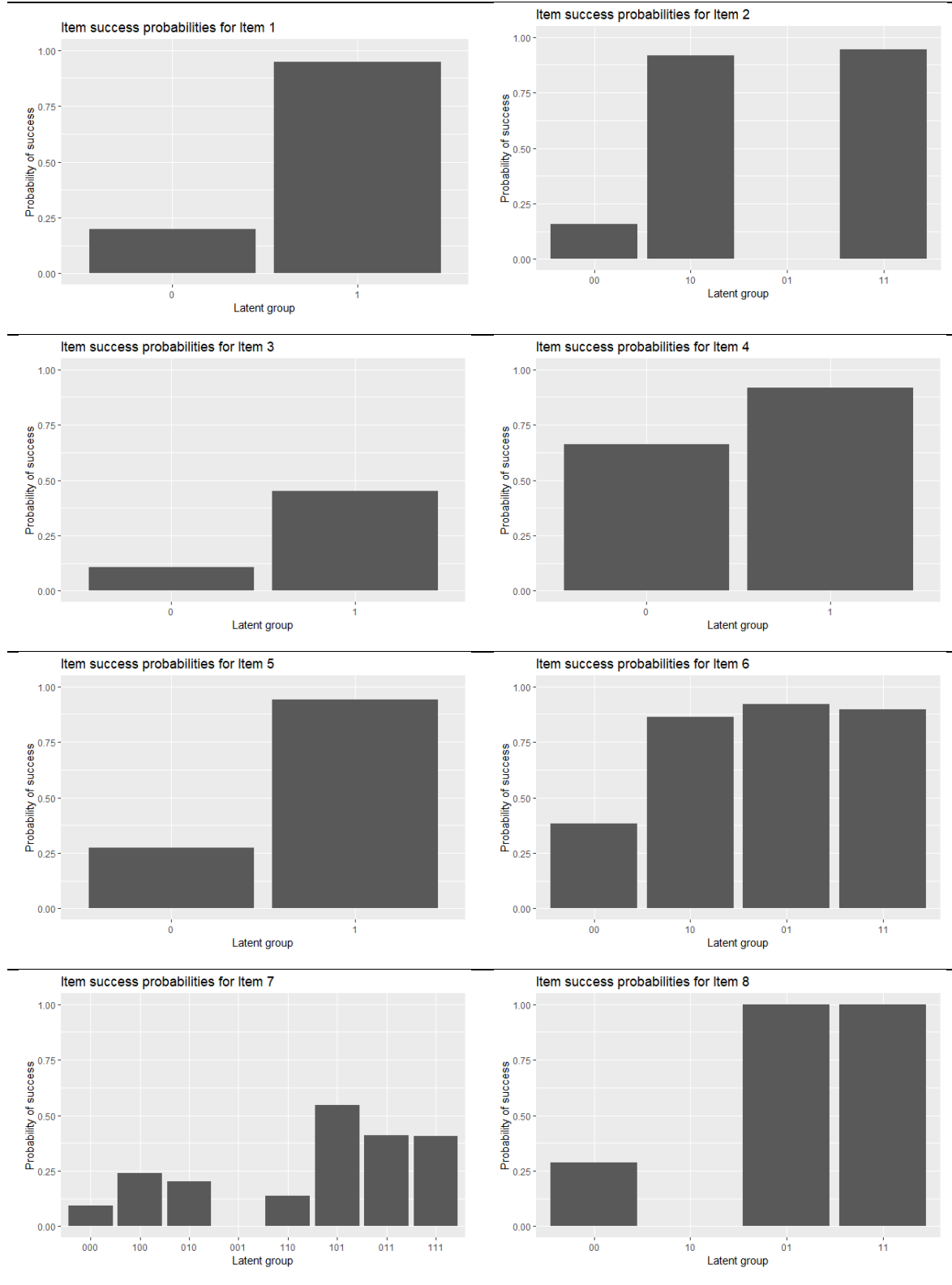
EK 10. G-DINA Modele Göre Uzman Q-matrisine Ait Tüm Gizil Sınıfların Başarı Olasılıkları

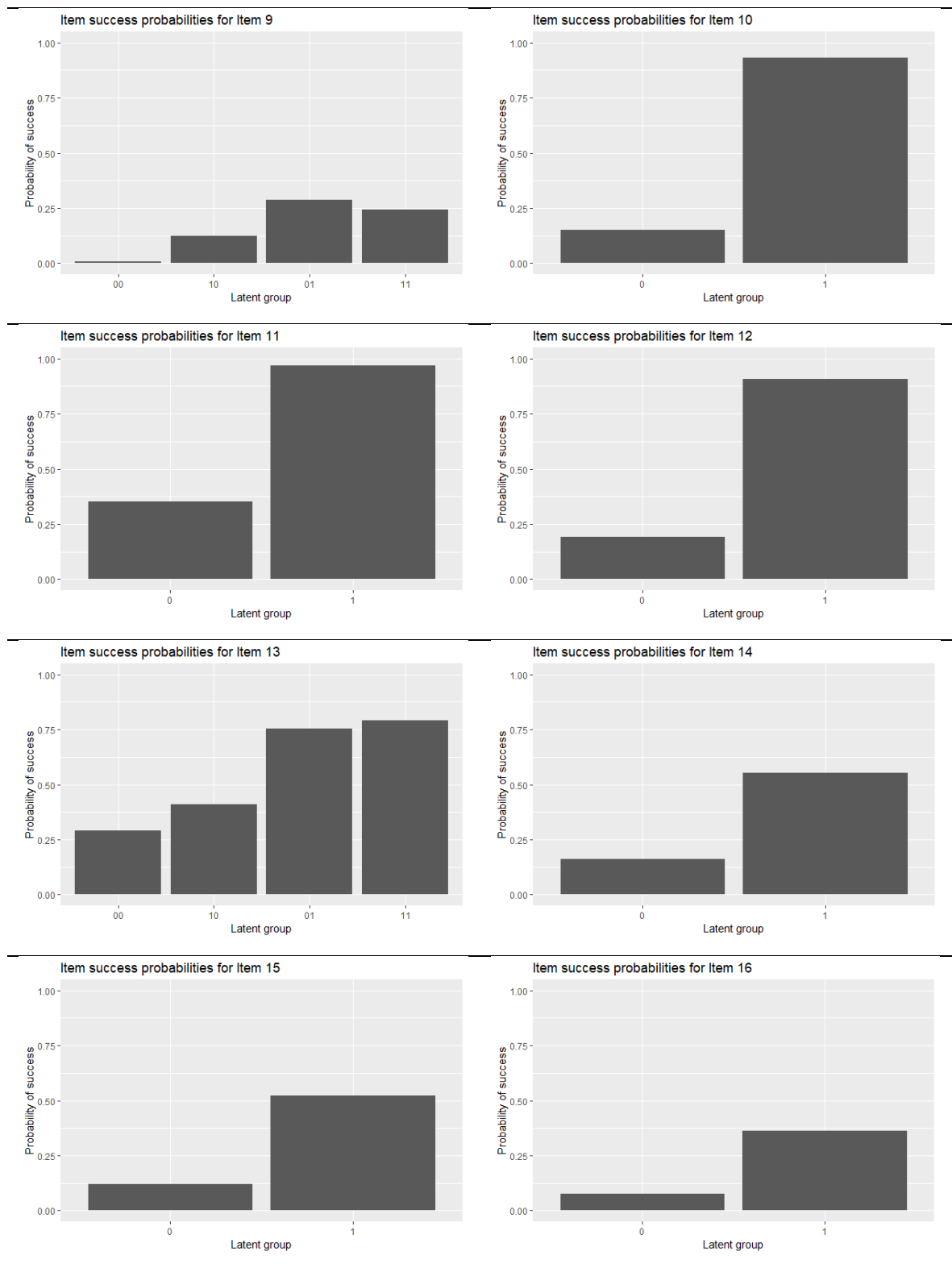
Madde	00000	10000	01000	00100	00010	00001	11000	10100	10010	10001	01100	01010	01001	00110	00101	00011
M1	0,20	0,95	0,20	0,20	0,20	0,20	0,95	0,95	0,95	0,95	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20
M2	0,16	0,92	0,00	0,16	0,16	0,16	0,94	0,92	0,92	0,92	0,00	0,00	0,00	0,16	0,16	0,16
M3	0,11	0,45	0,11	0,11	0,11	0,11	0,45	0,45	0,45	0,45	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11
M4	0,66	0,66	0,92	0,66	0,66	0,66	0,92	0,66	0,66	0,66	0,92	0,92	0,92	0,66	0,66	0,66
M5	0,27	0,27	0,27	0,94	0,27	0,27	0,27	0,94	0,27	0,27	0,94	0,27	0,27	0,94	0,94	0,27
M6	0,38	0,38	0,86	0,92	0,38	0,38	0,86	0,92	0,38	0,38	0,90	0,86	0,86	0,92	0,92	0,38
M7	0,09	0,09	0,24	0,20	0,09	0,00	0,24	0,20	0,09	0,00	0,14	0,24	0,55	0,20	0,41	0,00
M8	0,29	0,00	1,00	0,29	0,29	0,29	1,00	0,00	0,00	0,00	1,00	1,00	1,00	0,29	0,29	0,29
M9	0,01	0,01	0,12	0,29	0,01	0,01	0,12	0,29	0,01	0,01	0,24	0,12	0,12	0,29	0,29	0,01
M10	0,15	0,15	0,93	0,15	0,15	0,15	0,93	0,15	0,15	0,15	0,93	0,93	0,93	0,15	0,15	0,15
M11	0,35	0,35	0,35	0,97	0,35	0,35	0,35	0,97	0,35	0,35	0,97	0,35	0,35	0,97	0,97	0,35
M12	0,19	0,19	0,19	0,91	0,19	0,19	0,19	0,91	0,19	0,19	0,91	0,19	0,19	0,91	0,91	0,19
M13	0,29	0,29	0,29	0,41	0,29	0,75	0,29	0,41	0,29	0,75	0,41	0,29	0,75	0,41	0,79	0,75
M14	0,16	0,16	0,16	0,55	0,16	0,16	0,16	0,55	0,16	0,16	0,55	0,16	0,16	0,55	0,55	0,16
M15	0,12	0,12	0,12	0,52	0,12	0,12	0,12	0,52	0,12	0,12	0,52	0,12	0,12	0,52	0,52	0,12
M16	0,08	0,08	0,08	0,36	0,08	0,08	0,08	0,36	0,08	0,08	0,36	0,08	0,08	0,36	0,36	0,08
M17	0,10	0,10	0,10	0,22	0,21	0,10	0,10	0,22	0,21	0,10	0,22	0,21	0,10	0,38	0,22	0,21
M18	0,19	0,19	0,19	0,43	0,23	0,19	0,19	0,43	0,23	0,19	0,43	0,23	0,19	0,56	0,43	0,23
M19	0,27	0,27	0,27	0,49	1,00	0,27	0,27	0,49	1,00	0,27	0,49	1,00	0,27	0,89	0,49	1,00
M20	0,23	0,23	0,23	0,23	0,59	0,23	0,23	0,23	0,59	0,23	0,23	0,59	0,23	0,59	0,23	0,59
M21	0,31	0,31	0,50	0,31	0,93	0,31	0,50	0,31	0,93	0,31	0,50	0,95	0,50	0,93	0,31	0,93
M22	0,22	0,22	0,22	0,22	0,09	0,00	0,22	0,22	0,09	0,00	0,22	0,09	0,00	0,09	0,00	0,51
M23	0,28	0,28	0,35	0,28	0,71	0,28	0,35	0,28	0,71	0,28	0,35	0,70	0,35	0,71	0,28	0,71
M24	0,23	0,23	0,23	0,23	0,23	0,85	0,23	0,23	0,23	0,85	0,23	0,23	0,85	0,23	0,85	0,85
M25	0,27	0,27	0,27	0,27	0,27	0,84	0,27	0,27	0,27	0,84	0,27	0,27	0,84	0,27	0,84	0,84
M26	0,12	0,12	0,08	0,12	0,12	0,49	0,08	0,12	0,12	0,49	0,08	0,08	0,35	0,12	0,49	0,49

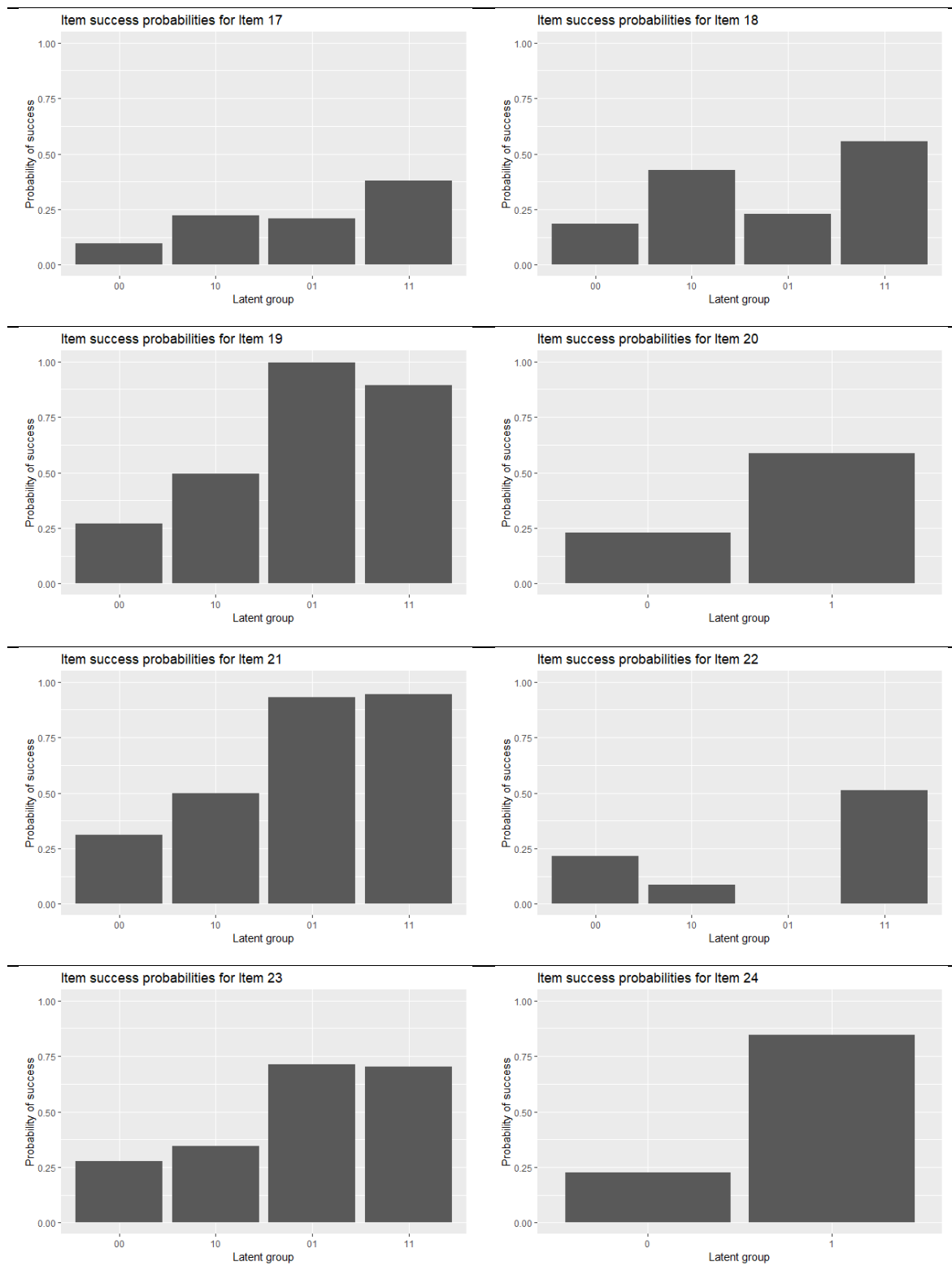
EK 10. G-DINA Modele Göre Uzman Q-matrisine Ait Tüm Gizil Sınıfların Başarı Olasılıkları

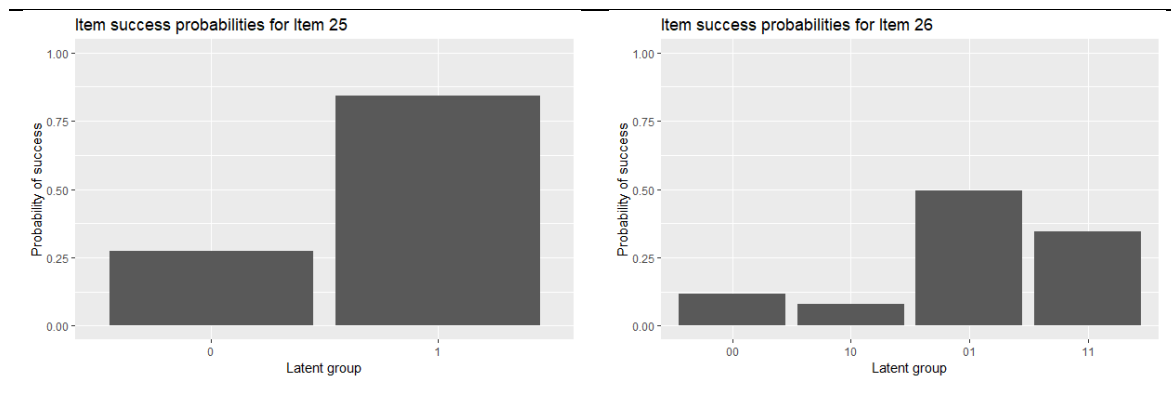
Madde	11100	11010	11001	10110	10101	10011	01110	01101	01011	00111	11110	11101	11011	10111	01111	11111
M1	0,95	0,95	0,95	0,95	0,95	0,95	0,20	0,20	0,20	0,20	0,95	0,95	0,95	0,95	0,20	0,95
M2	0,94	0,94	0,94	0,92	0,92	0,92	0,00	0,00	0,00	0,16	0,94	0,94	0,94	0,92	0,00	0,94
M3	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,11	0,11	0,11	0,11	0,45	0,45	0,45	0,45	0,11	0,45
M4	0,92	0,92	0,92	0,66	0,66	0,66	0,92	0,92	0,92	0,66	0,92	0,92	0,92	0,66	0,92	0,92
M5	0,94	0,27	0,27	0,94	0,94	0,27	0,94	0,94	0,27	0,94	0,94	0,94	0,27	0,94	0,94	0,94
M6	0,90	0,86	0,86	0,92	0,92	0,38	0,90	0,90	0,86	0,92	0,90	0,90	0,86	0,92	0,90	0,90
M7	0,14	0,24	0,55	0,20	0,41	0,00	0,14	0,41	0,55	0,41	0,14	0,41	0,55	0,41	0,41	0,41
M8	1,00	1,00	1,00	0,00	0,00	0,00	1,00	1,00	1,00	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	1,00
M9	0,24	0,12	0,12	0,29	0,29	0,01	0,24	0,24	0,12	0,29	0,24	0,24	0,12	0,29	0,24	0,24
M10	0,93	0,93	0,93	0,15	0,15	0,15	0,93	0,93	0,93	0,15	0,93	0,93	0,93	0,15	0,93	0,93
M11	0,97	0,35	0,35	0,97	0,97	0,35	0,97	0,97	0,35	0,97	0,97	0,97	0,35	0,97	0,97	0,97
M12	0,91	0,19	0,19	0,91	0,91	0,19	0,91	0,91	0,19	0,91	0,91	0,91	0,19	0,91	0,91	0,91
M13	0,41	0,29	0,75	0,41	0,79	0,75	0,41	0,79	0,75	0,79	0,41	0,79	0,75	0,79	0,79	0,79
M14	0,55	0,16	0,16	0,55	0,55	0,16	0,55	0,55	0,16	0,55	0,55	0,55	0,16	0,55	0,55	0,55
M15	0,52	0,12	0,12	0,52	0,52	0,12	0,52	0,52	0,12	0,52	0,52	0,52	0,12	0,52	0,52	0,52
M16	0,36	0,08	0,08	0,36	0,36	0,08	0,36	0,36	0,08	0,36	0,36	0,36	0,08	0,36	0,36	0,36
M17	0,22	0,21	0,10	0,38	0,22	0,21	0,38	0,22	0,21	0,38	0,38	0,22	0,21	0,38	0,38	0,38
M18	0,43	0,23	0,19	0,56	0,43	0,23	0,56	0,43	0,23	0,56	0,56	0,43	0,23	0,56	0,56	0,56
M19	0,49	1,00	0,27	0,89	0,49	1,00	0,89	0,49	1,00	0,89	0,89	0,49	1,00	0,89	0,89	0,89
M20	0,23	0,59	0,23	0,59	0,23	0,59	0,59	0,23	0,59	0,59	0,59	0,23	0,59	0,59	0,59	0,59
M21	0,50	0,95	0,50	0,93	0,31	0,93	0,95	0,50	0,95	0,93	0,95	0,50	0,95	0,93	0,95	0,95
M22	0,22	0,09	0,00	0,09	0,00	0,51	0,09	0,00	0,51	0,51	0,09	0,00	0,51	0,51	0,51	0,51
M23	0,35	0,70	0,35	0,71	0,28	0,71	0,70	0,35	0,70	0,71	0,70	0,35	0,70	0,71	0,70	0,70
M24	0,23	0,23	0,85	0,23	0,85	0,85	0,23	0,85	0,85	0,85	0,23	0,85	0,85	0,85	0,85	0,85
M25	0,27	0,27	0,84	0,27	0,84	0,84	0,27	0,84	0,84	0,84	0,27	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
M26	0,08	0,08	0,35	0,12	0,49	0,49	0,08	0,35	0,35	0,49	0,08	0,35	0,35	0,49	0,35	0,35

EK 11. G-DINA Modele Göre UZMAN Q-matrisine Ait Madde Başarı Olasılık Grafikleri









EK 12. G-DINA Modele Göre UZMAN Q-matrisine Ait Tüm Öğrencilerin Her Bir Niteliğe

Sahip Olma Olasılığı

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 1	0,88	0,00	0,00	0,00	0,99
Öğrenci2	0,05	0,00	0,01	0,01	0,32
Öğrenci 3	0,09	0,00	0,11	0,20	0,00
Öğrenci 4	0,79	0,00	0,22	0,03	0,61
Öğrenci 5	0,06	0,00	0,02	0,02	0,33
Öğrenci 6	0,78	0,00	0,67	0,40	0,16
Öğrenci 7	0,96	0,00	0,86	0,29	0,43
Öğrenci 8	0,19	0,00	0,13	0,16	0,59
Öğrenci 9	0,98	0,00	0,97	0,11	0,08
Öğrenci 10	0,45	0,00	0,54	0,42	0,12
Öğrenci 11	0,75	0,00	0,37	0,21	0,48
Öğrenci 12	0,97	0,00	0,94	0,60	0,48
Öğrenci 13	0,68	0,00	0,75	0,18	0,35
Öğrenci 14	0,99	0,00	0,98	0,48	0,10
Öğrenci 15	0,91	0,00	0,34	0,23	0,91
Öğrenci 16	1,00	0,00	1,00	0,44	0,18
Öğrenci 17	1,00	0,00	0,99	0,67	0,62
Öğrenci 18	0,86	0,00	0,94	0,79	0,61
Öğrenci 19	0,97	0,00	0,97	0,36	0,35
Öğrenci 20	1,00	0,00	1,00	0,03	0,03
Öğrenci 21	0,87	0,00	0,92	0,92	0,79
Öğrenci 22	0,87	0,00	0,87	0,88	0,92
Öğrenci 23	0,85	0,00	1,00	0,60	0,28
Öğrenci 24	1,00	0,00	1,00	0,21	0,27
Öğrenci 25	0,99	0,00	1,00	0,65	0,62
Öğrenci 26	0,79	0,00	0,98	0,84	0,86
Öğrenci 27	0,21	0,00	0,97	0,93	0,06
Öğrenci 28	0,99	0,00	1,00	0,87	0,18
Öğrenci 29	0,99	0,00	0,99	0,98	0,40
Öğrenci 30	0,97	0,00	0,97	0,77	0,76
Öğrenci 31	0,99	0,00	0,99	0,96	0,99
Öğrenci 32	1,00	0,00	1,00	0,96	0,96
Öğrenci 33	1,00	0,00	1,00	0,96	0,03
Öğrenci 34	0,99	0,00	1,00	0,98	0,95
Öğrenci 35	1,00	0,00	1,00	0,86	0,86
Öğrenci 36	1,00	0,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 37	1,00	0,00	1,00	0,98	0,96
Öğrenci 38	1,00	0,00	0,97	0,92	0,95
Öğrenci 39	1,00	0,00	1,00	0,09	0,09
Öğrenci 40	0,59	0,00	1,00	0,96	0,05
Öğrenci 41	0,98	0,00	0,99	0,99	0,97
Öğrenci 42	0,99	0,00	1,00	0,98	0,94
Öğrenci 43	0,99	0,00	1,00	0,99	0,96
Öğrenci 44	1,00	0,00	1,00	0,95	0,79
Öğrenci 45	1,00	0,00	0,99	0,94	0,93
Öğrenci 46	1,00	0,00	1,00	0,95	0,75
Öğrenci 47	1,00	0,00	1,00	0,99	0,88
Öğrenci 48	1,00	0,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 49	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 50	1,00	0,00	1,00	0,99	0,99

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 51	1,00	0,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 52	1,00	0,00	1,00	1,00	0,91
Öğrenci 53	1,00	0,00	1,00	0,95	0,39
Öğrenci 54	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 55	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 56	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 57	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 59	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 60	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 61	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 62	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 64	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 65	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 67	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 68	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 69	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 70	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 71	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 72	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03
Öğrenci 73	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 75	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 76	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 77	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 78	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03
Öğrenci 79	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 80	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 81	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 82	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 83	0,01	0,00	0,00	0,00	0,03
Öğrenci 84	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 85	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 86	0,01	0,00	0,00	0,00	0,03
Öğrenci 87	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03
Öğrenci 88	0,09	0,00	0,00	0,00	0,78
Öğrenci 89	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 90	0,00	0,00	0,00	0,04	0,02
Öğrenci 91	0,00	0,00	0,00	0,02	0,08
Öğrenci 92	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 93	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 94	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14
Öğrenci 95	0,00	0,00	0,00	0,30	0,01
Öğrenci 96	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 97	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 98	0,00	0,00	0,00	0,39	0,01
Öğrenci 99	0,02	0,00	0,02	0,01	0,00
Öğrenci 100	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 101	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 102	0,10	0,10	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 103	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 104	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 105	0,00	0,00	0,02	0,41	0,00
Öğrenci 106	0,09	0,09	0,00	0,00	0,77
Öğrenci 107	0,56	0,56	0,52	0,00	0,01
Öğrenci 108	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 109	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14
Öğrenci 110	0,21	0,00	0,35	0,66	0,01
Öğrenci 111	0,00	0,00	0,00	0,06	0,58
Öğrenci 112	0,00	0,00	0,01	0,00	0,62
Öğrenci 113	0,00	0,00	0,00	0,81	0,00
Öğrenci 114	0,10	0,31	0,00	0,02	0,38
Öğrenci 115	0,07	0,08	0,04	0,00	0,00
Öğrenci 116	0,69	0,69	0,00	0,00	0,31
Öğrenci 117	0,00	0,19	0,00	0,00	0,81
Öğrenci 118	0,01	0,35	0,00	0,00	0,46
Öğrenci 119	0,65	0,69	0,01	0,00	0,02
Öğrenci 120	0,88	0,00	0,82	0,05	0,03
Öğrenci 121	0,05	0,05	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 122	0,83	0,00	0,01	0,02	0,90
Öğrenci 123	0,98	0,98	0,89	0,16	0,45
Öğrenci 124	0,99	0,00	0,97	0,15	0,15
Öğrenci 125	0,93	0,00	0,09	0,01	0,70
Öğrenci 126	1,00	0,00	1,00	0,00	0,00
Öğrenci 127	0,99	0,00	1,00	0,70	0,02
Öğrenci 128	1,00	0,00	0,94	0,06	0,44
Öğrenci 129	1,00	0,00	1,00	0,06	0,00
Öğrenci 130	0,99	0,00	0,98	0,31	0,29
Öğrenci 131	0,99	0,00	0,98	0,82	0,34
Öğrenci 132	1,00	0,00	1,00	0,06	0,01
Öğrenci 133	0,97	0,00	1,00	0,90	0,88
Öğrenci 134	0,99	0,00	1,00	0,73	0,12
Öğrenci 135	1,00	0,00	1,00	0,52	0,15
Öğrenci 136	1,00	0,00	1,00	0,64	0,02
Öğrenci 137	0,88	0,00	0,61	0,44	0,22
Öğrenci 138	1,00	0,00	1,00	0,94	0,95
Öğrenci 139	1,00	0,00	1,00	0,95	0,70
Öğrenci 140	1,00	0,00	1,00	0,95	0,95
Öğrenci 141	1,00	0,00	1,00	0,99	0,78
Öğrenci 142	1,00	0,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 143	1,00	0,00	1,00	0,65	0,64
Öğrenci 144	1,00	0,00	1,00	1,00	0,96
Öğrenci 145	1,00	0,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 146	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 147	1,00	0,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 148	1,00	0,00	1,00	1,00	0,79
Öğrenci 149	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 150	0,92	0,00	1,00	0,98	0,80

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 151	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 152	1,00	0,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 153	1,00	0,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 154	0,99	0,00	1,00	0,90	0,32
Öğrenci 155	1,00	0,00	1,00	0,99	0,73
Öğrenci 156	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 157	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 158	1,00	0,00	1,00	0,99	0,98
Öğrenci 159	1,00	0,00	1,00	0,98	0,82
Öğrenci 160	1,00	0,00	1,00	1,00	0,94
Öğrenci 161	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 162	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 163	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 164	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 165	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 166	0,30	0,00	1,00	0,94	0,15
Öğrenci 167	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 168	1,00	0,00	1,00	1,00	0,96
Öğrenci 169	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 170	1,00	0,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 171	1,00	0,00	1,00	0,97	0,96
Öğrenci 172	1,00	0,00	1,00	0,95	0,75
Öğrenci 173	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 174	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 175	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 176	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 177	1,00	0,00	1,00	0,98	0,99
Öğrenci 178	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 179	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 180	1,00	0,00	1,00	0,99	0,95
Öğrenci 181	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 182	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 183	1,00	0,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 184	1,00	0,00	1,00	1,00	0,91
Öğrenci 185	1,00	0,00	1,00	0,99	0,98
Öğrenci 186	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 187	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 188	1,00	0,00	1,00	1,00	0,98
Öğrenci 189	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 190	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 191	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 192	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 193	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 194	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 195	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 196	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 197	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 198	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 199	1,00	1,00	1,00	0,90	1,00
Öğrenci 200	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 201	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 202	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 203	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 204	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 205	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 206	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 207	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 208	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 209	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 210	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 211	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 212	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 213	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 214	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 215	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 216	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 217	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 218	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 219	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 220	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 221	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 222	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 223	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 224	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 225	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 226	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 227	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 228	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 229	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 230	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 231	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 232	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 233	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 234	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 235	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 236	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 237	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 238	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 239	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00
Öğrenci 240	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 241	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 242	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 243	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 244	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 245	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 246	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 247	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 248	0,01	0,00	0,00	0,12	0,00
Öğrenci 249	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 250	0,00	0,00	0,00	0,39	0,01

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 251	0,00	0,00	0,00	0,12	0,02
Öğrenci 252	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00
Öğrenci 253	0,02	0,00	0,00	0,00	0,20
Öğrenci 254	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 255	0,01	0,00	0,00	0,03	0,00
Öğrenci 256	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 257	0,00	0,00	0,00	0,80	0,01
Öğrenci 258	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 259	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 260	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
Öğrenci 261	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 262	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 263	0,01	0,00	0,00	0,02	0,01
Öğrenci 264	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 265	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 266	0,06	0,00	0,00	0,00	0,05
Öğrenci 267	0,79	0,00	0,67	0,01	0,05
Öğrenci 268	0,01	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 269	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 270	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 271	0,01	0,00	0,01	0,00	0,00
Öğrenci 272	0,00	0,00	0,00	0,61	0,01
Öğrenci 273	0,03	0,00	0,02	0,02	0,00
Öğrenci 274	0,30	0,00	0,33	0,24	0,30
Öğrenci 275	0,00	0,00	0,00	0,06	0,00
Öğrenci 276	0,95	0,95	0,00	0,02	0,01
Öğrenci 277	0,00	0,00	0,01	0,42	0,00
Öğrenci 278	0,01	0,00	0,07	0,17	0,07
Öğrenci 279	0,96	0,00	0,97	0,79	0,74
Öğrenci 280	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 281	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 282	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 283	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 284	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 285	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 286	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 287	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 288	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 289	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 290	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 291	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 292	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 293	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 294	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
Öğrenci 295	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14
Öğrenci 296	0,00	0,01	0,00	0,00	0,19
Öğrenci 297	0,00	0,00	0,00	0,00	0,76
Öğrenci 298	0,00	0,00	0,00	0,00	0,18
Öğrenci 299	0,00	0,00	0,00	0,00	0,14
Öğrenci 300	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 301	0,00	0,01	0,00	0,00	0,15
Öğrenci 302	0,00	0,00	0,00	0,43	0,08
Öğrenci 303	0,00	0,00	0,00	0,00	0,18
Öğrenci 304	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 305	0,00	0,12	0,00	0,00	0,79
Öğrenci 306	0,00	0,01	0,00	0,00	0,19
Öğrenci 307	0,00	0,02	0,00	0,00	0,77
Öğrenci 308	0,00	0,00	0,00	0,00	0,76
Öğrenci 309	0,00	0,02	0,00	0,09	0,28
Öğrenci 310	0,00	0,02	0,00	0,00	0,77
Öğrenci 311	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 312	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 313	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 314	0,00	0,02	0,00	0,00	0,31
Öğrenci 315	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08
Öğrenci 316	0,00	0,00	0,00	0,47	0,01
Öğrenci 317	0,00	0,07	0,00	0,00	0,78
Öğrenci 318	0,00	0,00	0,00	0,00	0,76
Öğrenci 319	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 320	0,00	0,07	0,00	0,00	0,78
Öğrenci 321	0,00	0,05	0,00	0,44	0,05
Öğrenci 322	0,00	0,57	0,00	0,00	0,89
Öğrenci 323	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 324	0,00	0,00	0,00	0,00	0,76
Öğrenci 325	0,00	0,84	0,00	0,00	0,96
Öğrenci 326	0,00	0,00	0,00	0,69	0,00
Öğrenci 327	0,00	0,84	0,00	0,00	0,96
Öğrenci 328	0,00	0,03	0,00	0,01	0,76
Öğrenci 329	0,09	0,00	0,00	0,00	0,78
Öğrenci 330	0,00	0,02	0,00	0,00	0,76
Öğrenci 331	0,91	0,00	0,01	0,00	0,69
Öğrenci 332	0,00	0,43	0,00	0,24	0,48
Öğrenci 333	0,00	0,05	0,00	0,40	0,15
Öğrenci 334	0,00	0,65	0,00	0,17	0,65
Öğrenci 335	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 336	0,00	0,70	0,00	0,00	0,93
Öğrenci 337	0,98	0,00	0,97	0,01	0,01
Öğrenci 338	0,42	0,00	0,03	0,00	0,15
Öğrenci 339	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 340	1,00	1,00	0,00	0,00	0,84
Öğrenci 341	1,00	1,00	0,00	0,00	0,91
Öğrenci 342	0,99	0,99	0,05	0,04	0,09
Öğrenci 343	0,18	0,00	0,18	0,08	0,08
Öğrenci 344	1,00	1,00	0,99	0,00	0,01
Öğrenci 345	0,00	0,95	0,00	0,00	0,95
Öğrenci 346	1,00	1,00	0,38	0,04	0,10
Öğrenci 347	1,00	1,00	0,95	0,60	0,06
Öğrenci 348	1,00	0,00	1,00	0,85	0,83
Öğrenci 349	1,00	1,00	1,00	0,79	0,91
Öğrenci 350	1,00	1,00	0,99	0,99	0,99

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 351	0,94	0,00	0,99	0,96	0,83
Öğrenci 352	1,00	1,00	1,00	0,88	0,09
Öğrenci 353	1,00	0,00	1,00	0,75	0,75
Öğrenci 354	1,00	0,00	1,00	0,97	0,97
Öğrenci 355	1,00	1,00	1,00	0,96	0,92
Öğrenci 356	1,00	1,00	1,00	0,66	0,88
Öğrenci 357	1,00	1,00	1,00	0,09	0,80
Öğrenci 358	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 359	1,00	1,00	1,00	0,95	0,84
Öğrenci 360	1,00	1,00	1,00	0,98	0,96
Öğrenci 361	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 362	1,00	1,00	1,00	0,63	0,06
Öğrenci 363	1,00	1,00	1,00	0,23	1,00
Öğrenci 364	1,00	1,00	1,00	0,84	0,34
Öğrenci 365	1,00	0,00	1,00	0,97	0,89
Öğrenci 366	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 367	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 368	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 369	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 370	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 371	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 372	1,00	1,00	1,00	0,91	0,34
Öğrenci 373	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 374	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00
Öğrenci 375	1,00	1,00	1,00	0,92	1,00
Öğrenci 376	1,00	1,00	1,00	0,91	0,98
Öğrenci 377	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 378	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 379	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 380	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 381	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 382	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 383	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 384	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 385	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 386	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 387	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 388	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 389	0,43	0,45	0,00	0,00	0,01
Öğrenci 390	0,98	0,00	0,00	0,00	0,98
Öğrenci 391	0,07	0,00	0,00	0,00	0,58
Öğrenci 392	0,97	0,97	0,77	0,00	0,01
Öğrenci 393	0,96	0,96	0,00	0,00	0,21
Öğrenci 394	0,77	0,00	0,66	0,01	0,00
Öğrenci 395	0,24	0,32	0,03	0,00	0,11
Öğrenci 396	0,00	0,04	0,00	0,00	0,17
Öğrenci 397	0,59	0,59	0,01	0,08	0,17
Öğrenci 398	1,00	1,00	0,85	0,00	0,12
Öğrenci 399	0,04	0,04	0,14	0,12	0,04
Öğrenci 400	0,07	0,93	0,82	0,00	0,13

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 401	0,09	0,00	0,07	0,14	0,16
Öğrenci 402	0,99	0,99	0,29	0,05	0,01
Öğrenci 403	0,99	0,99	0,23	0,00	0,01
Öğrenci 404	0,73	0,73	0,02	0,11	0,34
Öğrenci 405	1,00	1,00	0,97	0,00	0,01
Öğrenci 406	1,00	1,00	0,00	0,00	0,21
Öğrenci 407	1,00	1,00	0,19	0,01	0,04
Öğrenci 408	0,95	0,95	0,04	0,00	0,34
Öğrenci 409	1,00	1,00	0,33	0,11	0,14
Öğrenci 410	0,99	0,99	0,98	0,00	0,10
Öğrenci 411	0,55	0,00	0,34	0,00	0,00
Öğrenci 412	0,99	0,99	0,87	0,03	0,38
Öğrenci 413	0,24	0,99	0,00	0,05	0,93
Öğrenci 414	1,00	1,00	0,99	0,00	0,01
Öğrenci 415	0,91	0,91	0,88	0,01	0,14
Öğrenci 416	0,95	0,95	0,08	0,02	0,35
Öğrenci 417	0,16	1,00	0,00	0,00	1,00
Öğrenci 418	1,00	1,00	0,98	0,13	0,51
Öğrenci 419	1,00	1,00	1,00	0,00	0,04
Öğrenci 420	0,99	0,99	0,45	0,76	0,75
Öğrenci 421	1,00	1,00	0,22	0,92	0,92
Öğrenci 422	1,00	1,00	0,98	0,28	0,84
Öğrenci 423	1,00	1,00	0,03	0,03	0,91
Öğrenci 424	1,00	0,00	1,00	0,20	0,04
Öğrenci 425	1,00	1,00	1,00	0,02	0,75
Öğrenci 426	1,00	1,00	0,85	0,15	0,75
Öğrenci 427	1,00	1,00	1,00	0,51	0,91
Öğrenci 428	1,00	1,00	0,99	0,07	0,48
Öğrenci 429	1,00	1,00	1,00	0,08	0,25
Öğrenci 430	1,00	1,00	0,89	0,01	0,98
Öğrenci 431	1,00	1,00	1,00	0,71	0,97
Öğrenci 432	1,00	1,00	1,00	0,86	0,32
Öğrenci 433	1,00	1,00	0,94	0,88	1,00
Öğrenci 434	1,00	1,00	1,00	0,68	0,77
Öğrenci 435	0,99	1,00	1,00	0,80	0,56
Öğrenci 436	1,00	1,00	1,00	0,13	0,51
Öğrenci 437	1,00	1,00	1,00	0,20	0,43
Öğrenci 438	1,00	1,00	1,00	0,90	0,98
Öğrenci 439	1,00	1,00	0,98	0,71	0,55
Öğrenci 440	1,00	1,00	0,98	0,94	0,95
Öğrenci 441	1,00	1,00	1,00	0,09	0,18
Öğrenci 442	1,00	1,00	1,00	0,88	0,09
Öğrenci 443	1,00	1,00	1,00	0,92	0,99
Öğrenci 444	1,00	1,00	0,99	0,88	0,93
Öğrenci 445	1,00	1,00	0,08	0,65	0,81
Öğrenci 446	1,00	1,00	0,99	0,92	0,99
Öğrenci 447	1,00	1,00	1,00	0,79	0,69
Öğrenci 448	1,00	1,00	1,00	0,45	0,83
Öğrenci 449	1,00	1,00	1,00	0,80	0,98
Öğrenci 450	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 451	1,00	1,00	0,99	0,99	0,99
Öğrenci 452	1,00	1,00	1,00	0,89	0,61
Öğrenci 453	1,00	1,00	0,78	0,83	0,98
Öğrenci 454	1,00	1,00	1,00	0,90	0,89
Öğrenci 455	1,00	1,00	0,95	0,81	0,97
Öğrenci 456	1,00	1,00	1,00	0,23	0,62
Öğrenci 457	1,00	1,00	0,55	0,15	0,98
Öğrenci 458	1,00	1,00	0,97	0,95	0,99
Öğrenci 459	1,00	1,00	0,18	0,27	0,80
Öğrenci 460	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 461	1,00	1,00	0,98	0,71	0,99
Öğrenci 462	1,00	1,00	1,00	0,67	0,97
Öğrenci 463	1,00	1,00	0,07	1,00	1,00
Öğrenci 464	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00
Öğrenci 465	1,00	1,00	1,00	0,90	1,00
Öğrenci 466	1,00	1,00	1,00	0,97	0,97
Öğrenci 467	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 468	1,00	1,00	1,00	0,95	0,97
Öğrenci 469	1,00	1,00	0,50	0,58	1,00
Öğrenci 470	0,99	0,99	1,00	0,93	0,89
Öğrenci 471	1,00	0,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 472	1,00	1,00	0,97	0,83	1,00
Öğrenci 473	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 474	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 475	1,00	1,00	0,99	0,91	0,99
Öğrenci 476	1,00	1,00	1,00	0,98	0,98
Öğrenci 477	1,00	1,00	1,00	0,94	0,95
Öğrenci 478	1,00	1,00	1,00	0,72	1,00
Öğrenci 479	1,00	1,00	0,99	0,98	0,99
Öğrenci 480	1,00	1,00	1,00	0,91	0,90
Öğrenci 481	1,00	1,00	1,00	0,80	0,98
Öğrenci 482	1,00	1,00	0,98	0,71	0,99
Öğrenci 483	1,00	1,00	1,00	0,08	0,01
Öğrenci 484	0,71	1,00	0,30	0,65	1,00
Öğrenci 485	1,00	1,00	1,00	0,96	1,00
Öğrenci 486	1,00	1,00	1,00	0,90	0,94
Öğrenci 487	1,00	1,00	0,98	0,97	1,00
Öğrenci 488	1,00	1,00	1,00	0,96	1,00
Öğrenci 489	1,00	1,00	1,00	0,91	0,90
Öğrenci 490	1,00	1,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 491	1,00	1,00	1,00	0,96	0,99
Öğrenci 492	1,00	1,00	1,00	0,96	1,00
Öğrenci 493	1,00	1,00	0,93	0,65	1,00
Öğrenci 494	1,00	1,00	0,99	0,98	1,00
Öğrenci 495	1,00	1,00	1,00	0,53	0,99
Öğrenci 496	1,00	1,00	1,00	0,92	0,85
Öğrenci 497	1,00	1,00	1,00	0,99	0,98
Öğrenci 498	1,00	1,00	1,00	0,99	0,98
Öğrenci 499	1,00	1,00	1,00	0,86	0,86
Öğrenci 500	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 501	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 502	1,00	1,00	1,00	0,71	0,97
Öğrenci 503	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 504	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 505	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 506	1,00	1,00	1,00	0,72	0,99
Öğrenci 507	1,00	1,00	0,76	0,97	1,00
Öğrenci 508	1,00	1,00	1,00	0,98	0,99
Öğrenci 509	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 510	1,00	1,00	1,00	0,92	1,00
Öğrenci 511	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 512	1,00	1,00	1,00	0,35	0,99
Öğrenci 513	1,00	1,00	0,99	0,70	0,92
Öğrenci 514	1,00	1,00	1,00	0,72	0,99
Öğrenci 515	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 516	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 517	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 518	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00
Öğrenci 519	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 520	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 521	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 522	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 523	1,00	1,00	1,00	0,96	0,96
Öğrenci 524	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 525	1,00	1,00	1,00	0,96	0,94
Öğrenci 526	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 527	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 528	1,00	1,00	1,00	0,90	0,61
Öğrenci 529	1,00	1,00	1,00	0,96	0,91
Öğrenci 530	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 531	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 532	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 533	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00
Öğrenci 534	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 535	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 536	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 537	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 538	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 539	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 540	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 541	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 542	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 543	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 544	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 545	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 546	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 547	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 548	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 549	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 550	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 551	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 552	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 553	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 554	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 555	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 556	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 557	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 558	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 559	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 560	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 561	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 562	0,99	0,99	0,00	0,00	0,07
Öğrenci 563	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 564	0,09	0,09	0,01	0,00	0,00
Öğrenci 565	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 566	0,99	0,99	0,99	0,02	0,05
Öğrenci 567	0,01	0,87	0,01	0,00	0,84
Öğrenci 568	0,92	0,92	0,00	0,00	0,00
Öğrenci 569	0,81	0,81	0,17	0,01	0,88
Öğrenci 570	0,81	0,81	0,81	0,55	0,50
Öğrenci 571	1,00	1,00	0,00	0,00	0,97
Öğrenci 572	1,00	1,00	0,99	0,10	0,15
Öğrenci 573	1,00	1,00	0,97	0,05	0,01
Öğrenci 574	1,00	1,00	0,21	0,03	0,03
Öğrenci 575	1,00	1,00	0,19	0,09	0,01
Öğrenci 576	1,00	1,00	0,99	0,08	0,14
Öğrenci 577	0,96	0,96	0,78	0,76	0,70
Öğrenci 578	0,50	0,00	0,56	0,25	0,07
Öğrenci 579	1,00	1,00	0,99	0,96	0,87
Öğrenci 580	1,00	1,00	0,49	0,22	0,93
Öğrenci 581	0,75	0,00	0,75	0,78	0,88
Öğrenci 582	1,00	1,00	0,98	0,04	0,05
Öğrenci 583	1,00	1,00	0,98	0,66	0,43
Öğrenci 584	1,00	1,00	0,03	0,00	0,67
Öğrenci 585	0,99	1,00	1,00	0,85	0,84
Öğrenci 586	1,00	1,00	0,99	0,82	0,80
Öğrenci 587	0,68	0,00	0,98	0,97	0,19
Öğrenci 588	1,00	1,00	0,78	0,84	0,98
Öğrenci 589	1,00	1,00	0,98	0,94	0,94
Öğrenci 590	1,00	1,00	0,99	0,82	0,80
Öğrenci 591	1,00	0,00	1,00	0,03	0,03
Öğrenci 592	1,00	1,00	0,86	0,14	0,02
Öğrenci 593	1,00	1,00	0,99	0,71	1,00
Öğrenci 594	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 595	1,00	1,00	1,00	0,52	0,69
Öğrenci 596	1,00	1,00	0,98	0,22	0,96
Öğrenci 597	1,00	0,00	0,98	0,98	0,98
Öğrenci 598	1,00	1,00	1,00	0,82	0,81
Öğrenci 599	1,00	1,00	1,00	0,89	0,93
Öğrenci 600	1,00	1,00	1,00	0,80	0,98
Öğrenci 601	0,98	0,99	0,99	0,95	0,86
Öğrenci 602	1,00	1,00	1,00	0,93	0,93
Öğrenci 603	1,00	1,00	1,00	0,03	0,05
Öğrenci 604	1,00	1,00	1,00	0,96	0,96
Öğrenci 605	1,00	1,00	0,97	0,91	0,99
Öğrenci 606	1,00	1,00	0,99	0,92	0,67

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 607	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 608	1,00	1,00	0,94	1,00	0,99
Öğrenci 609	1,00	1,00	1,00	0,67	0,96
Öğrenci 610	1,00	0,00	1,00	0,95	0,95
Öğrenci 611	1,00	1,00	0,99	0,67	0,76
Öğrenci 612	1,00	1,00	1,00	0,98	0,92
Öğrenci 613	1,00	1,00	1,00	0,85	0,84
Öğrenci 614	1,00	1,00	1,00	0,91	0,99
Öğrenci 615	1,00	1,00	0,36	0,33	0,98
Öğrenci 616	1,00	1,00	0,90	0,82	0,81
Öğrenci 617	1,00	1,00	1,00	0,92	1,00
Öğrenci 618	1,00	1,00	0,98	0,92	0,99
Öğrenci 619	1,00	1,00	1,00	0,80	0,98
Öğrenci 620	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00
Öğrenci 621	1,00	1,00	0,99	0,26	0,99
Öğrenci 622	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 623	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 624	1,00	1,00	1,00	0,80	0,98
Öğrenci 625	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00
Öğrenci 626	1,00	1,00	1,00	0,82	0,83
Öğrenci 627	1,00	1,00	1,00	0,64	0,86
Öğrenci 628	1,00	1,00	1,00	0,31	0,54
Öğrenci 629	1,00	1,00	0,72	0,99	0,99
Öğrenci 630	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 631	1,00	1,00	1,00	0,99	0,98
Öğrenci 632	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 633	1,00	1,00	0,99	0,92	1,00
Öğrenci 634	1,00	1,00	1,00	0,98	0,99
Öğrenci 635	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 636	1,00	1,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 637	1,00	1,00	1,00	0,94	0,98
Öğrenci 638	1,00	1,00	1,00	0,97	0,94
Öğrenci 639	1,00	1,00	1,00	0,95	0,98
Öğrenci 640	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 641	1,00	1,00	0,91	0,64	1,00
Öğrenci 642	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 643	1,00	1,00	1,00	0,98	0,98
Öğrenci 644	1,00	1,00	1,00	0,95	0,99
Öğrenci 645	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 646	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 647	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 648	1,00	1,00	1,00	0,97	0,97
Öğrenci 649	1,00	1,00	1,00	0,98	0,99
Öğrenci 650	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00
Öğrenci 651	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 652	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 653	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00
Öğrenci 654	1,00	1,00	1,00	0,81	0,94
Öğrenci 655	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 656	1,00	1,00	1,00	0,98	0,88
Öğrenci 657	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 658	1,00	1,00	0,99	0,96	0,99
Öğrenci 659	1,00	0,00	1,00	1,00	1,00

Öğrenci	N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 660	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 661	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 662	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 663	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 664	1,00	1,00	1,00	0,57	1,00
Öğrenci 665	1,00	1,00	1,00	0,84	1,00
Öğrenci 666	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 667	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 668	1,00	1,00	1,00	0,72	0,99
Öğrenci 669	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 670	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 671	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 672	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 673	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 674	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 675	1,00	1,00	1,00	0,69	1,00
Öğrenci 676	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 677	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 678	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 679	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 680	1,00	1,00	1,00	0,98	0,97
Öğrenci 681	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 682	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 683	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 684	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 685	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 686	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99
Öğrenci 687	1,00	1,00	1,00	0,96	1,00
Öğrenci 688	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 689	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 690	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 691	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 692	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 693	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 694	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 695	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 696	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 697	1,00	1,00	1,00	0,99	1,00
Öğrenci 698	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
Öğrenci 699	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 700	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 701	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 702	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00
Öğrenci 703	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 704	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 705	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 706	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 707	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 708	1,00	1,00	1,00	0,59	1,00
Öğrenci 709	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 710	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 711	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Öğrenci 712	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

EK 13. Tüm Öğrenciler İçin G-DINA Modelde UZMAN Q-matrisine Dayalı EAP, MAP ve MLE Yöntemlerine Göre Kestirilen Birey Parametreleri

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 1	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 2	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 3	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 4	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 5	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 6	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	0	1	0
Öğrenci 7	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	1
Öğrenci 8	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 9	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 10	0	0	1	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 11	1	0	0	0	0		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 12	1	0	1	1	0		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 13	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		0	0	1	0	1
Öğrenci 14	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 15	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 16	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 17	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 18	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	0
Öğrenci 19	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 20	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 21	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	0
Öğrenci 22	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	0	1	1
Öğrenci 23	1	0	1	1	0		1	0	1	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 24	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	1
Öğrenci 25	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 26	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	0	1
Öğrenci 27	0	0	1	1	0		0	0	1	1	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 28	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 29	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 30	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 31	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 32	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 33	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 34	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 35	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 36	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 37	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 38	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 39	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 40	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 41	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	1
Öğrenci 42	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 43	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	1
Öğrenci 44	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 45	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 46	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 47	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 48	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 49	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 50	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	1
Öğrenci 51	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 52	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 53	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 54	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 55	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 56	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 57	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 58	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 59	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 60	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 61	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 62	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 63	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 64	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 65	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 66	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 67	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 68	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 69	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 70	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 71	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 72	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 73	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 74	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 75	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 76	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 77	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 78	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 79	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 80	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 81	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 82	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 83	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 84	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 85	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 86	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 87	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 88	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 89	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 90	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 91	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 92	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 93	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 94	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 95	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 96	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 97	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 98	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 99	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 100	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 101	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 102	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 103	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 104	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 105	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 106	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 107	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 108	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 109	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 110	0	0	0	1	0		0	0	0	1	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 111	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	1	1
Öğrenci 112	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 113	0	0	0	1	0		0	0	0	1	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 114	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	1
Öğrenci 115	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 116	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 117	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 118	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	1
Öğrenci 119	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 120	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 121	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 122	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 123	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 124	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 125	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 126	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 127	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 128	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	1
Öğrenci 129	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 130	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 131	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	0	1	0
Öğrenci 132	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 133	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	0	1
Öğrenci 134	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 135	1	0	1	1	0		1	0	1	0	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 136	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 137	1	0	1	0	0		1	0	0	0	0		1	0	0	1	0
Öğrenci 138	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 139	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 140	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	1
Öğrenci 141	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 142	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 143	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 144	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 145	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 146	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 147	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 148	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 149	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 150	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	0
Öğrenci 151	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 152	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 153	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 154	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		1	0	1	1	0
Öğrenci 155	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 156	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 157	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 158	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 159	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 160	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 161	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 162	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 163	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 164	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 165	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 166	0	0	1	1	0		0	0	1	1	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 167	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 168	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 169	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 170	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 171	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 172	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 173	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 174	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 175	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 176	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 177	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 178	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 179	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 180	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 181	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 182	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 245	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 246	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 247	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 248	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 249	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 250	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 251	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 252	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 253	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 254	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 255	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 256	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 257	0	0	0	1	0		0	0	0	1	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 258	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 259	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 260	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 261	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 262	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 263	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 264	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 265	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 266	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 267	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 268	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 269	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 270	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 271	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 272	0	0	0	1	0		0	0	0	1	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 273	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 274	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 275	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 276	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 277	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 278	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 279	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 280	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 281	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 282	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 283	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 284	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 285	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 286	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 287	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 288	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 289	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 290	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 291	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 292	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 293	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 294	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 295	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 296	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 297	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 298	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 299	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 300	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 301	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 302	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 303	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 304	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 305	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 306	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 307	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 308	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 309	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 310	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 311	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 312	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 313	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 314	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 315	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 316	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 317	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 318	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 319	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 320	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 321	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	1	0
Öğrenci 322	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 323	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 324	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 325	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 326	0	0	0	1	0		0	0	0	1	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 327	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 328	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 329	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 330	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 331	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 332	0	0	0	0	0		0	1	0	0	1		0	1	0	1	0
Öğrenci 333	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 334	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	1	1
Öğrenci 335	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 336	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 337	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 338	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 339	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 340	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 341	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 342	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 343	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 344	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 345	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 346	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 347	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 348	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 349	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 350	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 351	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	1	1	0
Öğrenci 352	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 353	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	0
Öğrenci 354	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 355	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 356	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 357	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 358	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 359	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 360	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 361	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 362	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 363	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 364	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 365	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	0
Öğrenci 366	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 367	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 368	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 369	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 370	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 371	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 372	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 373	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 374	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 375	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 376	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 377	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 378	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 379	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 380	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 381	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 382	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 383	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 384	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 385	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 386	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 387	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 388	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 389	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 390	1	0	0	0	1		1	0	0	0	1		1	0	0	0	1
Öğrenci 391	0	0	0	0	1		0	0	0	0	1		0	0	0	0	1
Öğrenci 392	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 393	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 394	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 395	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 396	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	1
Öğrenci 397	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 398	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 399	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 400	0	1	1	0	0		0	1	1	0	0		0	1	1	0	0
Öğrenci 401	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	1	0
Öğrenci 402	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 403	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 404	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 405	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 406	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 407	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 408	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 409	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	1	0
Öğrenci 410	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 411	1	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 412	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 413	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 414	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 415	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 416	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 417	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	1
Öğrenci 418	1	1	1	0	1		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 419	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 420	1	1	0	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 421	1	1	0	1	1		1	1	0	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 422	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 423	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 424	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 425	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 426	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 427	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 428	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 429	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 430	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 431	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 432	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 433	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 434	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 435	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 436	1	1	1	0	1		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 437	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 438	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		0	1	1	0	1
Öğrenci 439	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 440	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 441	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 442	1	1	1	1	0		1	1	1	1	0		1	1	1	1	0
Öğrenci 443	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 444	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 445	1	1	0	1	1		1	1	0	1	1		1	1	0	1	0
Öğrenci 446	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 447	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 448	1	1	1	0	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 449	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 450	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 451	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 452	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 453	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 454	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 455	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 456	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 457	1	1	1	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 458	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 459	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 460	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		0	1	1	1	1
Öğrenci 461	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 462	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 463	1	1	0	1	1		1	1	0	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 464	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		0	1	1	1	1
Öğrenci 465	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 466	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 467	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 468	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 469	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 470	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 471	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	1	1
Öğrenci 472	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 473	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 474	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 475	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 476	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 477	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 478	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 479	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 480	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 481	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 482	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 483	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 484	1	1	0	1	1		1	1	0	1	1		0	1	0	1	1
Öğrenci 485	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 486	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 487	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 488	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 489	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 490	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 491	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 492	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 555	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 556	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 557	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 558	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 559	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 560	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 561	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
Öğrenci 562	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 563	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 564	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		0	1	0	0	0
Öğrenci 565	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0		1	0	0	0	0
Öğrenci 566	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 567	0	1	0	0	1		0	1	0	0	1		0	1	0	0	0
Öğrenci 568	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 569	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 570	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	0
Öğrenci 571	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 572	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 573	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 574	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 575	1	1	0	0	0		1	1	0	0	0		1	1	0	0	0
Öğrenci 576	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 577	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	0
Öğrenci 578	0	0	1	0	0		0	0	0	0	0		0	0	1	0	0
Öğrenci 579	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 580	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 581	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		0	0	0	1	1
Öğrenci 582	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 583	1	1	1	1	0		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 584	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 585	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 586	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 587	1	0	1	1	0		1	0	1	1	0		0	0	1	1	0
Öğrenci 588	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 589	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 590	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 591	1	0	1	0	0		1	0	1	0	0		1	0	1	0	0
Öğrenci 592	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 593	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 594	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 595	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	0
Öğrenci 596	1	1	1	0	1		1	1	1	0	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 597	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	0	1	1
Öğrenci 598	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	0
Öğrenci 599	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 600	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 601	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		0	1	1	1	0
Öğrenci 602	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 603	1	1	1	0	0		1	1	1	0	0		1	1	1	0	0
Öğrenci 604	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 605	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 606	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 607	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 608	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1
Öğrenci 609	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 610	1	0	1	1	1		1	0	1	1	1		1	0	1	0	1
Öğrenci 611	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 612	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 613	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	0
Öğrenci 614	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 615	1	1	0	0	1		1	1	0	0	1		1	1	0	0	1
Öğrenci 616	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	0	1	1

	EAP						MAP						MLE				
	N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5		N1	N2	N3	N4	N5
Öğrenci 679	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 680	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 681	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 682	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 683	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 684	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 685	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 686	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 687	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 688	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 689	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 690	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 691	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 692	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 693	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 694	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 695	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 696	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 697	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 698	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 699	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 700	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 701	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 702	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 703	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 704	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 705	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 706	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 707	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 708	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	0	1
Öğrenci 709	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 710	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 711	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
Öğrenci 712	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1		1	1	1	1	1



GAZİLİ OLMAK AYRICALIKTIR..