



Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü  
Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı  
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı

**BAĞIL VE MUTLAK DEĞERLENDİRME İLE DINA MODELE  
GÖRE YAPILAN SINIFLAMALARIN GEÇERLİĞİNİN  
KARŞILAŞTIRILMASI**

Tahsin Oğuz Başokçu

Doktora Tezi

Ankara, 2011



**BAĞIL VE MUTLAK DEĞERLENDİRME İLE DINA MODELE GÖRE  
YAPILAN SINIFLAMALARIN GEÇERLİĞİNİN KARŞILAŞTIRILMASI**

Tahsin Oğuz Başokçu

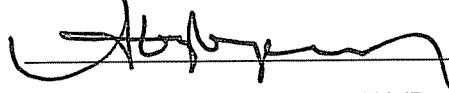
Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü  
Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı  
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı

Doktora Tezi

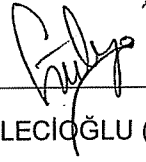
Ankara, 2011

## KABUL VE ONAY

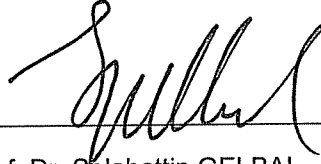
Tahsin Oğuz BAŞOKÇU tarafından hazırlanan "Bağıl ve Mutlak Değerlendirme ile DINA Modele Göre Yapılan Sınıflamaların Geçerliğinin Karşılaştırılması" başlıklı bu çalışma, 24. 10 2011 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından doktora tezi olarak kabul edilmiştir.



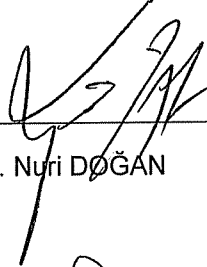
Prof. Dr. A. Ata TEZBAŞARAN (Başkan)



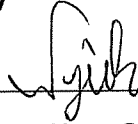
Doç. Dr. Hülya KELEÇİOĞLU (Danışman)



Prof. Dr. Selahattin GELBAL



Doç. Dr. Nuri DÖĞAN



Yrd. Doç. Dr. Neşe GÜLER

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylıyorum.

Prof. Dr. İrfan ÇAKIN

Enstitü Müdürü

## BİLDİRİM

Hazırladığım tezin/raporun tamamen kendi çalışmam olduğunu ve her alıntıya kaynak gösterdiğimi taahhüt eder, tezimin/raporumun kağıt ve elektronik kopyalarının Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü arşivlerinde aşağıda belirttiğim koşullarda saklanmasına izin verdiğimi onaylarım:

- Tezimin/Raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir.
- Tezim/Raporum sadece Hacettepe Üniversitesi yerleşkelerinden erişime açılabilir.
- Tezimin/Raporumun 1. yıl süreyle erişime açılmasını istemiyorum. Bu sürenin sonunda uzatma için başvuruda bulunmadığım takdirde, tezimin/raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir.

24.10.2011



---

Tahsin Oğuz Başokçu

## TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca yardımlarını esirgemeyen, gerek tez konusunun belirlenmesinde gerekse araştırmanın her sürecinde benim için emek ve zaman harcayan danışmanım Doç. Dr. Hülya Kelecioğlu'na, doktora eğitimim boyunca desteğiyle ve bilgisiyle katkı veren Prof. Dr. Selahattin Gelbal'a, sınırsız desteği ve sabrıyla, hem hocam hem dostum olarak her zaman yanımda olan ve başardığım her şeyde emeğinin ve bilgisinin olduğunu bildiğim Doç. Dr. Nuri Doğan'a ve hep yanımda oldukları ve varlıklarıyla bana güç verdikleri için canım annem, babama ve güzel kardeşlerime teşekkür ederim.

Aynı zamanda, hayatımı gülümsemesiyle aydınlatan, sesiyle güzelleştiren ve birlikte yaşadığımız hergün onu bulmuş olmanın mutluluğunu bana yaşatan biricik eşim Elvan ve dünya ya geldiği günden beri gökyüzünü daha mavi, güneşi daha parlak yapan oğlum Ada, herşey siz olduğunuz için daha güzel.

## ÖZET

BAŞOKÇU, Oğuz, T. *Bağlı ve Mutlak Değerlendirme ile DINA Modele Göre Yapılan Sınıflamaların Geçerliğinin Karşılaştırılması*, Doktora Tezi, Ankara, 2011.

Bu çalışmada, Bilişsel Tanı Modellerinden biri olan DINA model ve geleneksel yöntemlerle yapılan sınıflamaların geçerliği incelenmiştir. İki yöntem arasında karşılaştırılmaların yapılabilmesi için DINA modelle analiz yapılmaya uygun “eğitimde ölçme ve değerlendirme” dersine ait bir ölçme aracı geliştirilmiştir. Ölçme aracındaki her bir maddeyi doğru cevaplamak için gerekli olan özellikler uzmanlar tarafından belirlenmiş ve madde özellik ilişkisini gösteren Q matrisi uzman uyumu gözetilerek hazırlanmıştır.

Geliştirilen ölçme aracı Ege Üniversitesi Eğitim, Edebiyat ve Fen Fakültelerinde okuyan 471 öğrenciye uygulanmıştır. Uygulama sonucunda öğrencilerin ham puanları mutlak ölçüt ve bağlı ölçüt kullanılarak geçti kaldı kararlarına göre sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma ile DINA modele dayalı sınıflandırmalar karşılaştırılmıştır.

DINA model analizi sonucunda, öğrencilerin ölçme aracındaki maddelerle ilişkilendirilen 7 özellikten hangilerine sahip olduklarını gösteren, öğrenci örtük sınıfları belirlenmiştir. Uzman görüşleri doğrultusunda öğrencinin dersten başarılı sayılması için en az 4 özelliğe sahip olması gerektiğine karar verilmiş ve bu sonuçlara göre iki yöntem karşılaştırılmıştır.

Mutlak ölçüt kullanılarak yapılan değerlendirme ve DINA model sınıflandırmalarının karşılaştırması sonucunda, hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerin 50 tanesi ve hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin 28 tanesi için iki yöntemle verilen kararlarda farklılık gözlenmiştir. Araştırma sonucunda mutlak ölçütle DINA model arasında bütün grup için yapılan sınıflamalarda toplam %16.5 oranında uyumsuzluk olduğu belirlenmiştir.

Bağıl ölçüt kullanılarak yapılan deęerlendirmelerde hakkında kaldı kararı verilen öğrenciler için iki yöntem aynı sonuçları vermiştir. Bununla birlikte Bağıl deęerlendirmede hakkında geçti kararı verilen 87 öğrenci için DINA model öğrencilerin maddeleri doğru cevaplamak için gerekli özelliklere sahip olmadığı kararını vermiştir. Bağıl ölçüt kullanılarak yapılan deęerlendirme ve DINA modele göre yapılan sınıflamalar arasındaki uyumsuzluk oranı %20 olarak hesaplanmıştır.

**Anahtar Sözcükler:**

Bilişsel Tanı Modelleri, DINA Model, Sınıflama Geçerliği, Çok Boyutlu Madde Tepki Kuramı, Q Matrisi



## ABSTRACT

BAŞOKÇU, Oğuz, T. *Comparison of the Validity of Classifications by Criterion-Referenced and Normative Assessments with that of DINA Model*, Phd. Dissertation, Ankara, 2011.

The purpose of this dissertation is to examine the validity of classifications by DINA Model as a Cognitive Diagnostic Model and by traditional methods. In order to make comparisons between DINA Model and traditional models, a measurement tool that belongs to “measurement and assessment in education” class which is appropriate for DINA Model analyses is developed. Properties necessary for answering each item of measurement tool are determined by scholars and the Q matrix which shows item-property relation is prepared considering the compatibility of decisions made by various scholars.

Above mentioned measurement tool is applied to 471 undergraduates from the Faculty Education and Arts and Sciences of Ege University. Raw scores of undergraduates are classified according to their success, that is whether they passed the class or failed, through criterion-referenced and normative assessment. And then this classification is compared with other classifications based on DINA Model.

Through DINA Model analysis, latent classes -that show which of those 7 properties related with items of the measurement tool a student has- are determined. Relying on the views of the scholars, it is decided that a student should have at least 4 properties to be regarded as successful, and the two methods are compared according to these results.

The comparison of assessment by normative assessment and classifications by DINA Model shows that the results are different for 50 undergraduates who failed and 28 who passed the class. As a consequence of the study, it is observed that the inconsistency between the normative assessment and DINA Model is 16.5% for the whole group.

In assessments done by criterion-referenced, for the students who failed, two methods give the same results. However, for 87 students who are supposed to pass according to criterion-referenced assessment, DINA Model results show that these undergraduates are not qualified to give the right answers of the items. The incompatibility between assessments according to criterion-referenced and classifications according to DINA Model is calculated as 20%.

**Key Words:**

Cognitive Diagnostic Models, DINA Model, Classification Validity, Multi-Dimensional Item Response Theory, Q Matrix

## İÇİNDEKİLER

<b>KABUL VE ONAY</b> .....	<b>İ</b>
<b>BİLDİRİM</b> .....	<b>İİ</b>
<b>TEŞEKKÜR</b> .....	<b>İİİ</b>
<b>ÖZET</b> .....	<b>İV</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>VI</b>
<b>İÇİNDEKİLER</b> .....	<b>Vİİİ</b>
<b>TABLolar</b> .....	<b>X</b>
<b>ŞEKİLLER</b> .....	<b>Xİ</b>
<b>1. BÖLÜM I</b> .....	<b>1</b>
<b>GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Problem Durumu .....	1
1.2. Sınıflama Geçerliği.....	2
1.3. Örtük Sınıf Analizi .....	4
1.4. Bilişsel Tanı Modelleri (BTM).....	6
1.4.1. Bilişsel Tanı Modellerinin Genel Özellikleri .....	7
1.4.1.1. Q matrisi .....	8
1.4.2. Bilişsel Tanı Modelleri ve Tarihsel Gelişimi .....	9
1.4.2.1. Bilişsel Tanı Modellerinin Öncülleri.....	11
1.4.2.2. Geliştirilen ve Kullanılan Bilişsel Tanı Modelleri .....	14
1.5. DINA Model.....	19
1.5.1. DINA modelde parametre kestirimi .....	20
1.5.2. DINA modelde örtük sınıflar ve yetenek kestirimi .....	22
1.5.3. DINA Model Modifikasyonları.....	26
1.5.3.1. G-DINA Model : .....	26
1.5.3.2. NIDA Model: .....	27
1.5.3.3. HO-DINA Model : .....	29
1.6. DINA Model Uygulamaları.....	30
1.7. Amaç ve Önem.....	31
1.8. Problem Cümlesi ve Alt Problemler .....	32
1.8.1. Alt Problemler .....	32
1.9. Sınırlılıklar.....	33
1.10. İlgili Araştırmalar .....	33
<b>2. BÖLÜM II</b> .....	<b>36</b>
<b>YÖNTEM</b> .....	<b>36</b>
2.1. Araştırmanın Türü .....	36
2.2. Çalışma Grubu.....	36
2.3. Verilerin Elde Edilmesi .....	37
2.3.1. Ölçme Aracının Geçerlik ve Güvenirliliği .....	37

2.4. Verilerin Analizi.....	42
2.4.1. Model Veri Uyumu .....	42
2.4.2. DINA Model Parametreleri .....	42
2.4.3. Geçti Kaldı Kararlarına İlişkin Ölçütler .....	45
<b>3. BÖLÜM III.....</b>	<b>49</b>
<b>BULGULAR VE YORUMLAR .....</b>	<b>49</b>
3.1. Alt Problem 1'e İlişkin Bulgular .....	49
3.2. Alt Problem 2'ye İlişkin Bulgular .....	54
<b>4. BÖLÜM IV .....</b>	<b>65</b>
<b>SONUÇ ve ÖNERİLER.....</b>	<b>65</b>
4.1. Sonuçlar.....	65
1. Alt Probleme İlişkin Sonuçlar .....	65
2. Alt Probleme İlişkin Sonuçlar .....	65
4.2 Öneriler.....	66
<b>KAYNAKÇA .....</b>	<b>68</b>
<b>EKLER.....</b>	<b>79</b>
EK-1: Eğitimde ölçme ve Değerlendirme testine ait uzmanların hazırladığı Q matrisler.....	79
EK-2: DINA Model Sytax.....	83
EK-3: Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Testine Ait DINA Model Çıktı Dosyası .....	84
EK-4: Örtük Sınıflar ve Sonsal olasılıkları .....	86
EK-5: Ölçme ve Değerlendirme Dersi Öğrencilerin Örtük Sınıfları .....	88

## TABLolar

Tablo 1.1. Örnek Q Matrisi .....	9
Tablo 1.2. Bilişsel Tanı Modelleri Listesi.....	10
Tablo 1.3. İki Özellik İçin DINA parametre Listesi .....	25
Tablo 2.1. Öğrencilerin Bölümlere Göre Dağılımı .....	36
Tablo 2.2. Uzman Görüşlerine Göre Madde Özellik İlişkisi .....	40
Tablo 2.3. Ölçme Arcına Ait Q Matrisi .....	41
Tablo 2.4. Ölçme Değerlendirme Testine Ait Betimsel İstatistikler.....	37
Tablo 2.5. Ölçme Aracının Madde Güçlük ve Ayırıcılık Değerleri .....	39
Tablo 2.6. Model Veri Uyumu Karşılaştırması için AIC ve BIC Kriterleri .....	42
Tablo 2.7. Ölçme Aracına ait DINA Model Parametreleri .....	44
Tablo 2.8. Bağlı Değerlendirme Sınıf Seviye .....	46
Tablo 2.9. Harf Notları t Sınır Değeri .....	47
Tablo 3.1. Mutlak Ölçüt Geçti Kaldı Oranı .....	49
Tablo 3.2. DINA Modelde Öğrencilerin Ölçme ve Değerlendirme Dersinde Sahip Oldukları Özelliklerin Sayısına Göre Dağılımı.....	50
Tablo 3.3. Mutlak Ölçüte Göre Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı.....	50
Tablo 3.4. Mutlak Ölçüt Göre Geçti Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı.....	51
Tablo 3.5. Mutlak Ölçüt ve DINA Modele Göre Hakkında Geçti Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin Oranları .....	52
Tablo 3.6. Mutlak Ölçüt Geçti Kaldı Kararı Özellik İlişkisi.....	53
Tablo 3.7. Bağlı Ölçüt Geçti Kaldı Oranı .....	55
Tablo 3.8. Bağlı Ölçüte Göre Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı.....	55
Tablo 3.9. Bağlı Ölçüte Göre Geçti Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı.....	56
Tablo 3.10. Bağlı Ölçüt ve DINA Modele Göre Hakkında Geçti Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin Oranları .....	56
Tablo 3.11. Öğrencilerin Bağlı Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları .....	58
Tablo 3.12. Biyoloji Bölümü Öğrencilerinin Bağlı Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları.....	59
Tablo 3.13. Sosyoloji Bölümü Öğrencilerinin Bağlı Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları.....	60
Tablo 3.14. Biyoloji ve Sosyoloji Bölümlerin Özelliklere Sahip Olma Oranları .....	61
Tablo 3.15. Mutlak ve Bağlı Ölçüte Göre Bölümlerin Başarı Yüzdeleri ve Sahip olunan Özellik Sayısı Ortalaması.....	62

## ŞEKİLLER

Şekil 1. DINA ve G-DINA için Başarı Olasılığı Dağılımı .....	27
Şekil 2. Ölçme ve Değerlendirme Testi Puan Dağılım Grafiği .....	38
Şekil 3. Mutlak Ölçütle Verilen Geçti Kaldı Kararlarına Göre Öğrencilerin Sahip Olduğu Özellik sayısı-Ham puan ilişkisi .....	52
Şekil 4. Bağlı Ölçütle verilen Geçti Kaldı Kararlarına Göre Öğrencilerin Sahip Olduğu Özellik sayısı-Ham puan ilişkisi .....	57

# 1. BÖLÜM I

## GİRİŞ

Bu bölümde sınıflama geçerliği, Örtük Sınıf Analizi, Bilişsel Tanı modelleri (BTM) ve tarihsel gelişimi, DINA model, problem durumu, sınırlılıklar, kısaltmalar, araştırmanın amacı ve önemi üzerinde durulmuştur.

### 1.1. Problem Durumu

Eğitimde geliştirilen ve kullanılan ölçme araçlarıyla bireylerin çeşitli özellikleri belirlenmeye çalışılır. Bu süreçte öğrenciler genellikle becerilerine göre sıralanmakta ve sonuçta sınıflama niteliği taşıyan bir karar verilmektedir. Öğrenciler hakkında verilen geçti kaldı kararları, başarı düzeyine ilişkin kararlar, herhangi bir davranışa sahip olup olunmadığı gibi kararlar öğrencilerin bir sınıfa dahil olup olmadıklarıyla ilişkilidir. Yani bir ders için yapılan geçti-kaldı değerlendirmesi nitelik olarak öğrencilerin doğru şekilde başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılmasıdır. Bununla birlikte herhangi bir davranışı ölçmeye yönelik her madde, sınavı alan bireylerin her birini o davranışa sahip olan ve olmayan şeklinde belirlenen iki gruptan birine yerleştirmeyi amaçlar. Bu durumda ölçme aracı sonucunda yapılan sınıflamanın geçerliği amaç göz önüne alındığında oldukça önemlidir.

Bilişsel tanı modelleri (BTM) hem öğrenciler hakkında verilen kararlar hem de programın ve öğrencilerin eksiklerinin belirlenmesi açısından farklı ve tutarlı bir yol önermektedir. Bu modellerde öğrenci becerileri sürekli bir ölçek üzerinde tanımlanmaya çalışılmaz, bunun yerine her bir soru için öğrencinin sahip olduğu ve olmadığı davranışlar belirlenir. Bu anlamda BTM'ye göre geliştirilmiş bir ölçme aracı ve bu modelle belirlenen test parametreleriyle karar aşamasındaki sınıflamanın geçerliğinin incelenmesi olanağı bulunmaktadır. Aynı zamanda bu modeller kullanılarak bir niteliğe sahip olup olunmaması noktasında öğrenci ve öğretim eksiklerinin belirlenmesinin daha isabetli olması beklenmektedir. Son dönemde giderek yaygın olarak kullanılmaya başlayan BTM, testi alan bireylerin performanslarıyla grup ya da test maddeleri arasındaki ilişki yerine, bireyin

performansı ile test maddesiyle ölçülen beceriler arasındaki ilişkiyi dikkate alır. Bu anlamda BTM, sınıflamadaki özne (birey) ile gerçek anlamda sınıflama nesnesi (test maddesi) arasındaki ilişkiye odaklanmaktadır.

BTM içinde en yaygın olarak kullanılan DINA model, örtük sınıf analizine dayanan ve çok boyutlu Madde Tepki Kuramını temel alan bir analiz yöntemidir. Bu model öğrencileri belli bir kesme puanına göre sınıflamak ya da öğretim süreci içinde hem programı hem de öğrenci eksiklerini belirlemek amacı taşıyan ölçme durumlarında oldukça kullanışlı ve yeni bir bakış açısı sunmaktadır.

## 1.2. Sınıflama Geçerliği

Geçerlik, bir ölçme aracının ölçmeyi amaçladığı özelliği, başka bir özellik ile karıştırmadan ölçebilme derecesidir ya da ölçme aracının amaca hizmet etme derecesi olarak da tanımlanabilir (Tekin 1993; Baykul 2000; Erkuş 2003). Nunnally ve Bernstein'a (1994) göre geçerlik, ölçme aracının bilimsel yararlılığını ifade eder (akt: Naglieri, 1999). Cronbach (1990)'a göre, bir psikolojik testin ölçmeyi amaçladığı psikolojik özelliği temsil etme derecesi, o testten elde edilen puanların geçerliliğini belirtmektedir ve geliştirilmiş olan bir testin geçerlilik derecesi, hizmet ettiği amaca bağlı olarak değişiklik gösterebilir. Amaçlara uygun olmayan bir test güvenilir olabilir, ancak geçerli olabilmesi için, test ölçmeyi hedeflediği davranışı temsil eder nitelikte olmalıdır.

Bir testin amaca ulaşma derecesini belirlemek için geleneksel olarak başvurulan birden fazla geçerlik çalışması bulunmaktadır. APA (1999) geçerliği yapı, uyum, yordama ve kapsam olarak dört türe ayırmıştır. Daha sonra *Standards for Education and Psychological Testing* geçerliği ölçüt dayanaklı, yapı dayanaklı ve kapsam dayanaklı olarak üç grup altında toplamıştır. Buna ek olarak geçerliğe ilişkin kanıt kaynaklarının kapsam, cevap süreci, içsel yapı, diğer değişkenlerle ilişkiler ve testin sonuçları olarak belirlemiştir (APA, AERA & NCME, 1999).

Sireci (2009) geçerliğin günümüzde artık testin bir niteliği olarak tanımlanmadığını, onun yerine testi belirli bir amaç için kullanma ve bu amacı savunabilme düzeyinin geçerliği daha doğru ifade ettiği yönünde bir ortak görüş olduğunu söylemektedir. Erkuş (2004) geçerliğin sınıflanması konusunda belirli sıkıntılar olduğunu ve Murphy



ve Davidshofer'ın (2001) geçerliđi ölçme geçerliđi ve karar geçerliđi olarak iki ana grup altında toplamayı önerdiklerini belirtmiştir. Bununla birlikte Erkuş, eğitim alanında verilecek sınıflama kararlarının tutarlıđını belirlemek amacıyla geliştirilen indekslerin, karar geçerliđi altında “sınıflama geçerliđi” adı verilen bir grup olabileceđini belirtmiştir.

Sınıflama geçerliđine yönelik çalışmalarda genel olarak “sınıflama geçerliđi” ayrı bir geçerlik türü olarak ele alınmamış, daha çok yordama geçerliđi içinde değerlendirilmiştir. Bu anlamda bu çalışmalarda sınıflama geçerliđi olarak nitelenen özellik yordama geçerliđine katkıda bulunan ve yordayıcının gücünün de bir ölçüsü olarak yorumlanabilecek bir geçerliđi ifade etmektedir (Güzeller ve Keleciođlu, 2006).

Literatürde sınıflama geçerliđine yönelen çalışmalar için genel olarak kullanılan teknikler diskriminant analizi, lojistik regresyon ve kümeleme analizi gibi grup üyeliđinin olasılıđını tahmin eden ya da veri setini alt sınıflara indirgeyen yöntemlerdir. Bu yöntemler kullanılarak karar sınıflamasının niteliđi incelenirken farklı ilişkiler göz önüne alınabilmektedir. Bazı çalışmalarda sınavı alan bireylerin performans toplam puanlarıyla bir başka ölçüt arasındaki ilişkiyi göz önüne alarak sınıflamanın geçerliđi incelenmektedir. Bazı çalışmalarda ise öğrenci puanları kendi aralarındaki ilişkiler göz önüne alınarak alt sınıflara indirgenmektedir.

Ölçme sonuçları hangi ölçek düzeyinde olursa olsun, bir ölçüte dayanarak veriler sınıflama düzeyine indirgenebilmektedir. Aynı zamanda, ölçme sonuçlarına dayanarak kurumsal açıdan hangi kararlar verilecek olursa olsun, istatistiksel açıdan sadece sınıflama ve sıralama kararları verilmektedir (Erkuş, 2004). Bu aşama, değerlendirme aşamasını oluşturmaktadır ve asıl amaç da bu nihai karara ulaşabilmektir. Ölçme sonuçları ikili düzeye indirgenendiđi için, aslında geçecek bir birey için kalır kararı vermek veya kalacak bir birey için de geçer kararı vermek gibi, ölçütün altında veya üstünde kalan bireylerin hatalı sınıflandırılma olasılıđı vardır (Erkuş, 2003). Bu durum ölçme sonucunda yapılan sınıflamalarının geçerlik düzeyinin bir göstergesidir.

### 1.3. Örtük Sınıf Analizi

Örtük sınıf analizi, çok değişkenli kategorik bir verinin birbiriyle ilişkili durumlarından yararlanarak alt guruplar belirleyen istatistiksel bir yöntemdir. Sosyal bilimlerde birçok kavram doğrudan gözlenememekte ve gözlenebilen birçok belirtinin gözlenemeyen yani *örtük* olan bir özelliğin sonucu olduğu kabul edilmektedir. Gözlenebilen belirtiler arasındaki iç ilişkinin anlaşılması ve bu ilişkinin karakterinin ortaya çıkartılması örtük olan özellik hakkında bazı bilgilere ulaşılmasını sağlayabileceği düşünülmektedir (McCutcheon, 1987).

Örtük özelliklerle ilgili çalışmaların temelinde gözlenen değişkenler arasındaki kovaryansın, bu değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklayan örtük özelliğe dayandığı düşüncesi yatmaktadır. Eğer örtük değişken her hangi şekilde tam olarak tanımlanırsa ve nitelenirse bu değişkeni kontrol ederek diğer bütün gözlenen değişkenlerin kovaryansını sadece şansa bağlı kovaryans kalana kadar düşürmek mümkün olmaktadır. Bu anlamda örtük değişken, gözlenen kovaryansın “gerçek” nedeni olarak tanımlanabilir.

Örtük değişkenlere yönelik erken dönem çalışmalarını daha çok faktör analizi üzerinde yoğunlaşmıştır. Faktör analizi temelinde, sürekli bir örtük değişkene genellikle sürekli kabul edilen gözlenen değişkenler aracılığıyla odaklanılmaya çalışılmıştır. Faktör analizinin birçok gözlenen değişkeni birkaç değişkene indirgemek amacıyla kullanılmaya başlamasından sonra, kestirilen faktör yüklerine regresyon analizi uygulama yöntemi giderek popülerleşmiştir. Jöreskog sürekli örtük değişkenlerin, sürekli gözlenen değişkenlerle ilişkisini açıklayan modellerin parametrelerinin kestirimi üzerine yaptığı çalışmalarla (Jöreskog ve Sörbom 1979) özellikle kovaryans yapısı ve doğrusal yapısal eşitlik modelleri alanlarına önemli katkılarda bulunmuştur.

Örtük sınıf analizinin temelinde yatan düşünce basitçe; gözlenen alt guruplar üzerindeki farkı belirleyen varsayımsal bir istatistik modele ilişkin parametrelerdir (Vermunt, Magidson, 2003). Bu alt guruplar örtük özelliğe ait kategorilerdir. Örtük sınıf kavramı 1950 yılında Lazarfeld tarafından ortaya atılmıştır. Lazarfeld iki kategorili gözlenen değişkenlerin tipolojisini (veya kümelemesini) kurmak amacıyla

bu tekniği kullanmıştır. Lazarfeld özellikle tutuma ilişkin ölçek verilerini içeren araştırmalarda örtük özelliği belirleyebilmek amacıyla bu yöntemi geliştirmiştir (Henry 1983). Burada gözlenen sürekli değişkenleri temel alarak faktör analizini de içeren bir örtük yapı metodu kullanmış ve örtük sürekli değişkenleri (faktörleri) karakterize etmeye, tanımlamaya çalışmıştır.

Örtük sınıf analizi daha sonraki süreçte geliştirilerek faktör analizi dışında kümeleme analizi ve regresyon yöntemlerinin de kullanıldığı çok değişkenli analiz yöntemi haline gelmiştir.

Örtük Sınıf Analizinin matematiksel modeli şu şekilde gösterilebilir;

$Y_i = \{y_{ij}\}$ ,  $j = 1, \dots, J$ .  $Y_i$ 'yi  $j$  maddesine her hangi bir gruptan gelen  $i$  inci cevaplayıcının cevaplama vektörü olarak kabul edelim. Bu durumda maddelerin cevap seçenekleri farklı bir set olarak tanımlanır ve  $j$  inci madde için  $r = 1, \dots, R_j$  gibi birbirini dışlayan değerler alır. Ardından  $C$  farklı örtük sınıf için mutlak örtük sınıf modeli aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\Pr(Y_i) = \sum_{c=1}^C \theta_c \prod_{j=1}^J \prod_{r=1}^{R_j} \alpha_{cjr}^{\delta_{ijr}}$$

Olağan kısıtlanmasıyla  $\theta_c$  nin karışık oranı  $c = 1, \dots, C$  olduğunda  $\sum_{c=1}^C \theta_c = 1$  örtük sınıfın oranına işaret eder ve gözlenemeyen örtük sınıfların ölçüsünü verir. Maddelerle ilişkili olan koşullu olasılıklar,  $\alpha_{c1} \dots \alpha_{cR_j}$ ,  $c$  inci örtük sınıfa üye olana ait  $j$  maddesine verilen  $r$  cevabının olasılığını verir. Bu koşullu olasılıkların toplamı her bir örtük sınıftaki her bir madde için 1'dir:  $\sum_{r=1}^{R_j} \alpha_{cjr} = 1$  (Dayton ve Macready, 2007)

Genel olarak örtük sınıf analizi iki veya daha fazla gözlenen kategorik değişkenin çapraz-sınıflanmasıyla çok boyutlu ayrı bir örtük özelliğin karakterize edilebilmesine olanak tanır. Örtük sınıf analizi sıralama ve sınıflama ölçeğindeki verilerde ve sürekli verilerde kullanılabilir.

#### 1.4. Bilişsel Tanı Modelleri (BTM)

BTM öğrencide belirli bir bilginin yapısını ya da bir becerinin gelişimini, öğrencinin bilişsel düzeydeki güçlü ve zayıf yönlerini dikkate alarak hesaplamak amacıyla geliştirilmiştir (Leighton ve Gierl, 2007).

Bilişsel tanı yaklaşımı 2001 yılında Amerika’da başlayan “No Child Left Behind” hareketinden sonra yaygınlık kazanmıştır. Bu yaklaşımın temel amacı öğrencilere, öğretmenlere ve ailelere bilişsel dönüt verebilmektir. Geleneksel olarak bir test, sonuç olarak sadece toplam puan düzeyinde ya da alt testlere ilişkin toplam puanlar düzeyinde bir geri bildirim sunmaktadır. BTM’de ise her bir öğrencinin profili, hangi özelliklere sahip olduğu ve hangi özellikler konusunda öğrenme eksikliklerinin bulunduğu yönünde bir dönüt vardır (Cheng, 2010).

Çalışmada BTM terimiyle ifade edilen bu modellere literatürde; bilişsel psikometrik modeller (cognitive psychometric models) (Rupp, 2007), bilişsel tanı modelleri (cognitive diagnosis models) (Nichols, Chipman, & Brennan, 1995), sınırlandırılmış örtük sınıf modelleri (restricted latent class models) (Haertel, 1989), çoklu sınıflandırma modelleri (multiple classification models) veya yapısal madde tepki kuramı modelleri (structured item response theory models) (Rupp & Mislavy, 2007) gibi farklı isimler verilmiştir.

Bütün bu farklı tanımlamaların her biri modellerin belirli özelliklerine yönelik bazı çağrışımlarını ifade etmektedir. Bazı tanımlamalar modellerin teorik alt yapısına göre belirlenirken, bazıları modellerin kendine özgü amacını ifade etmektedir. Diğerlerinde ise modellerin istatistiksel özellikleri dikkate alınmıştır.

*Bilişsel psikometrik model* terimi uygulamanın teorik temeline işaret etmektedir. Bu terimi kullanmanın temel amacı cevaplama sürecinin teorik olarak bilişsel psikolojinin bir parçası olduğu düşüncesidir. *Bilişsel tanı modeli* teriminin temelinde ise modelin ayırt edici özelliğinin yerleştirme, kabul ya da sertifikasyondan çok “tanı” olduğunun düşünülmesi yatmaktadır.

*Sınırlandırılmış örtük sınıf modeli* adı, modellerin istatistiksel ailesine vurgu yapmaktadır. Bu modellerin cevaplayıcıları gözlenemeyen (örtük) sınıflara

ayırdıkları ve bununla birlikte kestirilen örtük sınıfların sayıları konusunda da bir sınırlamanın var olmasını modellere genel ismini verecek özellik olarak görülmektedir.

*Çoklu sınıflandırma modeli* ismi ise modellerin istatistiksel amacını göstermektedir. Bu amaç cevaplayıcı niteliklerinin çok değişkenli profilini, onların her bir nitelik konusundaki durumuna veya o niteliğe sahip olma derecesine göre sınıflayarak çıkarmaktır (Rupp & Templin, 2010).

*Yapısal madde tepki kuramı modeli* ismi ise büyük ölçüde modellerin örtük özellik modelleri ailesinin içinde bir bölüm olduğunu vurgular. Yapısal olmayan madde tepki kuramı modelleri, boyutsal yapıya ve karmaşıklığına bağlı olarak bir veya daha fazla yanıtlayıcı ve madde parametresi hesaplarken, yapısal modeller açıklayıcı düzeneği veya heterojenliği içeren ek parametreler kullanır.

#### **1.4.1. Bilişsel Tanı Modellerinin Genel Özellikleri**

BTM'nin amacı iki kategorili niteliklerin sıralanışına dayanan örtük kategorilere göre öğrencileri sınıflamaktır. Uzmanlığı belirleyen bir vektör olan örtük değişkenleri oluşturan nitelikler, öğrenciye yönelik teşhisin altında yatan beceri setini tanımlar. Burada “nitelik” olarak adlandırılan örtük değişkenler, özellik, vasıf, görev, alt görev, bilişsel süreç veya beceri olarak tanımlanabilir (Tatsuoka, 1995a).

Bilişsel Tanı Modeliyle geliştirilmiş bir testte, bir toplam puan ya da toplam alt ölçek puanları yerine, sınavı alan her bir bireyin sınavın kapsamındaki becerilerden hangilerine sahip olduğu ve hangileri konusunda eksiklikleri bulunduğu belirlendiği bir ölçme yapılıdır. Bu anlamda Bilişsel Tanı modeliyle geliştirilmiş testler sadece değerlendirme sürecine değil aynı zamanda her bir öğrencinin eğitim ihtiyacını belirleme konusuna da hizmet eder (Cheng & Chang, 2007).

Örtük özelliğe ilişkin yaklaşımlar içinde Madde Tepki Kuramı (MTK) modelleri son dönemde giderek yaygınlaşmaktadır. MTK modelleri bireylerin maddelere verdikleri cevaplara dayanarak bireyin örtük özelliğini kestirmek konusunda oldukça başarılı araçlardır. MTK modelleri madde ve yetenek parametrelerini sürekli bir ölçek üzerinde kestirirken “a” ayıt edicilik, “b” güçlük ve “c” tahmin parametrelerini de

hesaplar. Gerçekte ise eğitim, temel olarak MTK modellerinin bize sunduklarının ötesinde, öğrenme alanının yapısını, öğrencinin psikolojik yapısını ve maddede yoklanan görevi çözebilme becerisinin altındaki psikolojiyi doğru analiz edebilmeyi hedefler (Mislevy, 1993).

MTK da öğrencinin yeteneği genel yetenek parametresi olan  $\theta$  ile modellenir.  $\theta$  ve gözlenen puanlar belirli bir öğrencinin performansını ve grup içindeki sırasını kestirme imkanı tanır. Bununla birlikte BTM'ye göre öğrencinin zihinsel süreci ve performansın altında yatan bilginin yapısı ortaya çıkartılabilir. Öğretmen sınav sonunda tek bir puan vermek yerine BTM ile öğrenci performansını, sahip olduğu becerileri de göstererek düzenleyebilir. Bu durumda öğretmen öğrencinin bir beceri profilini çıkartıp eksik olan noktaları belirleyerek bu noktalar üzerine eğilebilir. Eğitim sürecinin güçlü ve zayıf yönlerini ortaya çıkartarak daha iyi öğrenme stratejileri düzenlenebilir.

BTM testin birbiriyle ilişkili birden fazla yapıyı ölçtüğü durumlar için daha uygundur. Testteki her madde bu yapıları ya da bilişsel bileşenlerini ölçecek biçimde düzenlenir. BTM'de her madde testte ölçülen birden fazla boyutu ölçebilir. BTM öğrencilerin örtük ölçekteki yetenek düzeylerine odaklanmaz, her bir bilişsel öge üzerindeki öğrenci performansını belirler. Elde edilen olasılıklar öğrencinin uzmanlaştığı becerilerin profilini çıkartacak şekilde dönüştürülebilir. BTM'de maddelerin ölçülecek özellikle eşleştirilmesi için Q matrisi kullanılır.

#### *1.4.1.1. Q matrisi*

Q matrisinde her bir sütun bir nitelik ya da becerinin vektörüken her satır bir maddeyi temsil eder. Nitelikler, alan uzmanları tarafından belirlenen özellikler, prosedürler, buluş yöntemleri, stratejiler, beceriler ve başka bilgi bileşenleri olabilir. Q matris 1-0 şekilde ikili numaralar kullanarak özelliğin maddede bulunup bulunmadığını gösterir. Bu numaralandırma ilk önce Fisher (1973) tarafından "ağırlıklandırılma" şeklinde tanımlanmış ve bir  $k$  niteliğinin bir  $i$  maddesinde bulunduğu durumda 1, bulunmadığı durumda 0 şeklinde kodlandığını belirtmiştir.

$J \times K$  matrisini  $Q = [q_{jk}]$  0 ve 1 için şu şekilde yazabiliriz;

$$q_{jk} \begin{cases} 1 & \text{eğer } k \text{ özelliği, } j \text{ maddesinde bulunuyorsa} \\ 0 & \text{eğer } k \text{ özelliği, } j \text{ maddesinde bulunmuyorsa} \end{cases}$$

Tablo 1.1’de 3 nitelik ve 5 madde için hazırlanmış örnek bir Q matrisi görülmektedir. Q matrisinde görüldüğü gibi 1. maddeyi doğru cevaplamak için ilk niteliğe sahip olmak gerekmektedir. İkinci madde için ise 1. ve 2. niteliklere öğrencilerin sahip olması gerekmektedir.

Tablo 1.1.  
*Örnek Q Matrisi*

Maddeler	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$
1	1	0	0
2	1	1	0
3	1	1	1
4	0	1	1
5	0	0	1

Ölçülen niteliklerle birlikte düzenlenen Q matrisi, madde güçlüğüünün psikometrik model ve bilişsel süreçle arasındaki bağlantısını kurar. Modelin seçimi ve Q matrisi birbirine eşit sınırlardan oluşan, örtük sınıf cevaplama olasılıklarını belirlemeyi sağlar. Son dönem yapılan araştırmalarda Q matrisinin doğruluk miktarını ve etkisini ölçmeye yönelik sağlam kanıtlar sunan metotlar geliştirilmektedir. Henson (2004), Q matrisin kalitesinin, öğrencilerin beceri profilinin kestirimini doğrudan belirlediğini ifade etmektedir. Bu nedenle, bu çalışmalar “tanısal analiz” için çok önemli bir nitelik taşımaktadır (de la Torre & Douglas, 2004).

#### **1.4.2. Bilişsel Tanı Modelleri ve Tarihsel Gelişimi**

BTM’nin temelinde madde ve bilgi arasındaki etkileşim vardır. Bu yüzden madde-bilgi etkileşimi üzerinde duran yaklaşımları özetlemek, BTM’nin yapısını tanımlamayı kolaylaştıracaktır.

BTM nitelik olarak MTK modellerinin bir uzantısıdır. Son dönem çalışmalarında MTK modellerinin temel varsayımlarının değiştirildiği parametrik ve parametrik olmayan ve çok boyutlu MTK modelleri içinde yer alırlar. Bu bakımdan MTK modelleri de temel bakış açısıyla madde yetenek arasındaki ilişkiye doğrudan yönelen modellerdir ve BTM’nin temelini oluştururlar.

Tarihsel gelişim göz önüne alındığında BTM'nin ilk örneklerinin tek boyutlu MTK modelleri olduğu söylenebilir. Bununla birlikte BTM'nin kaynağı Lineer Lojistik Test Modeli (LLTM) (Fischer, 1973) ve Tatsuoka ve Tatsuoka'nın (1995b) Rule Space modelidir. LLTM mantıksal bir modellemeyle, madde güçlük parametresini belirlemek amacıyla, maddeyi doğru cevaplamak için gerekli bilişsel yeteneklerine ayırarak, modelin güçlük parametresinin kaynağını tanımlamayı amaçlar. LLTM her bir becerinin birden çok boyutu temsil ettiği çok boyutlu madde tepki modellerine benzer. Fakat güçlük parametresi her bir beceri için madde özelinde değildir, bu modelde her bir özelliğin testin tümüne ilişkin güçlük düzeyi bulunur.

Temel fonksiyonu MTK'ya dayanan BTM'nin bu anlamda MTK'ya çok boyutlu bir içerikle yaklaştığı görülmektedir. Geleneksel tek boyutlu MTK'nın çok boyutlu biçimde ele alınışı ve Madde Tepki Fonksiyonu (MTF) üzerindeki değişiklikler BTM'nin yapısını özetlemektedir. Bu alanda kullanılan ya da geliştirilen modeller için literatürde her hangi bir sınıflamaya gidilmemiştir. Modellerin daha çok istatistiksel özelliklerini göz önüne alan DiBello, Roussos & Stout (2007) BTM'ye ilişkin aşağıdaki tabloyu hazırlamışlardır;

Tablo 1.2.  
*Bilişsel Tanı Modelleri Listesi*

<b>Model kısaltması</b>	<b>Modelin adı</b>	<b>Referans</b>
1PL	Bir parametrelili lojistik	Rasch (1961)
2PL	2 parametrelili lojistik	Birnbaum (1968)
3PL	3 parametrelili lojistik	Birnbaum (1968)
DINO	Deterministic-Input Noisy-Or	Templin and Henson (2006)
GLTM	Temel bileşenler örtük özellik	Embretson (1985, 1997)
HYBRID	HYBRID	Gitomer ve Yamamoto (1991)
LLTM	Doğrusal lojistik test	Fischer (1983)
MCLCM-C	Compensatory MCLCM (multiple classification latent class)	Maris (1999)
MCLCM-D	Disjunctive MCLCM	Maris (1999)
MIRT-C	Denkleştirici çok boyutlu MTK	Reckase ve McKinley (1991)
MIRT-NC	Denkleştirici olmayan çok boyutlu MTK	Sympson (1978)
MLTM	Çok bileşenli örtük özellik	Whitely(1980),Embretson (1997)
RLCM	Sınırlandırılmış örtük sınıf	Haertel (1984, 1990)
RUM	Reparametrize Birleşik model	Hartz (2002), Roussos (2005)



Yukarıdaki tablo madde-bilgi etkileşimi üzerinde duran modellerin bazılarını MTK modellerinden farklılaşmaları göz önüne alınarak ve istatistiksel özellikleri ön planda tutularak sıralamaktadır. Bilişsel tanı modellerine temel olan yaklaşımların kökeninde tek boyutlu lojistik modeller yatmaktadır. Bu modellerin genel yapısını ortaya koymak BTM'nin yeniliklerini daha anlaşılır kılacaktır.

#### **1.4.2.1. Bilişsel Tanı Modellerinin Öncülleri**

Tek boyutlu lojistik modeller (1PL, 2PL, 3PL ve LLTM) BTM'nin çıkış noktasıdır. Bu modeller temel olarak testi alan bireylerin yetenekleriyle maddeler arasında doğrudan bir ilişki kurmayı hedeflemektedir.

3PL modele ait MTF (Madde Tepki Fonksiyonu) aşağıdaki gibidir;

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_j) = c_i + \frac{1 - c_i}{1 + \exp[-1.7a_i(\theta_j - b_i)]}$$

$\theta_j$ :  $j$  öğrencisinin maddenin tek boyutlu olarak ölçtüğü düşünülen yeteneğinin düzeyi;

$a_i$ :  $i$  maddesine ait ayırt edicilik parametresi veya MTF'nin maksimum eğimi;

$c_i$ : tahmin parametresi yani minimum yetenek düzeyindeki bir öğrencinin maddeyi doğru cevaplama olasılığı veya MTF'nin düşük asimptotu;

$b_i$ :  $i$  maddesinin güçlük parametresi olarak tanımlanır.

$c_i = 0$  olduğu durum 2PL modelidir.  $a_i = 1$  ve  $c_i = 0$  olduğu durum ise 1PL modeli gösterir. 1PL, 2PL ve 3PL modeller tek boyutludurlar. Bu nedenle herhangi çoklu bir yetenek setiyle doğrudan ilişki kurabilme imkânları yoktur.

Yukarıda genel modele ilişkin formülde görüldüğü gibi tek bir olası strateji vardır. Modelde her madde için tek bir beceri bulunmaktadır ve bu beceri bütün maddeler için geçerlidir. Beceriye ilişkin başarılı performans aynı zamanda maddeye ilişkin başarılı performans anlamına gelmektedir ve maddeyi çözmek için gerekli olan bütün becerinin var olduğunun kabulü olarak tanımlanabilir (Q'nun eksiksizliği). Tam

pozitiflik<sup>1</sup> eksikliđinin üstesinden beceriye sahip olma düzeyinin sürekli bir deđişken haline dönüştürülmesi ve lojistik bir MTF üzerinde beceriye sahip olma düzeyinin doğru cevap verebilme olasılığıyla tanımlanması yoluyla gelinmeye çalışılmaktadır. Rassal kaydırma yani “slip” parametresinin olasılığı ise “0” kabul edilir.

Deđinilmesi gereken diđer bir model ise LLTM (Lineer Lojistik Test Modeli)’dir. LLTM de her bir öğrenci için bilişsel tanıları koymak mümkün deđildir, yani bu model yetenek deđişkenini çok boyutlu vektörlere ayırmaz ama madde güçlüđünü oluşturan etkenleri tanımlamaya çalışarak güçlük parametresini faktörlerine ayırmayı amaçlamaktadır. Bu noktada LLTM güçlük parametresinin faktörleri ayrı ayrı bir bilişsel işlem olarak düşündüğünden BTM’nin geliştirilmesine katkı sağlayan ve çok boyutlu MTK kaynađı olan tarihsel bir basamak olarak düşünülebilir. LLTM her bir madde için “bilişsel işlem” listesini barındıran bir Q matrise sahiptir (Fischer, 1983). Sonuç olarak LLTM de yetenek tek boyutlu olsa da Q matrisi kullanarak Rasch modeli gibi tek boyutlu modellerle bütünüyle tanılayıcı olan modeller arasındaki tarihsel yarı yolu gösteren bir yerde durmaktadır.

Fischer bu modele ilişkin MTF’nin Rasch’ın 1PL modelinin sınırlandırılmış bir hali olduğunu söylemektedir. Madde güçlüđünün lineer ifadesini bir anlamda bilişsel işlemin madde güçlüđünü kısıtlaması olarak tanımlamaktadır. 1PLM’ye ilişkin çalışmalarda “bilişsel işlemler” modelin içinde yer almaktadır. Fischer bu bilişsel işlemlerin öğrencinin yeteneđinin deđil maddenin niteliđinin göstergesi olduğunu söylemektedir. LLTM’de Q matrisi ile önce madde güçlüđünün bilişsel belirteçleri tespit edilmektedir. Sonraki adım da testin tümünde ölçülen yeteneđin her bir madde güçlüđü belirteci için faktörlerine bölünmesidir. Bu aşama Tatsuoka tarafından gerçekleştirilmiş ve her bir madde güçlüđüne ait bilişsel faktör haritalanarak bu faktörün gerektirdiđi öğrenci yeteneđiyle madde performansı arasındaki ilişki bir bir gösterilmiştir. LLTM doğrudan öğrenci yetenek düzeyi ile madde arasındaki ilişkiyi gösteremez fakat içinde Q matrisi bulunan ilk model olarak alandaki önemli adımlardan biridir.

---

<sup>1</sup> Tam pozitiflik beceriye sahip olan kişilerin maddeyi doğru sahip olmayanların ise yanlış işaretlemesi durumudur. Bir beceriye sahip olan birey bazen maddeyi yanlış cevaplayabilir aynı şekilde beceriye sahip olmayan bireyde maddeyi doğru cevaplayabilir. Bu durum tam pozitifliđin var olmadığı anlamına gelir. Tam pozitiflikten kaymalara çođunlukla becerinin tam olarak tanımlanamaması sebep olur.

LLTM'ye ait MTF, 1PLM ile aynıdır sadece  $b_i$  parametresi bulunur ve şöyle tanımlanır;

$$b_i = \sum_{k=1}^K q_{ik} + \eta_k + c$$

$q_{ik}$ =  $i$  maddesinin çözümünde  $k$  yeteneğinin bir faktör olduğu durumun göstergesidir.  $H_k$ =  $k$  yeteneğinin güçlük özelliğidir ve  $c$ = ölçeğin orijininde belirlenebilecek keyfi bir sabittir.  $Q_{ik}$  değişkeni her zaman ikilidir ve becerinin madde güçlüğünden etkilenip etkilenmediğine işaret eder (DiBello, Roussos & Stout 2007).

Bu modelde de görüldüğü gibi maddenin doğru yanıtlanabilmesi için tek bir olası strateji bulunmaktadır. Her ne kadar model bir madde için herhangi bir sayıda yeteneğe izin verse de ayrıştırılmış yeteneklere ilişkin bir performansın modellenmesi mümkün değildir. Tek bir örtük özellik kullanarak, model başarıyla bütün yeteneklere ilişkin düzeyleri tek boyutlu parametreye indirerek, yeteneklerin kombinasyonuna ilişkin bir değer verir. Bu  $\theta$ , öğrencinin bütün yetenek düzeylerinin ağırlıklandırılmış ortalaması olarak kabul edilebilir.

Reckase ve McKinley (1991) Denkleştirici Çok-boyutlu MTK Modelini (Compensatory multidimensional IRT model) geliştirerek MTK modellerini çok boyutlu hesaplamalara uygun hale getirmeyi amaçlamışlardır. Fakat modelin bilişsel tanı alanında popülerlik kazanması Adams'ın (1997) çalışmalarıyla gerçekleşmiştir. Adams Rasch modelini temel alarak bütün  $a_i$  parametrelerinin 1 e eşit olduğu, bütün  $c_i$  parametrelerinin 0 a eşit olduğu ve  $Q$  matrisinin hangi becerinin hangi maddeyle ilişkili olduğunu tanımladığı bir model geliştirmiştir. Maddenin telafi edici niteliği belirlenen  $\theta$  seviyesinin bazı durumlarda gerçek değerinden uzaklaşmasından kaynaklanmaktadır. Örneğin pratikte  $\theta_1$  çok düşük bir değer almışsa  $\theta_1 = -2$  gibi ve aynı madde için  $\theta_2 = +2$  gibi yüksek bir değer almışsa modelin telafi edici doğasından dolayı  $P(X_{ij} = 1 | \theta_1, \theta_2) = 0,5$  olur ve bu değer  $\theta_1 = \theta_2 = 0$  olduğu durumla aynıdır. Açıkça görülmektedir ki bir beceriye ilişkin yüksek  $\theta$  düzeyi ve bir başkasına ilişkin düşük  $\theta$  düzey aynı maddede gözlemlendiğinde modelde ikisi içinde orta düzey bir etki elde edilmektedir. Bilişsel tanı alanı için bu model genel olarak tek boyutlu MTK modelinin geliştirilmiş ve çok boyutlu analize uygun hale

getirilmiş durumdur. Fakat becerilere yönelik telafi edici doğası nedeniyle bu model birçok yönden bilişsel alanda tanı koymaya yönelik amaçları karşılayamamaktadır. Özellikle madde performansının bilişsel analizinde, genellikle o maddeye yönelik başarılı performans için maddenin gerektirdiği bütün becerilere sahip olunmasının gerekliliği vardır. Bu bağlamda bilişsel varsayımları karşılamak amacıyla, bilişsel perspektife daha uygun birleştirilmiş modellere ihtiyaç duyulmuştur.

#### ***1.4.2.2. Geliştirilen ve Kullanılan Bilişsel Tanı Modelleri***

BTM alanında geliştirilen birçok model bulunmaktadır. Bu modellerin çoğu pratikte kullanım alanı olmasa da süreç içinde BTM modellerinin gelişim basamaklarını oluşturmaktadır. Sympson (1978) tarafından geliştirilen Denkleştirici Olmayan Çok-boyutlu MTK Modeli (Noncompensatory MIRT model), Whitely(1980) ve Embretson (1997) tarafından geliştirilen Çok bileşenli Örtük Özellik Modeli (Multicomponent latent trait model), Embretson (1985, 1997) tarafından geliştirilen Genel Bileşenli Örtük Özellik Modeli (General component latent trait model) bu modellerden bir kaçıdır.

BTM içinde çok boyutlu örtük sınıf modelleri bir dönem araştırmacılar tarafından yoğun olarak çalışılmıştır. Özellikle Maris (1999) farklı özellikleri olan birkaç çok kategorili örtük sınıf modeli önermiştir. Ayırıcı Çok Kategorili Örtük Sınıf Modeli (Disjunctive MCLCM) ve Denkleştirici Çok Kategorili Örtük Sınıf Modeli (Compensatory MCLCM) bu modeller arasındadır. Bunun yanında von Davier (2006), von Davier (2005) ve von Davier ve Yamamoto (2004) tarafından da yeteneğin sürekli kabul edildiği Denkleştirici MTK modellerine benzer ama yetenek parametresinin kategorik olarak alındığı Denkleştirici çok kategorili örtük sınıf modelleri geliştirmiştir.

BTM içinde daha yaygın olarak araştırılan, pratik uygulamalarda kullanılan ve yazılım desteği olan modeller de bulunmaktadır. Bu modellerden en önemlileri Rule Space Modeli, Reparametrize Birleşik Model ve Sınırlandırılmış Örtük Sınıf Modelidir.

*Rule Space Modeli:* Tatsuoka ve Tatsuoka'nın (1982) geliştirdiği Rule Space yaklaşımı, her bir öğrenci için beceri profili puanını belirlemeyi amaçlamaktadır. Bu

yaklaşımında, öğrencinin becerisi, nitelik vektörleriyle karakterize edilen bilişsel öğelere bölünmüştür. Pratikte, alan uzmanının ve bilişsel alana ilişkin bilim insanının ilgilenilen hedef göreve ilişkin nitelikleri tanımlaması gerekmektedir. Q matris tarafından tanımlanan nitelik madde örüntüsü öğrencilerin sahip oldukları ve sahip olmadıkları özelliklerin belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır. İdeal durumda testi alan bireylerin sahip oldukları niteliklerle ilişkili maddeleri doğru sahip olmadıkları niteliklerle ilişkili maddeleri ise yanlış cevaplamaları beklenmektedir. Bu durum ideal madde- yanıt örüntüsünü temsil eder. Rule Space modelinde Boolean Tanımlayıcı Fonksiyonu olarak belirtilen bir fonksiyon kullanılarak bireylerin sahip oldukları nitelikler belirlenir ve bunlar ideal madde-yanıt örüntüsüyle karşılaştırılır (Tatsuoka, 1991). Bu aşamadan sonra Rule Space modeli ideal madde-yanıt örüntüsünü  $\theta$  (theta) ve  $\zeta$  (zeta) değişkenlerine göre çizmektedir. Tatsuoka(1990) tarafından geliştirilen  $\zeta$  parametresi “atipik” cevap örüntülerini ölçmeyi sağlar ve iki artık (residual) matrisin standartlaştırılmasıyla hesaplanır.

$\theta$  ve  $\zeta$  madde tepki analizi içinde yer alan yeteneğin sürekli bir değişken olarak tanımlanmasını göstermektedir.  $\theta$  tek boyutlu ideal madde-yanıt örüntüsünü tanımlar. Bu durum yüksek  $\theta$  düzeyinde olan öğrencilerin madde-cevap örüntülerinde çok fazla 1 ve çok az 0 olacağı anlamına gelir. Düşük  $\theta$  düzeyi için ise tam tersi bir durum söz konusudur. Eğer yüksek  $\theta$  düzeyindeki bir öğrenci kolay bir maddeyi yanlış cevaplıyorsa ya da düşük  $\theta$  düzeyindeki bir öğrenci yetenekle ilişkili zor bir maddeyi doğru cevaplıyorsa bu durum “beklenmedik cevaplama” ölçeğinin yani  $\zeta$  parametresinin artmasına neden olur (Tatsuoka 1984, Tatsuoka & Linn 1983).  $\zeta$  rule space içinde öğrencinin yanıtlarının tanımlanmasına yarayan ikinci boyutu oluşturmaktadır (Birenbaum, Kelly & Tatsuoka 1993). Rule Space yaklaşımının alana en büyük katkısı ise Q matrisidir. Bu matris maddelerle, ölçülen nitelikler arasındaki ilişkiyi açığa çıkartır (Tatsuoka, 1990).

Reparametrize Birleşik Model (Reparameterized Unified Mode - RUM): Modelin temelinde Bileşik Model yatmaktadır. Bileşik Model madde cevapları ve bu cevapların altında yatan yetenek arasındaki stokastik ilişkiyi ifade eder (DiBello, Stout & Roussos, 1995). Birleştirilmiş modelin temelinde Tatsuoka'nın Rule Space modeli ve örtük sınıf tepki modeli vardır.

Birleştirilmiş model fonksiyonda “kaydırma” ve “tahmin” olarak adlandırılan iki parametre bulunmaktadır.

$$\pi_{jk} = P(j \text{ maddesindeki } k \text{ becerisini doğru yanıtladı/ } k \text{ becerisine sahip)}$$

$$r_{jk} = P(j \text{ maddesindeki } k \text{ becerisini doğru yanıtladı/ } k \text{ becerisine sahip değil)}$$

Birleştirilmiş model, bilişsel modeller arasında Q matrisin testte yer alan bütün bilişsel gereklilikleri karşılamadığını kabul eden ilk modeldir. Bu modelde test model uyumunun arttırılması için Q matrisi dışında kalan başka örtük yeteneklerin de farklı parametrelerle temsil edilip denklemin içinde yer alması gerektiği ortaya koyulmuştur. Bu model, sınıflama geçerliliğinin ancak gerçek test ve tekrar test verilerinin uyumuyla sağlandığı görüşüne dayanmaktadır. Birleştirilmiş modelin sınıflama geçerliği konusundaki en önemli eksiği ise denklemin içinde yer alan bütün parametrelerin istatistiksel olarak hesaplanamamasıdır.

Orijinal birleşik model kavramsal olarak heyecan verici olsa da madde parametrelerinin tanımlanamaz olması ve kısıtlı parametrelerle istatistiksel kestirime imkan vermemesinden dolayı işlevsel olmamıştır. Bu nedenle Hartz (2002) tarafından daha esnek bir model olan RUM geliştirilmiştir.

RUM, örtük sınıflamanın bilişsel anlamına, bilgi yapısı temelli bir yaklaşım geliştirmiş ve sınıflama sürecini daha detaylı hale getirecek bilişsel modellemeyi amaçlamıştır (Hartz & Roussos 2005).

RUM konusunda çalışan yazarlar, bilişsel düzeyde basitleştirilmiş tek boyutlu MTK modelleriyle çözülemeyen bilişsel temelli yüzlerce düğümden oluşan uzman sistemleri arasındaki bağlantıyı kurmayı amaçlamışlardır. BTM'nin kapsamının dışında RUM ek olarak, modeli istatistiksel olarak daha kolay işlenebilir, ama bilişsel olarak daha karmaşık bir yapıya çevirmiştir. RUM tek bir beceriyle öğrenci performansını modellemeyi amaçlar. Fakat RUM bunu yaparken sürekli olan beceri düzeyi parametrelerini kesikli duruma çevirir. RUM da cevaplayıcıların beceriye ilişkin performansları bir lojistik fonksiyonla (sürekli nitelikte beceri düzeyi) belirlenmek yerine, madde parametrelerini, cevaplayıcının beceri düzeyini iki kategorili ele alınarak belirlemektedir.

RUM aynı zamanda Q matrisin tam olarak maddelerin gerektirdiği becerileri karşılamadığı durumları da kapsamaktadır. Q matris tarafından tanımlanmayan becerileri RUM tek boyutlu MTK yöntemleri ile sürekli örtük özellikler olarak modeller.

RUM'un Hartz(2002) tarafından geliştirilmiş ve kestirimler için hiyerarşik yapıda Bayesian yöntemi kullanan bir uzantısı da Fusion Modeldir.

Modelde genel olarak Hartz (2002),  $\pi_{jk}^* = \prod_{k=1}^k \pi_{jk}$  ve  $r_{jk}^* = \frac{r_{j,k}}{\pi_{j,k}}$  yi Bayesian Markov Monte Carlo Zinciri yöntemi kullanarak reparametrize etmiştir. RUM'da  $\pi_{jk}^*$ , Q temelli şartlı madde güçlüğüken  $r_{jk}^*$  ise j maddesi tarafından temsil edilen beceriler hakkında elde edilen bilgiyi göstermektedir. Bunun yanında Hartz bu kestirim için “Arpeggio” isimli bir bilgisayar programını da geliştirmiştir (Hartz, 2002).

Sınırlandırılmış Örtük Sınıf Modeli (Restricted latent class mode) RLCM: Bu modelin “sınırlandırılmış” olarak adlandırılmasının temel nedeni kullanılan tanımlayıcı örtük cevap vektörlerinin sayısının ve türünün modelde yer alan Q matrisi tarafından sınırlandırılmış olmasıdır.

Bu modelin bir başka ayırt edici niteliği ise öğrencinin aranan beceriye sahip olma düzeyinin daha önce bahsedilen modellerdeki gibi sürekli bir değişken niteliğinde tanımlanmamasıdır. Bunun yerine öğrenci yeteneği bir K-  $\alpha$  boyutsal vektörü olarak 0 ve 1'lerle ifade edilmektedir. Bu vektör öğrenciyi her bir beceri için sahip (1) ya da sahip değil (0) şeklinde tanımlamaktadır.

Bilişsel olarak model basitçe şunu söylemektedir; eğer bir öğrenci maddenin ölçtüğü becerilerin tamamına sahipse bu öğrencinin o maddeye doğru cevap verme olasılığı 1(ya da çok yakın) dır. Diğer yandan eğer öğrenci maddenin ölçtüğü özelliklere sahip değilse maddeyi doğru cevaplama olasılığı çok düşük ve farklıdır. Bu nedenle RLCM de eğer bir öğrenci maddeyle ölçülen becerilerden herhangi birine ya da birkaçına sahip değilse bu öğrencinin o maddeyi doğru cevaplama olasılığının olmadığı anlamına gelir. Bu kabul, modelin istatistiksel olarak kullanışlı olmasının önemli nedenlerinden biridir (Haertel, 1984; 1990).

Tarihsel olarak RLCM Macready ve Dayton (1977) tarafından ileri sürülen modelin bir uzantısı niteliği taşımaktadır. Macready ve Dayton'ın modeli benzer bir MTF'na sahip olmasına rağmen bütün maddelerin aynı özelliği ölçtüğü varsayımına dayanmaktadır. Bu nedenle de öğrencileri bütün becerilere sahip olanlar ve en az birine sahip olmayanlar olarak belirlenen iki kategori arasında sınıflamaktadır.

RLCM içinde HYBRID Model, DINO Model ve DINA model gibi alt modeller yer almaktadır. Bu modellerin temel prensibi aynı olmasına rağmen aralarında bazı teknik farklılıklar bulunmaktadır.

HYBRID modelde öğrenciler, tek boyutlu MTK modeline göre fazladan bir sınıfa daha ayrılırlar. Modelin özelliği, gözlenen cevap vektörleri belirlenen bir örtük sınıfa dahil olmayan öğrenciler için, bu vektörlere ilişkin parametre tahminlerini tek boyutlu MTK modelleri kullanarak yapmasıdır. Yani model tanımlanan örtük özellikler için RLCM ye benzer bir MTF kullanırken, herhangi bir örtük özellik içinde sınıflanamayanları tek boyutlu MTK fonksiyonu kullanarak tanımlar (Gitomer ve Yamamoto, 1991).

Modelin madde tepki fonksiyonu aşağıdaki gibidir;

$$P(X_{ij} = 1 | \text{cevaplandırıcı } j) = \begin{cases} \text{RLCM MTF} & \text{eğer } j \text{ cevaplayıcısı kestirimi} \\ & \text{herhangi bir örtük sınıfa aitse} \\ P_i(\theta_j) & \text{eğer } j \text{ cevaplayıcısı herhangi} \\ & \text{bir örtük sınıfa ait değilse} \end{cases}$$

$\theta_j$  = herhangi bir örtük sınıf içinde sınıflanamayan öğrencinin tek boyutlu yetenek düzeyi,  $P_i(\theta_j) = 1PL, 2PL, \text{ ya da } 3PL$  modelden herhangi birine ait MTF.

DINO model (Deterministic-Input, Noisy-Or) ise RCLM içinde yer alan DINA modele çok benzemektedir. Aralarındaki fark ise DINA modeldeki “bağlayıcı” (“and”) yapı bu modelde “ayırıcı” (“or”) olmaktadır. Bu genel olarak şu anlama gelmektedir; DINA modelde bir maddenin ölçtüğü özellikler birbirine bağlıdır. Bu modelde cevaplayıcının bir maddeyi doğru cevaplama olasılığının yüksek olması için madde için gerekli becerilerin hepsine sahip olması gerekmektedir ama DINO



modelde maddenin gerektirdiği becerilerden sadece birine sahip olması bile cevaplayıcının maddeyi doğru cevaplama olasılığının yüksek olması için yeterlidir (bu modelin “veya” kısmını ifade etmektedir). Bunun dışında iki modelin madde ve yetenek parametreleri neredeyse aynıdır, fakat MTF, DINO model için ayırıcı karakteri taşımaktadır.

$$P(X_{ij} = 1 | \underline{\alpha}_j) = \pi_i^{[1 - \prod_{k=1}^K (1 - \alpha_{jk})^{q_{ik}}]} r_i^{\prod_{k=1}^K (1 - \alpha_{jk})^{q_{ik}}}$$

Formülde  $\pi_i = i$  maddesi için gerekli becerilerden en az bir tanesine sahip olan öğrencinin maddeyi doğru cevaplama olasılığı,  $r_i =$  ise  $i$  maddesi için gerekli hiçbir beceriye sahip olmayan öğrencinin maddeyi doğru cevaplama olasılığıdır (Templin & Henson, 2006).

Araştırmanın temel modeli olarak seçilen DINA model ise, gelişimi, özellikleri ve kullanımını bakımından bir sonraki bölümde detaylı olarak ele alınacaktır.

### 1.5. DINA Model

DINA model Haertel (1989) tarafından geliştirilmiştir. “Deterministic Input Noisy And gate” ifadesinin baş harfleriyle temsil edilmektedir. Bir maddenin doğru cevaplanması için gerekli olan özellikler o maddeyi cevaplayan bireylerin örtük özelliklerinde tam olarak tanımlanıyorsa, yani özelliğe sahip olan “1” olmayan “0” değeri alıyorsa, bu “deterministic input” durumunu tanımlamaktadır (Rupp & Templin, 2008). “Noisy-and”, ifadesi mühendislik literatüründe “and-gate” olarak tanımlanan bir operasyonun sadece ve sadece bütün girdilerinin doğru olduğu durumda doğru olabileceğini ifade eden terimi anımsatmaktadır (Yan, Almond, Mislevy, 2004). DINA model de “noisy and gate” maddeye ilişkin bütün özelliklere sahip olan birinin ancak maddeyi doğru cevaplayacağını ifade eder. DINA model, ikili yetenek modellerine benzeyen bir örtük sınıf modelidir. Bu nedenle MTK modelleriyle sıkı bir ilişki içindedir (Haertel, 1989). Fakat DINA model MTK’dan farklı olarak öğrencilerin değişik büyükte sürekli biçimde dağılmış yetenekleri olduğunu varsaymaz, daha çok öğrencileri kesin olarak belirlenmiş az sayıda farklı örtük sınıflara ayırır.

DINA model bazı BTM’de görüldüğü gibi madde özellik ilişkisini temel alır. Modelin iyi işleyebilmesi, bir maddenin doğru cevaplanması için gerekli olan özelliklerin doğru belirlenmesiyle yakından ilişkilidir. DINA modelde de özelliklerle ilişkilendirilen maddelerin dağılımını gösteren bir Q matrisi hazırlamak gerekmektedir. Q matris her bir maddenin doğru cevaplanması için gerekli olan özelliklerin belirlendiği 1-0 örüntüsüdür. Bu matriste bir madde tek bir özellikle ilişkilendirilebildiği gibi birden çok özellikle de temsil edilebilir. Bununla birlikte DINA modelin geliştirilen modifikasyonlarıyla bir maddeyle ilişkili birden çok özelliğin gerek ağırlandırılarak gerekse hiyerarşik olarak analize katılabilme imkanı bulunmaktadır. Bölüm içinde değinilecek olan G-DINA ve HO-DINA bu özellikleri taşıyan modellerdir.

### ***1.5.1. DINA modelde parametre kestirimi***

DINA model cevaplayıcının gözlenen yeteneğinin altına yatan örtük özelliği ortaya çıkartmayı amaçlamaktadır. Bu anlamda model, örtük özellikle gözlenen özellik arasındaki ilişkiyi olasılıkla temellendirmekte ve her madde için iki madde parametresinin sınıflanmasını sağlamaktadır. Bunlar  $s$  “kaydırma” (slip) ve  $g$  “tahmin” (guess) parametreleridir.

$$s_j = P \left[ Y_{ij} = 0 \mid \eta_{ij} = 1 \right] \text{ ve}$$

$$g_j = P \left[ Y_{ij} = 1 \mid \eta_{ij} = 0 \right],$$

$s_j$  örtük özelliğe sahip bireyin  $j$  maddesine yanlış cevap verme olasılığını gösteren durumu (yanlış pozitif olasılık), ve  $g_j$  ise örtük sınıfa sahip olmayan bireyin doğru cevap verme olasılığı durumunu (doğru pozitif olasılık) ifade etmektedir.  $s_j$  parametresi ne kadar düşük olursa aranan özelliklere sahip bireylerin doğru cevap verme olasılığı o kadar artmaktadır.

$g_j$  parametresine tahmin parametresi de denir. Maris (1999), alternatif olarak  $g_j$  parametresini zihinsel tahmin yeteneğine başarıyla bel bağlamak olarak da açıklar. Tahmin parametresi bu anlamda MTK’daki şans parametresinden farklı bir yapıdadır. Modelde  $g$  parametresi sadece maddeyi doğru cevaplamak için gerekli olan özelliğe sahip olmayan bireyin maddeyi doğru cevaplaması anlamına gelmemektedir. Aynı zamanda cevaplayıcının maddeyi doğru cevaplamak için gerekli olduğu düşünülen

özellikler dışında başka özellikleri kullanarak maddeyi doğru cevaplama anlamına da gelmektedir. Bu nedenle Q matris tarafından tanımlanmayan farklı özelliklerin de bir maddenin doğru cevaplanması için yeterli olabileceğini göstermektedir. Bir madde için “1” değerine yakın çıkan g parametresi sadece o maddeyi özelliğe sahip olmayan bireylerin cevapladığı anlamına gelmez, aynı zamanda maddeyi doğru cevaplamak için gerekli olan bazı özelliklerin belirlenemediği şekilde de yorumlanabilir.

DINA model de madde tepki fonksiyonu aşağıdaki biçimdedir;

$$P(\alpha_{ij}^*) = \begin{cases} g_j & \text{if } \alpha_{ij}^* < 1_{K_j^*} \\ 1 - s_j & \text{otherwise} \end{cases}$$

Fonksiyonda  $K_j^*$  uzunluğunda,  $1_{K_j^*}$  ‘nin bir kişinin vektörü olduğu durumda,  $g_j$  j maddesi için gerekli olan özelliklerden en az birine sahip olmamasına rağmen doğru tahminde bulunan bireyin olasılığını, ve  $1 - s_j$  madde için gerekli bütün özelliklere sahip olmasına rağmen kaydırma yapmadığı halde maddeyi yanlış cevaplayan bireylerin olasılığını ifade etmektedir (de la Torre 2010).

Junker (2001a), yaptığı araştırmada koşullu dağılımının tamamıyla parametreler arasındaki ilişkiyi aşağıdaki şekilde açıklamıştır:

1.  $s_j$  “slip” olasılığının kestirimi,  $X_{ij}$  öğrencisinin bu görev için gerekli bütün niteliklere sahip olduğu  $\eta_{ij} = 1$  varsayımına duyarlıdır.
2.  $g_j$  “guessing” olasılığının kestirimi,  $X_{ij}$  öğrencisinin gerekli niteliklerden bir veya daha fazlasına sahip olmadığı varsayımına dayanmaktadır.

$\alpha_{ij}$  nin kestiriminde, i öğrencisinin k niteliğine sahip olup olmadığının belirlenmesi, sadece i öğrencisinin o görevdeki diğer bütün bilişsel niteliklere sahip olduğu varsayımına duyarlıdır.

DINA modelde koşullu dağılan madde cevap değişkeni  $Y_{ij}$  aynı zamanda  $\alpha_{ij}$  den  $\eta_{ij}$  ye de bağlıdır. Bu DINA modelin olasılık fonksiyonunun bir uzantısıdır, konular arasındaki bağımsızlığı gösteren koşullu bağımsızlık şu şekilde yazılabilir;

$$L(s, g; \alpha) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^J [s_j^{1-y_{ij}} (1-s_j)^{y_{ij}}]^{\eta_{ij}} [g_j^{y_{ij}} (1-g_j)^{1-y_{ij}}]^{1-\eta_{ij}}$$

DINA modelde  $s$  ve  $g$  parametreleri madde düzeyinde ortaya çıkmaktadır. Her madde popülasyonu iki sınıfa bölmekte ve aynı sınıfa düşen öğrencilerin o maddeye doğru cevap verme olasılıkları eşit olmaktadır. Öğrencilerin sınav performansı testte yoklanan niteliğin vektörünün tam bir göstergesi değildir. Bu nedenle olasılık temelinde bir model ancak  $s$  ve  $g$ 'nin olasılığını görmeye izin verir. “Kaydırma” durumu öğrencinin maddede aranan niteliğe sahip olmasına rağmen alt görevi doğru cevaplayamadığı ya da maddeyi doğru cevaplayamadığında gerçekleşir. “Tahmin” ise öğrencinin maddede aranan özelliklerden birine ya da birkaçına sahip olmamasına rağmen alt görevleri tamamlaması veya maddeyi doğru cevaplama durumudur. Seçilecek model belirlenirken bu nedenle  $s$  ve  $g$  parametrelerinin alt görev düzeyinde mi yoksa madde düzeyinde mi gerçekleştiğine karar verilmesi gerekmektedir.

### 1.5.2. DINA modelde örtük sınıflar ve yetenek kestirimi

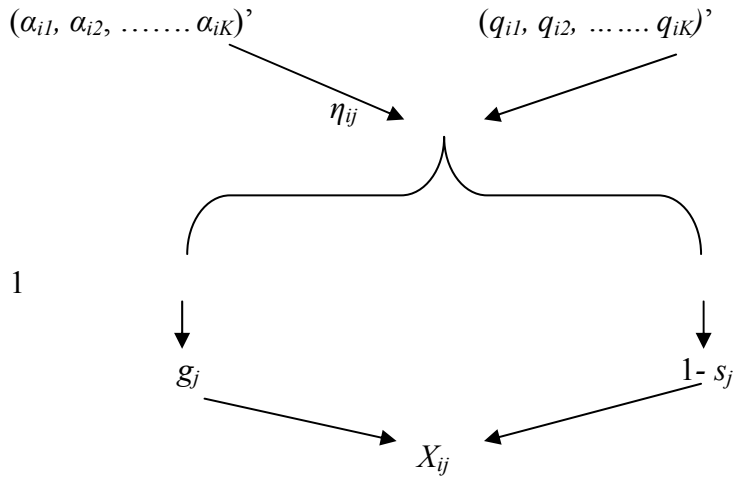
DINA modelde öğrenciler her madde için temel iki sınıfta yer alır. Bu sınıflardan ilki yokluk sınıfı (null class) yani beklenen hiçbir beceriye sahip olmayan öğrencilerin oluşturduğu grup ve diğeri de tam sınıf (full class) yani bütün becerilere sahip olan öğrencilerin sınıfıdır. DINA modelde tek bir beceriyi bile kaçıran biri yokluk sınıfı (null class) içinde yer alır. Bir maddenin doğru cevaplanması için gerekli bütün becerilere sahip olan bireyin maddeyi doğru cevaplama olasılığını gösteren fonksiyon aşağıdaki gibidir;

$$P [Y_{ij} = 1 | \eta_{ij}, s_j, g_j] = (1-s_j)^{\eta_{ij}} g_j^{1-\eta_{ij}}$$

$P$  aranan bütün becerilere sahip olan öğrencinin maddeyi doğru cevaplama olasılığıdır.  $\eta_{ij}$ ,  $\alpha$  tarafından belirlenen örtük cevaplama ve  $i$  inci konunun niteliği ve  $g_j$  nin vektörüdür.  $Q$  matrisinin  $j$  inci maddesine tekabül eden sıra şu şekilde gösterilebilir;

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

Tatsuoka (1982)  $\alpha_i = (\alpha_{i1}, \dots, \alpha_{iK})$  yi “knowledge states” bilgi durumları olarak tanımlar. Burada  $\alpha_{iK} = 0$  veya  $1$  olması  $i$  öğrencisinin  $k$ ;  $\eta_i = (\eta_{i1}, \dots, \eta_{ij})$  niteliğine sahip olup olmamasına bağlıdır.  $j$  = toplam madde sayısını göstermektedir, bu maddeler  $i$  öğrencisinin istenilen niteliklere sahip olup olmadığını ve  $Y_{ij}$  gözlenen puanının belirlenmesini sağlar. Belirli bir  $k$  niteliğini için  $2^k$  kadar olası bilgi modeli yani örtük sınıf vardır. Aşağıdaki şemada örtük yanıt, öğrenci yeteneği ve madde için gerekli özelliklerin fonksiyonu gösterilmektedir.



$\eta_{ij}$  = örtük yanıt

$\alpha_{ik}$  = öğrenci yetenekleri

$q_{jk}$  = maddenin gereklilikleri

Yukarıdaki şemada görüldüğü gibi örtük yanıt öğrenci yeteneği ve maddenin gerekliliklerinin bir fonksiyonudur.  $\eta_{ij}$  belirlendiğinde  $i$  öğrencisinin  $j$  maddesine doğru cevap verme olasılığı;  $\eta_{ij}=0$  olduğunda  $g_j$  ve  $\eta_{ij}=1$  olduğunda  $1-s_j$  olur (de la Torre, 2009).

DINA model geliştirilen ya da uygulanan bir test için belirlenen  $k$  sayıdaki özelliği temel alarak  $2^k$  sayıda örtük sınıf belirlemektedir. Örneğin bir testte sadece 3 özelliğin ölçüldüğü düşünülürse bu durumda testi alan bireyler toplam 8 örtük sınıf

içinde sınıflanır. 3 özellik için olası sınıflar “000”, “100”, “010”, “001”, “110”, “011”, “101” ve “111” şeklinde sıralanır. Hiçbir özelliğe sahip olmayanlar ilk sınıfa dahil olurken sadece birinci ve üçüncü özelliğe sahip olan bireyler 7. sınıfa yerleşirler.

DINA modelin bir cevaplayıcının belirli bir özelliğe sahip olup olmadığını belirleme aşaması farklı süreçlerin bir birleşimidir. Öğrencinin özellik bakımından 0 sınıfında mı yoksa 1 sınıfında mı olacağı bir olasılık değeridir. Bu değer değişebileceği gibi genel olarak kullanımda .50 eşiği temel alınır. Öğrencinin özelliğe sahip olma olasılığı .50 değerinin altında kalırsa 0 sınıfına, üstünde ya da aynı değeri alırsa 1 sınıfına dahil olur. DINA model öğrenciye ilişkin  $\alpha$  kestirimini yaparken o özelliği temsil eden maddelerin doğru cevaplanma oranını temel almaz. Öğrencinin özelliğe sahip olma olasılığı özelliği temsil eden maddelerin güçleriyle ilgilidir (de la Torre 2008c). Maddenin olasılık belirleyen temel parametresi ise  $s$  dir. Bu durumu örneklendirmek daha açıklayıcı olacaktır.

Aşağıda 40 maddelik 8 özellik için Q matrisi belirlenmiş bir testte ilişkin A ve B cevaplayıcılarının belli sorulara ilişkin cevap örüntüsü verilmiştir. İki cevaplayıcı da testin toplamında 20 doğru yanıt vermiştir. Buna rağmen A cevaplayıcısının atandığı örtük sınıf “11101010” iken B cevaplayıcısı “00000000” sınıfına dahil olmuştur. Görüldüğü gibi DINA model tarafından A cevaplayıcısı 5 özelliğe sahipken B cevaplayıcısının hiçbir özelliğe sahip olmadığı kararı verilmiştir. Aşağıda Tablo 1.3’de iki cevaplayıcının birinci ve ikinci özellikle ilişkili cevap örüntüsü ve madde parametreleri verilmiştir.

Tablo 1.3.  
İki Özellik İçin DINA Parametre Listesi

Madde	Özellik	A	B	<i>g</i>	<i>s</i>
2	1	0	1	.37	.45
5	1	0	0	.24	.66
6	1	1	0	.23	.02
7	1	0	1	.51	.30
17	1	0	0	.27	.50
36	1	0	1	.16	.58
12	2	0	1	.45	.28
23	2	0	1	.55	.57
32	2	1	0	.54	.00
33	2	1	0	.57	.09

Birinci özellik için belirlenmiş 6 madde için B kişisi 3 doğru cevap verirken A sadece bir maddeye doğru yanıt vermiştir. Maddelere ilişkin *g* parametresi herhangi bir yoruma olanak vermezken *s* parametreleri incelendiğinde A'nın tek doğru cevabının en düşük *s* parametresine ait maddede olduğu görülmektedir. Aynı durum ikinci özellikli ilişkili maddelerde de gözlenmektedir. A kişisi düşük *s* parametresi veren iki maddeyi doğru cevaplarırken B nin doğru cevapları yüksek *s* değeri olan maddelere aittir. Bu durum modelin temel işleyişiyle uyumlu gözükmemektedir. Daha önce değinildiği gibi *s* parametresi özelliğe sahip bireylerin maddeyi yanlış cevaplama oranıdır. Bu durumda eğer bir madde, doğru cevaplanması için gerekli özelliklere sahip bireylerin maddeyi büyük oranda doğru cevaplandığı yönünde bir parametre üretiyorsa, o maddeyi doğru cevaplayan bireylerin de o özelliklere sahip olduğu söylenebilir. De la Torre (2010b) örtük sınıfların belirlenmesi ve  $\alpha$  parametresi kestirimi konusunda maddenin gücünün önemli bir etkisi olduğunu söylemiştir. Yukarıdaki örnek bu durumu desteklemektedir. Bununla birlikte modelin çok boyutlu yapısı da öğrencinin örtük sınıfını belirlemeyi etkilemektedir. DINA modelde bir madde birden çok özellikli ilişkilendirilebildiği için her madde her öğrenci için aynı değeri taşımamaktadır. Bazı durumlarda aynı maddelere doğru cevap vermesine rağmen bir öğrencinin 0 diğer öğrencinin 1 sınıfına atanması mümkün olmaktadır.

Yukarıda verilen örnek geniş bir örneklem içinden seçilen uç sınıflamalardır. Bununla birlikte bu örneklem, DINA model parametreleri, örtük sınıfların belirlenmesi ve  $\alpha$  kestirimi konusunda modelin yapısını yansıtmaktadır.

### 1.5.3. DINA Model Modifikasyonları

DINA model geliştirilen diğer BTM'ye göre göreceli olarak daha basittir. Araştırmacılardan de la Torre ve Douglas (2004) DINA modeli genel becerilerin daha spesifik bilgileri elde etmek için kullanıldığı durumlar için yüksek basamaklı DINA modelleri geliştirmişlerdir. Bu modeller bir model içinde simültane olarak niteliklerin sınıflanmasına ve yetenek kestirimine olanak vermektedir.

#### 1.5.3.1. G-DINA Model :

G-DINA model DINA modelin geliştirilmiş halidir. Bu model de birçok bilişsel tanı modeli gibi  $J \times K$  Q matrisine dayanır. G-DINA model de örtük sınıfları  $2^{K_j^*}$  sayıda örtük gruba ayırır. Her örtük grup  $\alpha_{lj}^*$  ile gösterilen bir beceri vektörüne indirgenir. DINA modelden farklı olarak G-DINA modelde her örtük grubun kendisine ait  $P(\alpha_{lj}^*)$  ile ifade edilen başarı olasılığı vardır (de la Torre, 2008c).

G-DINA için  $P(\alpha_{lj}^*)$  temelli olan orijinal formül, her bir spesifik beceri ve bu becerilerin birbirleriyle etkileşimi toplam etkilerine göre parçalara ayrılabilir. Aşağıda G-DINA model için olasılık formülü verilmiştir;

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

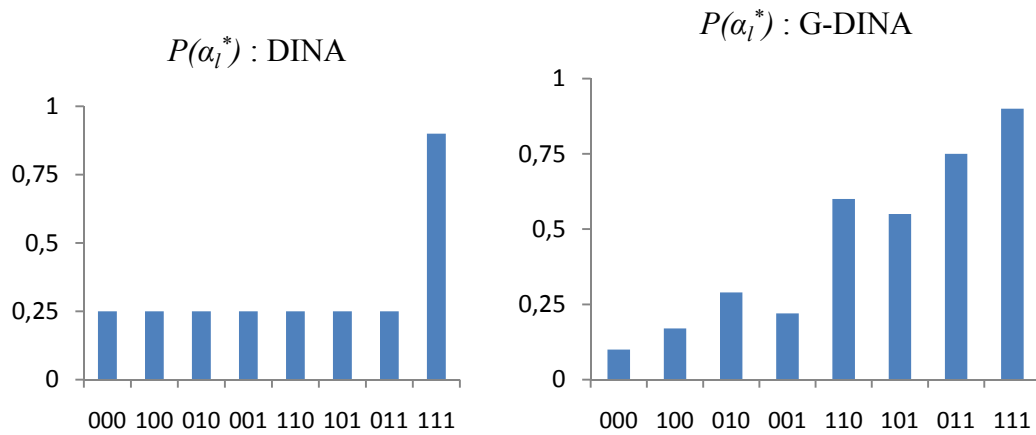
$\delta_{j0} = j$  maddesinin keşişimi

$\delta_{jk} = \alpha_k$  üstündeki temel etki

$\delta_{jkk'} = \alpha_k$  ve  $\alpha_{k'}$  nın birbirleriyle etkileşiminin etkisi

$\delta_{j12\dots K_j^*} = \alpha_1, \dots, \alpha_{K_j^*}$  bağlı karşılıklı etkileşimin etkisi anlamına gelmektedir.





Şekil 1. *DINA ve G-DINA için Başarı Olasılığı Dağılımı*

Yukarıdaki şekillerde DINA model ve G-DINA model için başarı olasılığı dağılımının becerilere sahip olma düzeylerine göre nasıl olduğu görülmektedir. Üç nitelik için DINA modelde maddeyi doğru cevaplama olasılığı sadece öğrencinin üç niteliğin tamamına sahip olduğu durumda maksimum olmakta ve diğer her durum için olasılık minimum düzeyde kalmaktadır. G-DINA modelde ise her bir niteliğin doğru cevaplanma olasılığına katkısı farklıdır ve öğrencinin bu niteliklerden herhangi birine ya da bir kaçına sahip olması durumunda maddeyi doğru cevaplandırma olasılığı niteliğin ağırlığına göre değişmektedir.

### 1.5.3.2. NIDA Model:

NIDA model “Noisy inputs, Deterministic “And” Gate” kelimelerinden gelmektedir. Bu model amaç olarak diğer örtük sınıf modellerine benzer ama bununla birlikte BTM arasında yapı olarak en karmaşığdır. Örneğin Birleştirilmiş model ve Reparametrize model NIDA modelden geliştirilmiştir. DINA modelden farklı olarak NIDA model kaydırma ve tahmin parametrelerini madde/görev düzeyi yerine beceri seviyesi üzerinden kestirir.

DINA modelin aksine NIDA modelde kaydırma ve tahmin parametreleri alt görev düzeyinde oluşur. NIDA modelde doğru cevaplanan bir madde bütün alt görevlerin doğru yanıtladığının göstergesidir. Bununla birlikte kaydırma ve tahmin öğrencinin nitelik profiline göre her bir alt görevde yer alabilir. Eğer bir madde için bir nitelik gerekiyorsa o niteliğe sahip olan öğrenci kaydırma yapmaması şartıyla alt görevleri de doğru cevaplayacaktır. Bu nedenle NIDA modelde kaydırma ve tahmin

parametreleri her bir maddeye değil her bir niteliğe bağlıdır (de la Torre & Douglas, 2008)

NIDA model aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$P[Y_{ij} = 1 \mid \alpha, s, g] = \prod_{k=1}^K \left[ (1 - s_k)^{\alpha_{ik}} g_j^{1-\alpha_{jk}} \right]^{Q_{jk}}$$

DINA modelden farklı olarak NIDA model testi alan bireyin bir beceriye ait soruyu doğru cevaplayamaması durumunda bu bireyin aynı beceriyi ölçen soruları yanlış cevaplama olasılığının doğru cevaplama olasılığından daha yüksek olduğunu kabul eder. DINA modelde örtük cevaplama değişkeni  $\eta_{ij}$  ile ifade edilir. Her bir k becerisi için kaydırma parametresi aşağıdaki gibidir;

$$s_k = P \left[ \eta_{ijk} = 0 \mid \alpha_{ik} = 1, Q_{jk} = 1 \right]$$

tahmin parametresi de aşağıdaki gibi ifade edilir;

$$g_k = P \left[ \eta_{ijk} = 0 \mid \alpha_{ik} = 0, Q_{jk} = 1 \right]$$

NIDA modelde “eksiksiz” olarak tanımlanan fazladan bir indeks daha vardır;

$$P \left[ \eta_{ijk} = 1 \mid \alpha_{ik} = a, Q_{jk} = 0 \right] = 1$$

Bu parametre k becerisine sahip olan ama bu beceriye sahip oluş biçimi Q matrisi içinde tanımlanamayan durumlar için  $\alpha_{ij}$  değerini temsil eder.

DINA modelle NIDA model arasında birçok benzerlik de bulunmaktadır. İki modelde monotonluk ve koşullu bağımsızlık varsayımları altında görev performansını temel alan rastlantısal Bilişsel modellerdir (Junker, 2001b). Bu iki model de performans ve bir grup madde ya da görev arasında stokastik bağlayıcı bir ilişkiyi varsayan bir stratejiyi benimsemektedir. Bununla beraber madde veya görev performansıyla ilişkili olan becerilerin mutlaka madde veya görevi doğru cevaplama olasılığını maksimum düzeyde temsil etmesi gerekmektedir.

### 1.5.3.3.HO-DINA Model :

Bilişsel tanı koymak amacıyla örtük değişkeni tam olarak belirleme sürecinde hem maddeyi doğru cevaplamak için gerekli yetenek örüntüsünün koşullu olasılığı hem de yetenek örüntüsünün ortak dağılımı gereklidir. DINA model bir koşullu olasılık tanımlar fakat ortak dağılımı çok sınıflı bir dağılım olarak sunmaktadır. Sonraki dağılımda ise DINA modelde her yetenek örüntüsü tek bir kategoriye tekabül etmektedir. Bu nedenle, EM algoritmasının tamamlanması aşamasında, olası yetenek örüntüsü sayısına bağlı olan sonsal olasılıklar  $2^K-1$  tane marjinalizasyon veya kestirim basamağı üretir ve bu  $\sum_{l=1}^L p(\alpha_l|X) = 1$  örüntüsünü gösterir. Bütün olası örtük sınıfların temsil edildiği bir modele genel olarak “doymuş” model adı verilmektedir ve bu model ortak dağılımın en genel formülasyonudur. Fakat eğer beceri sayısı biraz fazlaysa en çok olabilirlik kestirimleri nerdeyse tamamen yavaşlamakta ve doymuş modele ilişkin kestirimler tamamen imkansız olmasa da uygulanması çok zor bir hal almaktadır.

De la Torre ve Douglas (2004) bu soruna ilişkin çözüm önerileri sunmuşlardır. DINA modele ilişkin hesap hatalarını azaltmak amacıyla yeteneklerin ortak dağılımında bir modifikasyon yapmışlardır. Bu yaklaşım bir anlamda bilgi düzeyi olarak adlandırılabilir ve gözlenen  $\alpha$  bileşenini genel zeka kavramıyla ilişkilendirecek prosedürü tanımlamaktadır. Ek olarak aslında bilişsel tanı amacı taşıyan çoğu test sadece birkaç genel yeteneği ölçmektedir. Bu nedenle de la Torre (2009) bileşenlerinin koşullu bağımsızlığı sağlandığının varsayıldığı durumlarda,  $\alpha$  nın yeteneklerin ortak dağılımı olarak alınmasını ve  $\theta$ 'nın genel yüksek düzey (higher-order) örtük özellik olarak tanımlanmasını önermektedir. Bu amaçla önerilen  $\alpha$  nın  $\theta$  üzerindeki olasılık dağılımına ilişkin formül aşağıdaki gibidir;

$$P(\alpha|\theta) = \prod_{k=1}^K P(\alpha_k|\theta) = \prod_{k=1}^K \frac{\exp(\lambda_{0k} + \lambda_1\theta)}{1 + \exp(\lambda_{0k} + \lambda_1\theta)}$$

Eğitim uygulamalarında, yüksek düzey örtük özellik  $\theta$  genel olarak özel bir alana ilişkin beceri düzeyi ya da yetkinlik olarak tanımlanabilir.

Yüksek düzey örtük özelliğin DINA model içinde tanımlanabileceği bir model olarak HO-DINA model sunulmuştur. Bu model formülasyon problemin karmaşıklığından

kaynaklanan hesaplama hatalarını belirgin biçimde azaltmaktadır. Doymuş modele ilişkin  $2^K-1$  tane parametre tahmininin yerine bu modelde sadece  $K+1$  adet ( $K$  kesişim ve 1 eğim parametresi) parametre bulunmaktadır. Sonuç olarak modelde yeteneklerin ortak dağılımı altında  $K$  parametre sayısı katlanarak değil doğrusal olarak artmaktadır. HO-DINA modelde her ne kadar madde parametre sayısı kolay hesaplanabilir oranda düşse de bu formülasyon için EM algoritmasıyla hesap yapmak mümkün olmamaktadır. Bu nedenle, de la Torre ve Douglas (2004) HO-DINA model için Monte Carlo Markov Zinciri kullanarak güvenilir parametre tahminleri yapmanın yöntemini sunmuşlardır.

### 1.6. DINA Model Uygulamaları

Bu çalışmada DINA modelin seçilmesinin önemli nedenlerinden bir modelin diğer BTM'lere göre daha basit yapıya sahip olmasıdır. Modelin basit yapısına rağmen diğer BTM'lere göre yorumlanmaya daha uygun bir formülasyonu vardır, aynı zamanda süreç içinde Doignon ve Falmagne (1999), Haertel (1989), Macready ve Dayton (1977) ve Tatsuoka (2002) tarafından ortaya atılan ve tartışılan diğer modellerin temelini oluşturan formülasyonu kullanmaktadır. DINA model basitliğine rağmen yüksek model-data uyumuna olanak vermektedir. Buna ek olarak de la Torre ve Douglas çalışmalarında bazı modifikasyonlarla modelin farklı stratejilere kolaylıkla uyum sağladığını göstermiştir. DINA modelin önemini ve gerekliliğinin bir diğer kanıtı da de la Torre'nin çalışmalarında ortaya koyulmuştur. De la Torre daha yeni ve daha karmaşık olan BTM'lerle DINA model arasındaki uyumu ve bu modellerin DINA modeli temel aldığını gösteren araştırmalar yapmıştır (de la Torre, 2008b, 2009a; de la Torre & Liu, 2008).

DINA model öğrencilerin maddeyi doğru cevaplama için gerekli becerilere sahip olup olmama durumlarını belirlemek noktasında oldukça başarılıdır. Bununla birlikte belirlediği kaydırma ve tahmin parametreleri yoluyla madde güçlüğü ve ayırt ediciliği şeklinde yorumlanabilecek bazı indislerin hesaplanmasına da olanak sağlamaktadır. De la Torre (2008b) maddenin kalitesini belirleyen ayırt edicilik indisini belirlemek amacıyla hem kaydırma hem de tahmin parametrelerinin birlikte kullanıldığı bir hesaplama yöntemi önermiştir. De la Torre'ye göre " $\delta_j$ " ayırt edicilik indisi olarak  $1 - s_j - g_j$  formülüyle hesaplanabilmektedir. Örtük özelliğe göre öğrencileri mükemmel

düzyeyde ayırt eden bir madde için  $\delta_j = 1$  olmalıdır ve bu değeri “sıfır” a yaklaştıkça maddenin ayırt edicilik gücü düşmektedir.

DINA model uygulamalarında dolaylı bir yöntemle model-veri uyumu belirlenebilmektedir. Eğer örneklem orta veya üstü büyüklüğe sahipse ki-kare uyum iyiliği testi yapılarak model veri uyumu belirlenebilmektedir. Bununla birlikte model tarafından verilen madde düzey değeriyle yardımcıyla modele uyum sağlamayan maddeler de belirlenebilmektedir.

DINA modelle elde edilen s ve g parametreleri aynı zamanda madde güçlüğünün yorumlanması konusunda da kullanılmaktadır. Testte düşük kaydırma ve yüksek tahmin parametresine sahip olan maddeler için “kolay” yorumu yapılmaktadır. Zor maddelerde ise kaydırma parametresi yüksek ve tahmin parametresi ise düşük çıkmaktadır. Orta güçlükteki maddelerde ise kaydırma ve tahmin parametrelerinin ikisi de düşük değeri almaktadır (Wenmin, 2006).

DINA model kullanılarak testi alan bireylerin test için gerekli özelliklere sahip olup olmadığı, bireylerin öğrenme eksiklikleri, madde güçlüğünün hangi özelliklerin eksikliğinden kaynaklandığı gibi bilgiler elde edilmektedir. Bununla birlikte DINA model kullanılarak madde yanlılığı, bireyselleştirilmiş testler için madde seçimi ve parametre kestirimi gibi uygulamalar da gerçekleştirilebilmektedir.

### **1.7. Amaç ve Önem**

Eğitimde yapılan ölçme ve değerlendirme çalışmalarında yeni arayışların ve farklı bakış açılarının alana katkısı gerekli ve önemlidir. Bireylerin, tepkilerin, yöntemlerin ve teknolojinin gelişimiyle hem eğitim programlarının hem de bu etkinlikler içindeki ölçme değerlendirme uygulamalarının kendini geliştirmesi ve yenilemesi gerekmektedir. Çalışmanın temelini oluşturan BTM eğitim alanında kullanılan ölçme araçlarına ilişkin oldukça yeni ve kendi içinde tutarlı bir yaklaşım getirmektedir. Bu modeller öğrenci performansı ve toplam puanını temel alan geleneksel değerlendirme yaklaşımlarının dışına çıkarak doğrudan testte ölçülen beceri ve bu becerinin testi alan bireyde bulunma durumu üzerinde durmaktadır.

Bu çalışmada BTM'nden biri olan DINA model kullanılmıştır. Bu model ile ilgili çalışmalar genel olarak simülasyon ve daha önce uygulanmış testlerin tekrar analizi çerçevesinde toplanmaktadır. Çalışmada bilişsel tanı modeli ilkelerine göre hazırlanmış bir test üzerinden DINA model parametreleri kestirilmiştir. Gerçek yaşam uygulaması anlamı taşıyan bu çalışma, daha önceki araştırmalarda çoğunlukla teorik düzeyde kalan BTM'ye ilişkin özelliklerin pratik alandaki uygulanabilirliği hakkında bir fikir vermeyi amaçlamaktadır. Simülasyon ve gerçek koşullar altında yapılan uygulama sonuçlarının karşılaştırılması, benzerlikler ve farklılıkları veya kuramın işleyen ve işlemeyen yanlarını ortaya koymaya katkı getirebilir. Karar vericilere istatistiksel yollarla (objektif olarak) kararlarının doğruluk derecesini görme şansı verebilir. Bu türden çalışmalar yapacak araştırmacılara yol gösterici olabilir. Türkiye'de ilk olarak uygulanması da çalışmanın önemini daha da arttırmaktadır.

Çalışmanın bir diğer amacı karar verme amacı taşıyan testlerde geleneksel yöntemlerle yapılan sınıflamalar ile DINA modelle belirlenen sınıflamaların tutarlılığını incelemektir. Testi alan bireyler hakkında bağıl ya da mutlak değerlendirme ölçütlerine göre verilen geçti kaldı kararlarının öğrencilerin ölçülen özelliğin alt yetenek düzeylerine sahip olup olmamaları bakımından ne derece uyum sağladığı çalışma kapsamında incelenmiştir. Bu anlamda izleme testleri göz önüne alınarak öğrenci eksiklerini belirleme amacı taşıyan BTM'den biri olan DINA modelin öğrenci hakkında karar verme sürecindeki etkinliği test edilmiştir. Literatürde testler sonucu yapılan sınıflamaların geçerliği konusundaki çalışmaların sınırlılığı göz önüne alındığında çalışmanın bu noktada da önem taşıdığı söylenebilir.

## **1.8. Problem Cümlesi ve Alt Problemler**

DINA modele göre geliştirilen “Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme” testi sonuçlarına göre DINA modelle ve bağıl ve mutlak değerlendirme yöntemleriyle yapılan sınıflamaların tutarlılığı ne düzeydedir?

### **1.8.1. Alt Problemler**

1. DINA modele ve mutlak ölçüte göre değerlendirme yapıldığında sınıflama geçerliğinin düzeyi farklılaşmakta mıdır?

2. DINA modele ve bağıl ölçüte göre değerlendirme yapıldığında sınıflama geçerliğinin düzeyi farklılaşmakta mıdır?

### **1.9. Sınırlılıklar**

Bu araştırma, DINA modele uygun olarak geliştirilen ölçme aracı ve aracın kapsamıyla sınırlıdır.

### **1.10. İlgili Araştırmalar**

DINA model 2000’li yıllarda yaygın olarak kullanılmaya başlamakla birlikte bu konuda yapılan çalışmalar genelde simülasyon temellidir. Özellikle de la Torre yaptığı çalışmalarla DINA modelin gelişmesinde ciddi katkılarda bulunmuştur.

de la Torre ve Lee (2010) DINA modelin parametrelerinin değişmezliği üzerine yaptıkları simülasyon ve 2002 yılında Tatsuoka tarafından geliştirilip uygulanmış bir teste ait gerçek veriye dayanan çalışmalarında soru sayısı, örneklem sayısı modeller değiştirilerek test parametrelerini incelemişlerdir. Bu çalışmada DINA model ve HO-DINA model karşılaştırılmış aynı zamanda kestirim yöntemi olarak Markov Zinciri Monte Carlo (MZMC) yöntemi ile maksimum olabilirlik yöntemleri kıyaslanmıştır. MZMC kestirimlerin HO-DINA model parametrelerin değişmezliği konusunda daha tutarlı sonuçlar verdiği görülmüştür.

de la Torre ve Douglas (2004) HO-DINA model ile “high order” Lineer Lojistik Modelin (HO-LLM) parametrelerinin doğruluğunun karşılaştırılması konusunda bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada iki model içinde öncelikli olarak bir simülasyon çalışması yapmışlar ve model veri uyumunu sınımlanmışlardır. HO-DINA modele göre düzenlenmiş verilerle HO-LLM analizleri yapıldığında ya da HO-LLM göre belirlenmiş verilere HO-DINA analizleri yapıldığında yeteneklerini sınıflanma oranlarının ciddi olarak düştüğü görülmüştür. Araştırmada daha sonra 2002 yılında Tatsuoka tarafından geliştirilip uygulanmış bir teste ait veriler HO-DINA model ve bağımsız DINA model analizleriyle incelenmiş ve bu iki model arasında örtük yeteneği kestirme düzeyleri karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonucunda iki modelin birbirine yakın değerlerler vermekle birlikte özellikle Q matrisi içinde doğru

belirlenmiş yeteneklerde iki modelinde başarılı kestirimlerde bulunduğu gözlenmiştir. Bunun yanında Q matriste temsili sıkıntılı olan yetenekler için HO-DINA model, örtük yeteneği belirlemede “bağımsız” DINA modele göre çok yetersiz kalmıştır. Araştırmada da görüldüğü gibi özellikle HO-DINA modeli Q matrisinin doğruluğundan diğer modellere göre daha fazla etkilenmektedir.

Bir başka araştırmalarında de la Torre ve Douglas (2008) DINA modelin değişik formlarının karşılaştırılması üzerine bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada HO-DINA, NIDA, tek stratejili DINA (SS-DINA) ve çok stratejili DINA (MS-DINA) modelleri karşılaştırılmıştır. Araştırmanın simülasyon çalışması bölümünde DINA, NIDA model ve HO-DINA model SS-DINA ve MS-DINA modelleri karşılaştırılarak veri için en uygun modellerin HO-NIDA ve MS-DINA olduğuna karar verilmiştir. Araştırmada 2002 yılında Tatsuoka tarafından geliştirilip uygulanmış bir teste ait veriler kullanılmıştır. Sonuçta NIDA modelin veriye uyumu çok düşük çıkmıştır. SS-DINA ve MS-DINA arasında ise MS-DINA sonuçları modele daha çok uyum göstermiştir.

Huebner, Wang ve Lee (2009) DINA modelin bilgisayara adapte edilmiş bir teste uygulama koşullarını araştırdıkları çalışmalarında 97 sorudan oluşan ve 3776 kişiye uygulanan bir testi incelemişleridir. Araştırmada 97 sorudan 50 tanesi rastlantısal olarak seçilmiş ve bu sorulara ilişkin Q matrisi oluşturularak bireylerin sınıflama durumları incelenmiştir. 50 soru üzerinden DINA modele göre belirlenen öğrenci durumları ile gerçek uygulama sonuçları arasında 0,997 düzeyinde yüksek bir korelasyon katsayısı elde edilmiştir.

Wenmin (2006) hazırladığı doktora tezinde DINA modelle madde yanlılığının belirlenmesi üzerine çalışmıştır. Bu çalışmada madde yanlılığı DINA model, Mantel-Haenszel ve SIBTEST modelleri kullanılarak belirlenmiştir. Simülasyon çalışmasının yanı sıra 2004 yılında uygulanan TIMSS testinden seçilen 14 madde için hazırlanan Q matrisi ile gerçek veri üzerinden de madde yanlılığı araştırılmıştır. Çalışmada DINA model ve diğer modeller arasında madde yanlılığını belirleme konusunda yüksel uyum gözlenmiştir. Bir madde dışında üç teknikte aynı maddelerde yanlılık tespit etmiştir.



Cheng (2010) Bilişsel Tanı temelli Bilgisayar Uyarlamalı Test geliştirme sürecinde madde seçimi yapma aşamasında DINA modelin kullanılmasına ilişkin simülasyon verisine dayanan bir çalışma yapmıştır. Bireyselleştirilmiş testler için genelde kullanılan madde seçim algoritması olan Maksimum Fisher bilgi metodu (GDI) ile DINA modele göre geliştirilen The Modified Maximum Global Discrimination Index (MMGDI) metodu karşılaştırılmıştır. Araştırmada 30 maddelik ve 24 maddelik iki testte ilişkin iki simülasyon analizinde de MMGDI sonuçları kullanılan GDI yöntemine göre bilişsel profil belirleme konusunda daha yüksek oranda başarılı olmuştur. Bununla birlikte MMGDI yöntemi GDI yöntemine göre daha kısa bir testle yüksek oranda başarılı belirlemelerde bulunmuştur.

Literatürde konuya ilişkin çalışmaların genellikle simülasyon boyutunda olduğu görülmektedir. Bununla birlikte gerçek veri üzerinden yapılan çalışmalar ise daha önceden hazırlanılan bir testi Q matrise adapte etmek yoluyla gerçekleştirilmiştir. Simülasyon çalışmalarının temelinde, doğru oluşturulmuş bir Q matrisinin ve analiz için kullanılacak modelin seçiminin örtük özelliği belirleme konusunda önemli bir ölçüt olduğu gösterilmektedir. Gerçek veri üzerinde yapılan çalışmalarda elde edilen parametrelerin çoğu durumda kullanılan geleneksel yöntemlerden daha isabetli kestirimlerde bulunduğu görülmektedir. Ama hemen hemen bütün çalışmalarda BTM uygulamalarının bu yaklaşımın temel ilkelerine göre hazırlanan bir teste uygulanmasının daha isabetli sonuçlar vereceği söylenmektedir.

## 2. BÖLÜM II

### YÖNTEM

Bu bölümde, araştırmanın türü, çalışma grubu, verilerin elde edilmesi, verilerin analiz yöntemleri ve bu analizlerde kullanılacak bilgisayar programları açıklanmıştır.

#### 2.1. Araştırmanın Türü

Araştırma, geliştirilen bir testin BTM'ye uygunluk düzeyini belirleme bakımından var olan bir durumu ortaya çıkartmak amacı taşımaktadır. Betimsel araştırma çalışmalarında olayların daha önceki durumları dikkate alınarak, değişkenler arasındaki ilişkiler açıklanır ve anket, sınav ve gözlem formu gibi bir ölçme aracıyla veriler toplanmaktadır (Karasar, 1998; Brown ve arkadaşları,1999). Bu nedenle bu araştırma betimsel bir araştırma olarak değerlendirilebilir. Bunu yanında sınıflama geçerliğine ilişkin farklı teknikleri karşılaştırma olanağı da verdiği için kuramsal bir araştırma olarak da ele alınabilir.

#### 2.2. Çalışma Grubu

Araştırmanın evrenini Ege Üniversitesinde Ölçme Değerlendirme dersi alan 471 öğrenci oluşturmaktadır. Öğrencilerin bölümlere göre dağılımı Tablo 2.1'de gösterilmektedir.

Tablo 2.1.  
*Öğrencilerin Bölümlere Göre Dağılımı*

BÖLÜM	N	%
Biyoloji	62	13.2
BÖTE	73	15.5
Coğrafya	30	6.4
Sosyoloji	32	6.8
Fizik	48	10.2
Kimya	33	7.0
Matematik	87	18.5
Tarih	38	8.1
Felsefe	34	7.2
Sanat Tarihi	34	7.2
TOPLAM	471	100,0

### 2.3. Verilerin Elde Edilmesi

Bu bölümde ölçme aracının geliştirilme süreci ve özellikleri anlatılacaktır.

#### 2.3.1. Ölçme Aracının Geçerlik ve Güvenirliği

Verilerin elde edilmesi amacıyla geliştirilen ölçme aracı 50 sorudan oluşmaktadır. Ölçme aracında bulunan sorular Ölçme Değerlendirme dersine ilişkin “Eğitimde Değerlendirme”, “Ölçme Aracında Aranılan Nitelikler”, “Eğitimde Kullanılan Ölçme Araçları” ve “Ölçme Sonuçları Üzerinde Yapılan İstatistiksel İşlemler” konularını kapsamaktadır.

#### Ölçme Aracının Güvenirliğine ve Geçerliğine İlişkin Çalışmalar

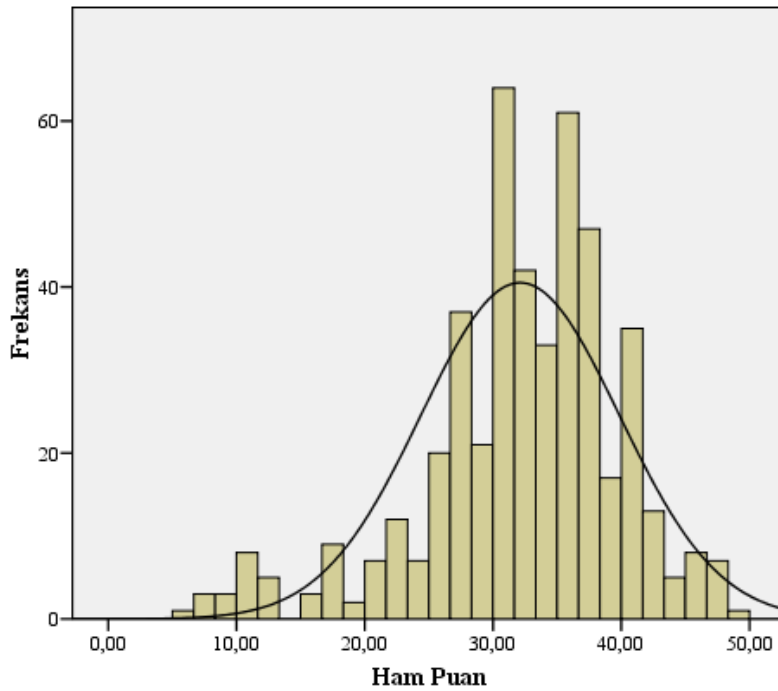
Ölçme aracı geliştirildikten sonra 10 farklı bölüm öğrencilerinin oluşturduğu 471 kişilik çalışma grubuna uygulanmıştır. Uygulama sonucu elde edilen testte ilişkin betimsel istatistikler Tablo 2.2’de verilmiştir.

Tablo 2.2.

#### *Ölçme Değerlendirme Testine Ait Betimsel İstatistikler*

Madde Sayısı	50
Cevaplayıcı	471
Ortalama	32.12
Varyans	59.6
Standart sapma	7.72
Çarpıklık	-.87
Basıklık	1.20
Güvenirlik Alfa	.85
Standart Hata	2.96
P (ortalama p)	.64
$r_{\text{çift}}$ (ortalama $r_{\text{çift}}$ )	.50

Uygulanan teste ilişkin betimsel istatistikler göz önüne alındığında dağılımın sola çarpık ve sivri olduğu gözlenmektedir. Madde güçlük indekslerin ortalaması testin orta güçlüğüne biraz üzerinde olduğunu göstermektedir. Ölçme aracının güvenilirlik katsayısı .85 düzeyindedir. Bu katsayı başarı testleri için yüksek düzeyde kabul edilmektedir (Murphy. & Davidsofer, 2001). Aşağıda ölçme değerlendirme sınavına ait puan dağılım grafiği verilmiştir.



Şekil 2. Ölçme ve Değerlendirme Testi Puan Dağılım Grafiği

Şekil 2’de verilen grafik öğrenci puan dağılımının standart normal dağılıma göre sola çarpık ve sivri olduğuna işaret etmektedir. Dağılımın çarpıklık düzeyi incelendiğinde çarpıklık katsayısının 1’in altında olması (  $-0,87$ ) ve çarpıklık için hesaplanan z istatistiğinin  $\alpha=0,05$  düzeyi için belirlenen 1.96 değerinden küçük çıkması dağılımın normalden aşırı sapma göstermediği şeklinde yorumlanabilir. Bununla birlikte basıklık katsayısı değerinin 1’in üzerinde olması (1.20) ve hesaplanan z –istatistiği dağılımın standart normal dağılıma göre sivri olduğunun göstergesi olarak kabul edilebilir.

Teste ilişkin madde ayırıcılık indeksi hesaplanırken test maddelerinin genel olarak orta güçlüğüye yakın olmasından dolayı çift serili korelasyon katsayısına başvurulmuştur (Baykul, 2000).

Tablo 2.3’de testin maddelerine ilişkin madde güçlüğü ( $p_j$ ) ve madde ayırıcılık ( $r_{çift}$ ) katsayıları verilmiştir.

Tablo 2.3.  
Ölçme Aracının Madde Güçlük ve Ayırcılık Değerleri

Madde	$P_i$	$r_{çift}$	Madde	$P_i$	$r_{çift}$
1	.85	.73	26	.44	.35
2	.40	.47	27	.70	.50
3	.52	.50	28	.33	.35
4	.80	.50	29	.35	.32
5	.72	.48	30	.88	.87
6	.71	.45	31	.65	.44
7	.30	.43	32	.76	.60
8	.42	.29	33	.60	.48
9	.48	.47	34	.46	.46
10	.72	.45	35	.76	.52
11	.62	.39	36	.85	.67
12	.85	.69	37	.84	.64
13	.66	.36	38	.73	.46
14	.90	.88	39	.74	.40
15	.84	.70	40	.48	.38
16	.65	.45	41	.65	.44
17	.60	.28	42	.73	.40
18	.89	.85	43	.92	1.00
19	.33	.34	44	.48	.40
20	.33	.36	45	.57	.38
21	.84	.75	46	.76	.57
22	.20	.42	47	.72	.42
23	.82	.45	48	.54	.48
24	.66	.34	49	.60	.45
25	.68	.44	50	.77	.50

Ölçme aracına ilişkin madde güçlükleri ve ayırcılıkları incelendiğinde  $p_i$  değerlerinin .20 ile .92,  $r_{çift}$  değerlerinin ise .28 ile 1 arasında değiştiği gözlenmektedir. Bununla birlikte 8. ve 17. maddelerin ayırcılık indekslerin sınır değer olarak kabul edilen .30'un altında oldukları görülmektedir. İki madde testten çıkarıldığında yapılan analizde testin güvenilirlik katsayısında herhangi bir değişikliğin olmadığı görülmüş ve aynı zamanda iki maddenin de sınır değere yakın değerler aldığı göz önüne alınarak maddelerin tamamının analize katılmasına karar verilmiştir.

### Q Matrisi Hazırlanma Süreci

Araştırmada kullanılan model için özellik madde ilişkisini gösteren Q matrisinin hazırlanması gerekmektedir. Q matrisin belirlenmesi için uzman görüşlerine başvurulmuştur. İlk aşamada soruların hangi özelliklerle temsil edildiğinin belirlenmesi amacıyla ölçme ve değerlendirme alanında doktora düzeyinde eğitimi olan üç öğretim üyesi uzmana başvurulmuştur. Uzman görüşleri soruların toplam 7 özelliği ölçtüğü konusunda uyum göstermiştir.

Sonraki aşamada uzmanlardan her maddenin doğru cevaplanması için öğrencilerin hangi özelliklere sahip olması gerektiğine ilişkin görüşleri alınmıştır. Uzman görüşlerine göre madde özellik ilişkisinin belirlenmesinde her özellik için üç uzmandan ikisinin uyumlu olması koşulu aranmıştır.

Uzmanlar 50 madde için toplam 7 özellik belirlemiştir ve bu özellikleri maddelerle ilişkilendirmiştir. Bu durumda ortaya 75 ilişkilendirme ortaya çıkmıştır. Burada 29 madde bir, 17 madde 2 ve 4 madde 3 özellekle ilişkilendirilmiştir. Uzmanların üçü bu 75 ilişkilendirmenin 59'unda görüş birliğine varmıştır. 19 ilişkilendirmede ise ikişer uzmanın görüş birliği gözlenmiştir. Uzmanlara ait madde özellik tablo sonuçları EK-1 de verilmiştir. Tablo 2.4'de uzmanların belirlediği özellikler ve ilişkili maddelerin listesi verilmiştir.

Tablo 2.4.

#### *Uzman Görüşlerine Göre Madde Özellik İlişkisi*

<b>Özellik no</b>	<b>Özellik</b>	<b>Madde</b>	<b>N</b>
<b>1</b>	Geçerlik Bilgisi	1, 3, 5, 6, 7, 9, 10, 12, 13,	9
<b>2</b>	Güvenirlilik Bilgisi	2, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 15, 16,	9
<b>3</b>	İstatistiksel işlem becerisi	27, 28, 29, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 41, 43	12
<b>4</b>	İstatistiksel Yorum Becerisi	5, 6, 7, 28, 32, 34, 37, 38, 39, 40, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 50	18
<b>5</b>	Madde Analizi Bilgisi	16, 37, 39, 40, 44, 46, 47, 48, 49	9
<b>6</b>	Sınav türleri Bilgisi	4, 12, 13, 14, 15, 18, 19, 20, 21, 22, 24	11
<b>7</b>	Değerlendirme Bilgisi	17, 21, 22, 23, 24, 25, 26,	7

Uzmanların maddeleri özelliklerle ilişkilendirilmesi sonucu elde edilen Q matrisi Tablo 2.5’de verilmiştir.

Tablo 2.5.

*Ölçme Arcına Ait Q Matrisi*

Madde	Özellikler							Madde	Özellikler						
	1	2	3	4	5	6	7		1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	1
2	0	1	0	0	0	0	0	27	0	0	1	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	28	0	0	1	1	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	0	29	0	0	1	0	0	0	0
5	1	1	0	1	0	0	0	30	0	0	1	0	0	0	0
6	1	1	0	1	0	0	0	31	0	0	1	0	0	0	0
7	1	1	0	1	0	0	0	32	0	0	0	1	0	0	0
8	0	1	0	0	0	0	0	33	0	0	1	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0	34	0	0	1	1	0	0	0
10	1	1	0	0	0	0	0	35	0	0	1	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0	36	0	0	1	0	0	0	0
12	1	0	0	0	0	1	0	37	0	0	1	1	1	0	0
13	1	0	0	0	0	1	0	38	0	0	0	1	0	0	0
14	0	0	0	0	0	1	0	39	0	0	0	1	1	0	0
15	0	1	0	0	0	1	0	40	0	0	0	1	1	0	0
16	0	1	0	0	1	0	0	41	0	0	1	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	1	42	0	0	0	1	0	0	0
18	0	0	0	0	0	1	0	43	0	0	1	1	0	0	0
19	0	0	0	0	0	1	0	44	0	0	0	1	1	0	0
20	0	0	0	0	0	1	0	45	0	0	0	1	0	0	0
21	0	0	0	0	0	1	1	46	0	0	0	1	1	0	0
22	0	0	0	0	0	1	1	47	0	0	0	0	1	0	0
23	0	0	0	0	0	0	1	48	0	0	0	1	1	0	0
24	0	0	0	0	0	1	1	49	0	0	0	1	1	0	0
25	0	0	0	0	0	0	1	50	0	0	0	1	0	0	0

DINA Modelde Q matrisinin veriye ve modele uyumu farklı tekniklerle incelenebilmektedir. Öncelikle DINA model test aşamasında model veri uyumunun karşılaştırılabileceği istatistikler hesaplamaktadır. Bu istatistikler veri için kullanılacak farklı modelleri karşılaştırma olanağı tanımaktadır. Aynı zamanda DINA model parametreleri, Q matrisi ile tanımlanan özelliklerin ilişkili olduğu maddeleri temsil etme düzeyleri hakkında bilgi vermektedir. Model veri uyumu ve Q matrisin temsil düzeyi hakkındaki bilgiler verilerin analizi kısmında aktarılacaktır.

## 2.4. Verilerin Analizi

### 2.4.1. Model Veri Uyumu

DINA modelin model-veri uyumu “Test-Level Fit Statistics” adı altında bir analiz ile yapılmaktadır. Bu analiz temel olarak modeller arasında seçim yapmaya imkan vermektedir. Model analiz sırasında Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ve Bayesian Bilgi Kriteri (BIC) olarak bilinen iki istatistik hesaplanmaktadır. AIC temel olarak farklı boyutlu modellerin karşılaştırılmasında kullanılan güçlü bir model seçme kriteridir (Bandolos, 1993; Akıncı, 2007). BIC ise daha çok regresyonda seçilmiş model problemleri için üretilmiş bir kriterdir (Ucal, 2006). Her iki yöntemde de, uyum katsayıları daha düşük olan modelin daha uygun olduğuna karar verilir (Cavanaugh, 2009).

Araştırmada Q matrisiyle belirlenen modelin uyumuna uzmanların hazırladıkları Q matrisler ve uzman uyumlarına göre belirlenen Q matris kullanılarak da bakılmıştır. Tablo 2.6’da üç uzmanın hazırladıkları Q matris ve uzmanlar arasındaki uyum dikkate alınarak belirlenen Q matris kullanılarak yapılan analizler sonucunda elde edilen AIC ve BIC istatistik değerleri verilmiştir.

Tablo 2.2.

*Model Veri Uyumu Karşılaştırması için AIC ve BIC Kriterleri*

	<b>Uzman 1</b>	<b>Uzman 2</b>	<b>Uzman 3</b>	<b>Uzman Uyumu</b>
	<b>Q Matris</b>	<b>Q Matris</b>	<b>Q Matris</b>	<b>Q Matris</b>
<b>AIC</b>	28791.02	28790.10	28796.21	28789.31
<b>BIC</b>	29756.17	29746.25	29769.37	29732.46

Yukarıdaki tabloda da görüldüğü gibi uzmanlar arasındaki uyum dikkate alınarak belirlenen modelin veriye daha iyi uyum sağladığı görülmektedir.

### 2.4.2. DINA Model Parametreleri

Çalışmada kullanılan OxEdit programı Doornik (2002) tarafından geliştirilmiştir ve akademik araştırmalar için ücretsiz erişime açıktır. Programın DINA analizi yapabilmesi için gerekli kodların yüklenmesi gerekmektedir. Bu kodlar programın Maksimum Beklenti (expectation-maximization EM) algoritması kullanarak DINA



model parametrelerini kestirmesine olanak sağlamaktadır. Program, DINA modele ilişkin özelliklerin sonsal dağılımlarını, öğrencilerin örtük sınıflarını, parametreleri temel alan madde uyum indekslerinin kestirimlerini ve standart hatalarını vermektedir. Programın analizi yapılabilmesi için kullanıcının kodları cevaplayıcı, madde ve özellik sayısına göre tekrar düzenlemesi gerekmektedir (de la Torre, 2009). Çalışmada kullanılan veriye ve Q matrisine ilişkin; syntax, EK-2’de, DINA model “OutPut” dosyası EK-3’de verilmiştir.

DINA model için örneklem büyüklüğü ve özellik sayısının kurulan modelin tanımlanabilir olabilmesi için ne düzeyde olması gerektiği konusunda kesin bir ölçüt bulunmamaktadır. Bununla birlikte 4 ile 6 arasındaki özellik için her maddenin yaklaşık birkaç yüz kişi tarafından cevaplanması yeterli görülmektedir (Rupp&Templin, 2008). Huebner (2010), 10’un üzerinde özellik için bazı sorunların oluşabileceğini belirtmiştir. Sonuç olarak araştırma kapsamında kullanılan ölçme aracı için uzmanların belirlediği 7 özellik ve 471 kişilik örneklem büyüklüğü konuyla ilgili daha önce yapılan araştırmalarca modelin tanımlanabilmesi için yeterlidir.

Araştırma kapsamında hazırlanan Q matrisi ve toplanan veriler Oxedit programı için geliştirilen DINA model ara yazılımı kullanılarak test edilmiş ve ölçme aracına ait parametreler belirlenmiştir. Ölçme aracının ve Q matrisinin niteliğini belirleyen  $s$ ,  $g$  ve  $(1-s)$  değerleri aşağıda Tablo 2.7’de verilmiştir.

Tablo 2.3.  
Ölçme Aracına ait DINA Model Parametreleri

Madde	<i>g</i>	<i>s</i>	1- <i>s</i>	Madde	<i>g</i>	<i>s</i>	1- <i>s</i>
1	.74	.08	.92	26	.40	.27	.73
2	.14	.64	.36	27	.49	.13	.87
3	.48	.11	.89	28	.45	.25	.75
4	.50	.23	.77	29	.32	.24	.76
5	.59	.06	.94	30	.59	.18	.82
6	.45	.18	.82	31	.68	.16	.84
7	.76	.12	.88	32	.31	.11	.89
8	.26	.55	.45	33	.43	.24	.76
9	.83	.63	.37	34	.73	.27	.73
10	.75	.02	.98	35	.50	.31	.69
11	.49	.27	.73	36	.61	.22	.78
12	.52	.09	.91	37	.34	.13	.87
13	.68	.22	.78	38	.32	.24	.76
14	.32	.49	.51	39	.42	.42	.58
15	.47	.34	.66	40	.62	.33	.67
16	.43	.03	.97	41	.55	.22	.78
17	.24	.15	.85	42	.80	.26	.74
18	.51	.18	.82	43	.58	.46	.54
19	.40	.24	.76	44	.81	.41	.59
20	.40	.36	.64	45	.80	.33	.67
21	.43	.24	.76	46	.67	.18	.82
22	.52	.14	.86	47	.99	.49	.51
23	.38	.03	.97	48	.84	.33	.67
24	.35	.35	.65	49	.29	.26	.74
25	.71	.30	.70	50	.30	.17	.83
<b>Ortalama</b>					.52	.25	.75

Ölçme aracına ilişkin DINA model *s* ve *g* parametreleri incelendiğinde *g* değerinin .14 ile .99 arasında yer aldığı gözlenmektedir. Ölçme aracına ilişkin *s* parametresi değerleri ise .02 ile .64 aralığında değişmektedir. Parametrelerin ortalamalarına bakıldığında *g* değerlerinin .52 *s* değerlerinin ise .25 ortalamaya sahip oldukları gözlenmektedir. Wenmin (2006) düşük *s* değerlerinin ve yüksek *g* değerlerinin testin kolay olduğunun göstergesi olduğunu söylemektedir. Ölçme aracına ilişkin *s* ve *g* parametreleri incelendiğinde de testin ortalamadan biraz daha kolay olduğu görülmektedir.

De la Torre (2008,) De la Torre (2009) ve Wenmin (2006) 1-*s* değerinin 0'a yaklaşmasının madde için belirlenen özelliklerin Q matrisi tarafından tam olarak temsil edilmemesinin bir göstergesi olarak yorumlanması gerektiğini söylemişlerdir. Bu anlamda bu değer uygulanan ölçme aracına ait maddelerin Q matrisiyle uyuşma

oranının bir göstergesi olarak yorumlanması anlamına gelmektedir. Uygulanan ölçme aracına ait 1-s değerleri incelendiğinde bu değerlerin .36 ile .98 aralığında olduğu gözlenmektedir. Aynı zamanda sadece 2. ve 9. maddelerde bu değer .50'nin altında kalmıştır. Bu durum maddeleri doğru cevaplamak için gerekli olan özelliklerin Q matris tarafından doğru ilişkilendirildiğinin bir göstergesi olarak kabul edilebilir.

### ***2.4.3. Geçti Kaldı Kararlarına İlişkin Ölçütler***

Araştırma kapsamında ölçme aracının uygulandığı grubun ders başarısına ilişkin kararların geçerliği inceleneceğinden, öğrenciler hakkında mutlak değerlendirme ve bağıl değerlendirme durumlarına göre analizler için ölçütler farklı alınacaktır.

Mutlak Değerlendirme: Üzerinde değerlendirme yapılacak grup henüz bir ölçme işlemine tabi tutulmadan, yani ölçme işlemi yapılmadan, bütün grup için kesin ve standart olarak belirlenen eşik değerine mutlak ölçüt adı verilir. Değerlendirmede kullanılan ölçütün yukarıda belirtildiği gibi mutlak olması durumunda ise yapılan değerlendirmeye mutlak değerlendirme adı verilir (Özçelik. 2010). Hambleton (1990) öğrenme eksikliklerinin belirlenmesi, öğretimin etkililiğinin belirlenmesi, program değerlendirme çalışmaları ve bazı durumlar için öğrenci başarısının belirlenmesi amacı ile yapılan değerlendirmelerde mutlak değerlendirme kullanılabileceğini söylemektedir. Bununla birlikte Turgut (1995) kullanılan ölçme aracının çok zor sorulardan oluşmadığı, sınavın öğrencilerin düzeyine uygun olduğu, bütün soruların öğrenciler tarafından yanıtlanabilir olduğu, yanıtlama süresinin yeterli olduğu (yani kullanılan ölçme aracının hız testi olmadığı) ve ölçme işleminin yeterli güvenilirlik ve geçerlikte yapılabildiği durumlarda mutlak değerlendirmenin yapılabileceğini belirtmiştir. Mutlak değerlendirmede öğrencilerin testten aldıkları ham puanların Mutlak Başarı Yüzdesi (MBY) hesaplanabilir.

Ege Üniversitesi kapsamında mutlak değerlendirme kullanılan bölümlerde ölçüt 100 puan üzerinden 60 puandır. Bu nedenle çalışma kapsamında öğrenci hakkında geçti kararı için ölçüt 60 puan kabul edilmiştir.

Bağıl Değerlendirme: Ölçme işlemi sonrasında, ölçme sonuçlarına dayalı olarak elde edilen ölçüte bağıl ölçüt, bu ölçüte göre yapılan değerlendirmeye bağıl değerlendirme denilmektedir. Ege Üniversitesinde değerlendirilecek sınıf mevcuduna

göre aritmetik ortalama ve standart sapmaya göre ve önceden belirlenen yüzdelerle göre not verme yöntemleri kullanılmaktadır. Aşağıda Ege üniversitesi bağıl değerlendirme sistemi ve harfli sistem uygulama kılavuzundan (2010) alınan araştırmada kullanılacak yöntemle ilişkin bilgiler verilmiştir.

Ege Üniversitesinde öğrencilerin notlarının Bağıl Değerlendirme sistemi içinde ham başarı notlarının ortalama hesabına katılabilmeleri için, bu notlarının belirli bir baraj değerini aşması gerekmektedir. Bu baraj değeri Ortalamaya Katma Değer Limiti (OKDL) olarak tanımlanır baraj değeri 15 olarak kabul edilir. Bununla birlikte Ege Üniversitesi bağıl not sisteminde final baraj notu 35'dir. Final notları 35 in altında kalan öğrencilerin ham notları, ham puan ortalaması hesabına katılmasına karşın değerlendirilmeye alınmaz ve bu durumdaki öğrenciler aldıkları dersten başarısız sayılırlar.

Ege üniversitesi Bağıl Değerlendirme sisteminde öğrenci harf notları sınıfın önceden belirlenmiş seviye ölçütlerine göre belirlenir. Sınıf seviyesi ham puan ortalaması esas alınarak belirlenir ve Tablo 2.8'de açıklandığı şekilde tanımlanır.

Tablo 2.4.  
*Bağıl Değerlendirme Sınıf Seviyesi*

<b>Seviye</b>	<b>Ham puan ortalaması</b>
Mükemmel	70-100
Çok iyi	62,5-70
İyi	57,5-62,5
Orta üstü	52,5-57,5
Orta	47,5-52,5
Zayıf	42,5-47,5
Kötü	0-42,5

Ege üniversitesi bağıl değerlendirme sistemine göre öğrencilerin testten aldıkları ham puanlar için z puanları hesaplanır. Bu puanlar üniversitenin belirlediği ham puan ortalaması 60 ve standart sapması 10 olan t puanlarına dönüştürülür. Her bir öğrenci için belirlenen t puanları sınıf seviyelerine göre değişen t puan sınır değerlerine göre harf notlarına dönüştürülür. Tablo 2.9, harf notlarının t sınır değerlerini vermektedir.

Tablo 2.5.  
*Harf Notları t Sınır Değeri*

Seviye	FF	FD	DD	DC	CC	CB	BB	BA	AA
<b>Mükemmel</b>	<34	34-38,99	39-43,99	44-48,99	49-53,99	54-58,99	59-63,99	64-68,99	≥69
<b>Çok İyi</b>	<36	36-40,99	41-45,99	46-50,99	51-55,99	56-60,99	61-65,99	66-70,99	≥71
<b>İyi</b>	<38	38-42,99	43-47,99	48-52,99	53-57,99	58-62,99	63-67,99	68-72,99	≥73
<b>Orta Üstü</b>	<40	40-44,99	45-49,99	50-54,99	55-59,99	60-64,99	65-69,99	70-74,99	≥75
<b>Orta</b>	<42	42-46,99	47-51,99	52-56,99	57-61,99	62-66,99	67-71,99	72-76,99	≥77
<b>Zayıf</b>	<44	44-48,99	49-53,99	54-58,99	59-63,99	64-68,99	69-73,99	74-78,99	≥79
<b>Kötü</b>	<46	46-50,99	51-55,99	56-60,99	61-65,99	66-70,99	71-75,99	76-80,99	≥81

Tablo 2.9'a göre belirlenen öğrenci harf notlarına göre bağlı sistemde harf notu FF ve FD olan öğrenciler dışındaki öğrenciler o dersten başarılı sayılır.

Araştırma içinde bağlı değerlendirmeye ilişkin bulgular yukarıda verilen açıklamalara göre hesaplanmıştır.

DINA Model: DINA model yapısı gereği öğrencinin testteki maddeleri doğru cevaplamak için gerekli olan özelliklere sahip olup olmadıklarını belirler. Bu anlamda hem her bir öğrencinin öğrenme eksiklerini hem de bir sınıf içinde her bir özelliğe sahip olan bireylerin sayılarını hesaplama imkanı sağlar. Bu şekilde DINA modelle bir sınıfın her bir özelliğın ne düzeyde kazandığı yani özelliğe sahip öğrencilerin sınıf mevcuduna oranları kolayca hesaplanabilmektedir.

DINA modelin temel amacı öğrencinin ait olduğu örtük sınıfı belirlemektir. Bu amaç için öğrencinin toplam doğru sayısını değil o özelliğe sahip olma olasılığını en çok arttıran maddeleri belirleme yöntemini kullanılmaktadır. DINA model de her bir öğrencinin sahip olduğu özellikler MTK temelli bireysel yetenek düzeyi ( $\theta$ ) kestirimi ve bireye ilişkin bilişsel tanıyı koyabilmek için belirlenen bireysel özellik vektörü ( $\alpha$ ) kestiriminin bir kombinasyonu ile belirlenir (McGlohen, 2004).

DINA modelin bir cevaplayıcının belirli bir özelliğe sahip olup olmadığını belirleme aşaması temel olarak öğrencinin özellik bakımından 0 sınıfında mı yoksa 1 sınıfında mı olacağına dair bir olasılık değeri belirleme sürecidir. Bu olasılık değeri için genel olarak .50 eşiğı kullanılır. Öğrencinin özelliğe sahip olma olasılığı .50 değerinin altında kalırsa 0 sınıfına, üstünde ya da aynı değeri alırsa 1 sınıfına dahil olur. DINA

modelde öğrenciye ilişkin  $\alpha$  kestirimi, özelliği temsil eden maddelerin güçleriyle ilgilidir. Maddenin olasılık belirleyen temel parametresi ise  $s$  dir. Bu anlamda DINA model ilk bölümde de aktarıldığı gibi öğrencinin özelliğe sahip olma olasılığının .50 üzerine çıkmasını öğrencinin özelliğe sahip olduğu kararı verilmesi için yeterli görmektedir. Bu olasılık değerinin belirlenmesindeki temel ölçüt ise analiz sırasında iterasyonlarla belirlenen DINA modele ilişkin  $s$  ve  $g$  parametreleridir.

Literatürde DINA modelin belirlediği özellikler kullanılarak testi alan bireyler hakkında geçti kaldı kararı verme ya da bu özellikleri farklı bir yöntemle karşılaştırma amacı taşıyan çalışmalara rastlanmamıştır. Bu nedenle araştırmada öğrencilerin sahip oldukları özellik sayılarıyla mutlak ve bağıl değerlendirme sonuçlarını karşılaştırabilmek amacıyla uzman görüşlerine başvurularak DINA modele ilişkin bir ölçüt belirleme yoluna gidilmiştir.

Bu amaçla iki farklı üniversitede öğretim üyesi düzeyinde “eğitimde ölçme ve değerlendirme” dersini yürüten 3 uzmanın konuyla ilgili görüşlerine başvurulmuştur. Araştırma kapsamında hazırlanan ölçme aracı, ölçme aracındaki maddelere göre belirlenen  $Q$  matrisini inceleyen uzmanlar, dersten başarılı sayılmak için DINA model tarafından belirlenen 7 özellikten herhangi 4 tanesine sahip olmanın alt sınır olması konusunda görüş birliğine varmışlardır.

Uzman görüşleri doğrultusunda, mutlak ölçüt için belirlenen %60’lık alt sınıra paralel olarak ölçme aracı için belirlenmiş 7 özellikten en az 4 tanesine sahip olmanın DINA model için derste başarılı olmanın ölçütü olarak kabul edilmesine karar verilmiştir.

### 3. BÖLÜM III

#### BULGULAR VE YORUMLAR

Bu bölüm araştırmanın alt problemlerine ilişkin bulguları ve yorumları içermektedir. Uygulanan ölçme aracı sonunda öğrenciler hakkında mutlak ölçütlere göre ve bağıl ölçütlere göre verilen geçti kaldı kararlarının DINA model tarafından belirlenen öğrencilerin ait oldukları örtük sınıflarla karşılaştırılması incelenmiştir. DINA model sınıflamalarından yola çıkarak öğrencilerin sahip olmaları gereken özelliklere ne oranda sahip oldukları hakkında bilgilere yer verilmiştir. Bununla birlikte DINA modelin öğrenme eksik ve yanlışlarını ortaya çıkarma konusunda ne düzeyde başarılı olduğu incelenmiştir.

#### 3.1.Alt Problem 1'e İlişkin Bulgular

*DINA modele ve mutlak ölçüte göre değerlendirme yapıldığında sınıflama geçerliğinin düzeyi farklılaşmakta mıdır?*

Aşağıda Tablo 3.1'de Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme dersine ilişkin mutlak ölçüte dayalı olarak haklarında geçti ve kaldı kararı verilen öğrencilerin dağılımı görülmektedir.

Tablo 3.1.  
*Mutlak Ölçüt Geçti Kaldı Oranı*

<b>Karar</b>	<b>Frekans</b>	<b>Yüzde</b>
<b>Kaldı</b>	138	29.2
<b>Geçti</b>	333	70.6
<b>Toplam</b>	471	100

Tablo 3.1'de görüldüğü gibi grupta 333 kişi dersten başarılı, 138 kişi ise başarısız sayılmıştır. Grubun başarı oranı %70 düzeyindedir. Tablo 3.2'de çalışma grubu için DINA modelle belirlenen sahip olunan özellik sayısına göre öğrencilerin dağılımı verilmiştir.

Tablo 3.2.  
*DINA Modelde Öğrencilerin Ölçme ve Değerlendirme Dersinde Sahip Oldukları Özelliklerin Sayısına Göre Dağılımı*

Özellik sayısı	Frekans	%	Yığılmalı %
0	1	0.2	0.2
1	10	2.1	2.3
2	74	15.7	18.0
3	31	6.6	24.6
4	58	12.3	36.9
5	80	17.0	53.9
6	192	40.8	94.7
7	25	5.3	100.0
<b>Toplam</b>	<b>471</b>	<b>100</b>	

Öğrencilerin sahip oldukları özelliklerin sayısına göre dağılımlarına bakıldığında, 6 özelliğe sahip olan öğrenci sayısının grubun %40'ını oluşturduğu görülmektedir. Bütün özelliklere sahip olan 25 kişi bulunurken hiç bir özelliğe sahip olmayan sadece bir öğrenci gözlenmiştir. Grup içinde mutlak ölçüte göre başarısız sayılan öğrencilerin DINA modele göre sahip oldukları özellik sayılarının dağılımı Tablo 3.3'de verilmiştir.

Tablo 3.3.  
*Mutlak Ölçüte Göre Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı*

Sahip olunan özellik sayısı	Frekans	%	Yığılmalı %
0	1	0.7	0.7
1	10	7.2	8.0
2	63	45.7	53.6
3	14	10.1	63.8
4	25	18.1	81.9
5	8	5.8	87.7
6	17	12.3	100.0
<b>Toplam</b>	<b>138</b>	<b>100</b>	

Dersten başarısız sayılan 138 öğrencinin sahip oldukları özelliklerin sayısı incelendiğinde 4, 5 ve 6 özelliğe sahip olmasına rağmen dersten başarısız sayılan öğrencilerin olduğu gözlenmektedir. Bu durumda maddeleri doğru cevaplamak için



gerekli özelliklerinin yarısından fazlasına sahip olan 50 öğrenci hakkında dersten başarısız olduğu kararı verilmiştir. Bu sayı dersten başarısız olan öğrencilerinin toplamının %36.2'sini oluşturmaktadır. Bu oran mutlak ölçütle ve DINA modelle belirlenen kaldı kararları arasındaki uyumsuzluk olarak yorumlanabilir. Tablo 3.4'de mutlak ölçüte göre dersten başarılı sayılan öğrencilerin sahip oldukları özellik sayılarının frekans ve yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 3.4.  
*Mutlak Ölçüt Göre Geçti Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı*

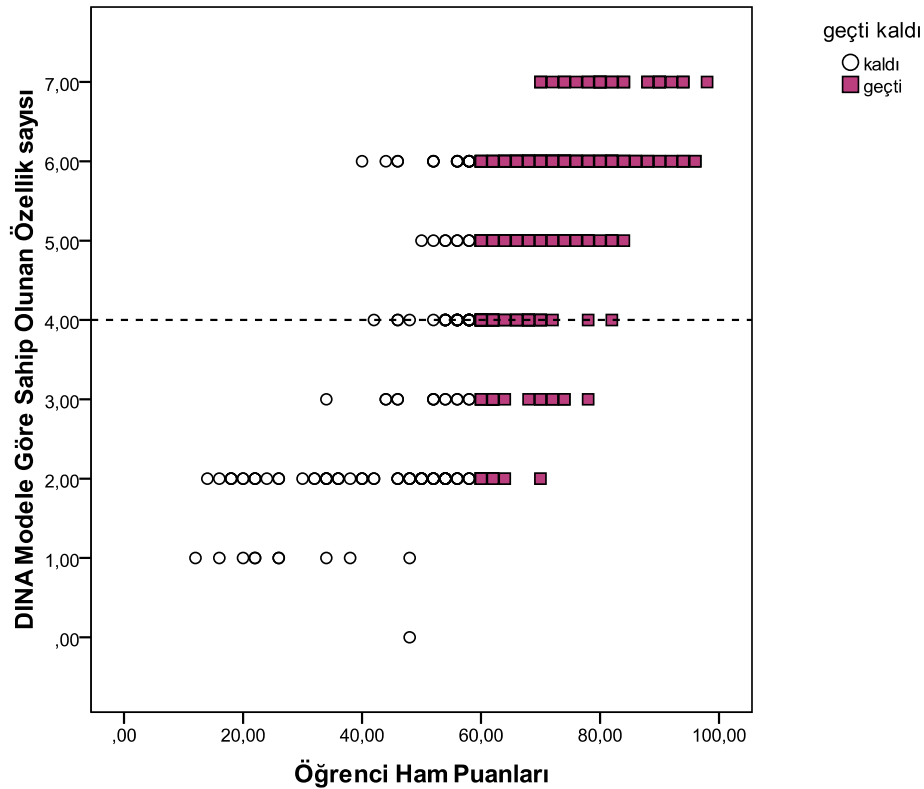
Sahip olunan özellik sayısı	Frekans	%	Yığılmal %
2	11	3,3	3,3
3	17	5,1	8,4
4	33	9,9	18,3
5	72	21,6	39,9
6	175	52,6	92,5
7	25	7,5	100,0
<b>Toplam</b>	<b>333</b>	<b>100,0</b>	

Tablo 3.4'de de görüldüğü gibi hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin 11 tanesi (%3.3) iki, 17 tanesi (%5.1) üç özellik olmak üzere 28'i maddeleri cevaplamak için gereken özelliklerin yarısından daha azına sahiptir. DINA model ve mutlak ölçüte göre yapılan sınıflama göz önüne alındığında, hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin %8,4'lük kısmı için iki yöntem arasında uyumsuzluk gözlenmektedir. Hem kalan hem de geçen öğrencilerin durumları incelendiğinde, öğrencilerin DINA model tarafından belirlenen örtük sınıfları ile mutlak ölçüte dayalı olarak verilen geçti kaldı kararları arasında bazı farklılıklar belirlenmiştir. DINA model tarafından toplam özelliğin yarısından çoğuna sahip olduğu belirlenen 50 (%36.2) öğrenci için mutlak değerlendirmede kaldı kararı verilmiştir. Benzer şekilde toplam özellik sayısının yarısından daha azına sahip olan 28 (%8.4) öğrenci için ise geçti kararı verilmiştir. Özellikle 6 özelliğe sahip olmasına rağmen hakkında kaldı kararı verilen 17(%12.3) öğrenci ve sadece 2 özelliğe sahip olmasına rağmen hakkında geçti kararı alınan 11 öğrenci dikkat çekici görülmektedir. Tablo 3.5, tüm grup için DINA model ve mutlak ölçüt kullanılarak verilen geçti kaldı kararlarının uyumunu göstermektedir.

Tablo 3.5.  
Mutlak Ölçüt ve DINA Modele Göre Hakkında Geçti Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin Oranları

		DINA Model		Toplam
		Kaldı	Geçti	
Mutlak ölçüt	Kaldı	88(%18.7)	50 (%10.6)	138(%29.3)
	Geçti	28 (%5.9)	305 (%64.8)	333(%70.7)
	Toplam	116(%24.6)	355 (%75.4)	471 (%100)

Grubun tamamı göz önüne alındığında toplam 471 öğrenci arasından hakkında kaldı kararı verilen 138 öğrenciden 50 tanesi, geçti kararı verilen 333 öğrenciden 28 tanesi DINA modelin belirlediği özelliklere sahip olma sayılarına göre uyumsuz sınıflandırılmıştır. Bu anlamda 471 öğrenci için mutlak ölçüte göre yapılan sınıflamaların %16.5'inin DINA model sınıflamalarına göre uyumsuz olduğu gözlenmektedir. Şekil 3'de öğrencilerin sahip oldukları özellik sayıları ve testten aldıkları ham puanlar arasındaki ilişki gösterilmektedir.



Şekil 3. Mutlak Ölçüt ile Verilen Geçti Kaldı Kararlarına Göre Öğrencilerin Sahip Olduğu Özellik sayısı-Ham puan ilişkisi

Şekil 3’de yer alan çizgi öğrencilerin dersten başarılı kabul edilmesi için sahip olması gereken minimum özellik sayısı olan 4’ü göstermektedir. Grafikte kare ile ifade edilen bireyler mutlak ölçüte göre dersten başarılı, daire ile gösterilen bireyler ise başarısız olmuşlardır. Bu anlamda çizginin altında kalan kareler ve çizginin üstünde kalan daireler iki yöntem arasındaki uyumsuz sınıflamaları ifade etmektedir. İki modelin hata payları da göz önüne alındığında 6 özelliğe sahip olmasına rağmen dersten başarısız sayılan 17 ve iki özelliğe sahip olmasına rağmen dersten başarılı sayılan 11 öğrenci iki yöntem arasındaki önemli düzeyde uyumsuzluğun oranı hakkında fikir vermektedir. Mutlak değerlendirme için bu oran %6 düzeyindedir.

Öğrencilerin sahip oldukları özelliklere göre geçti kaldı kararları ile ilgili bilgiler Tablo 3.6’de verilmiştir. Tablo 3.6, hakkında geçti kaldı kararı verilen öğrencilerin hangi özelliklere sahip olduğunu göstermektedir. Tablonun ilk sütunu özellik numaralarını, ikinci sütunu ise özelliklerin açıklamasını içermektedir. Tabloda 3. sütun özelliğe sahip olmayan ve hakkında kaldı kararı alınan, 4. sütunu ise özelliğe sahip olduğu halde hakkında kaldı kararı alınan öğrenci sayısını göstermektedir. Tabloda 5. ve 6. sütunlar hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin özelliklere sahip olma durumunu göstermektedir.

Tablo 3.6.  
*Mutlak Ölçüt Geçti Kaldı Kararı Özellik İlişkisi*

No	Özellik	Kaldı		Geçti	
		0	1	0	1
1	Geçerlik Bilgisi	80	58	156	177
2	Güvenirlilik Bilgisi	83	55	38	295
3	İstatistiksel işlem becerisi	107	31	63	270
4	İstatistiksel Yorum Becerisi	64	74	148	185
5	Madde Analizi Bilgisi	20	118	7	326
6	Sınav türleri Bilgisi	110	28	51	282
7	Değerlendirme Bilgisi	82	56	78	255

Genel mantık olarak hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerden özelliğe sahip olanların sayısının daha az, özelliğe sahip olmayanların sayısının ise daha fazla olması beklenmektedir. Geçti kararı için ise ilişkinin tam tersi olması gerekmektedir. Tablo 3.6 incelendiğinde 3. ve 6. özelliklere sahip öğrencilerin kaldı kararlarının

belli oranda tutarlı olduğu görülmektedir. Bu iki özelliğe sahip olmayan bireyler için çoğunlukla kaldı kararı verilirken, sahip olan bireyler içinse geçti kararı verilmiştir. Madde analizi bilgisi özelliği için ise kaldı kararları konusunda bir tutarsızlık olduğu izlenimi oluşsa da, bu özelliğe grubun genelinde %95 düzeyinde sahip olunduğu düşünüldüğünde, özelliğe sahip olmasına rağmen kalan öğrencilerin sayısının fazla olması normal görülmektedir. Haklarında geçti kararı alınan öğrencilerin durumu incelendiğinde 2, 3, 5, 6 ve 7. özellikler için dağılımın beklenen düzeyde olduğu görülmektedir. Bu özelliklere sahip olan öğrenciler genelde dersten başarılı olmuştur. “Geçerlik bilgisi” ve “istatistiksel yorum becerisi” için ise bu özelliklere sahip olmadıkları halde haklarında geçti kararı verilen öğrenci sayısı oldukça fazladır.

Bununla birlikte mutlak değerlendirme kullanılarak hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerin DINA modele göre belirlenen 7 özellikten 4 veya daha üstüne sahip olanların dersten başarılı kabul edilmesi gerektiğini iddia etmekte kesin bir doğruluk taşımamaktadır. Araştırma kapsamında uzman görüşlerine dayanılarak bu durum bir ölçüt olarak kabul edilmekle birlikte özelliklerin ağırlıklandırılması, bazı özelliklerin ön koşul kabul edilmesi ya da özellikler arasında bir hiyerarşi oluşturulması durumlarında sınıflamalara ilişkin uyumun değişmesi mümkündür. Örneğin geçti kaldı kararlarının geçerliğinin araştırılmasında, öğrencilerin DINA modelle belirlenen en az 5 özelliğe sahip olunması gerektiği ölçütü kabul edildiğinde, DINA model ve mutlak değerlendirme arasındaki uyumun %95’e çıktığı görülmektedir.

### **3.2. Alt Problem 2’ye İlişkin Bulgular**

*DINA modele ve bağıl ölçüte göre değerlendirme yapıldığında sınıflama geçerliğinin düzeyi farklılaşmakta mıdır?*

Bağıl değerlendirmeye göre geçti kaldı kararları incelenirken öncelikle grubun tamamına ilişkin bağıl değerlendirme sonuçları dikkate alınmıştır. Öncelikle Ege Üniversitesi’nde kullanılan bağıl değerlendirme yöntemi için belirlenen ortalamaya katılma ölçütü (15 puan) göz önüne alınarak grup ortalaması belirlenirken, 347. ve 302. sıradaki öğrencilerin puanları ortalamaya dahil edilmemiştir. Gruba ilişkin yeni ham puan ortalama değeri 64.44 bulunduğundan grup, Ege Üniversitesi bağıl değerlendirme yönteminde “Çok İyi” sınıf düzeyine dahil edilmiştir. Çalışmanın

yöntem kısmında belirtildiği üzere sınıf düzeyi “çok iyi” olan sınıflarda minimum geçme notu (DD) 41 olarak belirlenmiştir. Tablo 3.7, bu ölçütler dikkate alınarak tüm grup için bağıl değerlendirme yöntemiyle verilen geçti kaldı kararlarının frekanslarını vermektedir.

Tablo 3.7.  
*Bağıl Ölçüt Geçti Kaldı Oranı*

<b>Karar</b>	<b>Frekans</b>	<b>Yüzde</b>
<b>Kaldı</b>	29	6.2
<b>Geçti</b>	442	93.8
<b>Toplam</b>	471	100

Tablo 3.7’de görüldüğü gibi grubun %94’lük bölümü için geçti kararı verilmiştir. Tablo 3.8, hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerin maddelerin doğru cevaplanması için gerekli olan özelliklerden kaç tanesine sahip olduğunu göstermektedir.

Tablo 3.8.  
*Bağıl Ölçüte Göre Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı*

<b>Sahip olunan özellik sayısı</b>	<b>Frekans</b>	<b>%</b>	<b>Yığılmalı %</b>
<b>1</b>	8	27.6	27.6
<b>2</b>	20	69	96.6
<b>3</b>	1	3.4	100
<b>Toplam</b>	29	100	

Bağıl ölçüte göre haklarında kaldı kararı verilen 29 öğrencinin 1, 2 ya da 3 özelliğe sahip olduğu görülmektedir. Bu noktada bağıl ölçütün kaldı kararları konusunda DINA model sınıflamalarıyla uyumlu olduğu gözlenmektedir. Tablo 3.9, bağıl ölçüte göre dersi geçen öğrencilerin sahip oldukları özelliklerin sayısını vermektedir.

Tablo 3.9.  
*Bağlı Ölçüte Göre Geçti Kararı Verilen Öğrencilerin DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayılarının Dağılımı*

Sahip olunan özellik sayısı	Frekans	%	Yığılmalı %
0	1	.2	.2
1	2	.5	.7
2	54	12.2	12.9
3	30	6.8	19.7
4	58	13.1	32.8
5	80	18.1	50.9
6	192	43.4	94.3
7	25	5.7	100.0
<b>Toplam</b>	<b>442</b>	<b>100.0</b>	

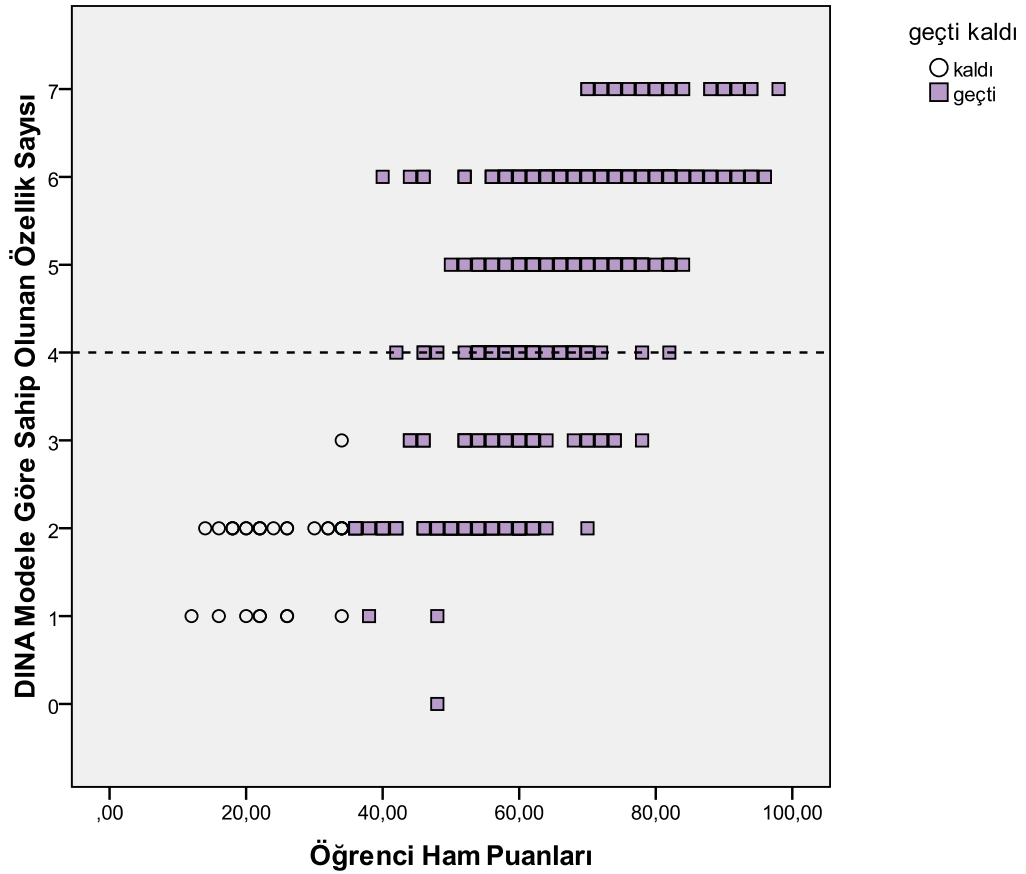
Öğrenciler hakkında bağlı ölçüte göre verilen geçti kararları incelendiğinde, 87 öğrencinin maddelerin doğru cevaplanması için gerekli olduğu belirlenen özelliklerin yarısından azına sahip olmasına rağmen dersten başarılı sayıldıkları görülmektedir. Tablo 3.10, tüm grup için DINA model ve mutlak ölçüt kullanılarak verilen geçti kaldı kararlarının uyumunu göstermektedir.

Tablo 3.10.  
*Bağlı Ölçüt ve DINA Modele Göre Hakkında Geçti Kaldı Kararı Verilen Öğrencilerin Oranları*

		DINA Model		Toplam
		Kaldı	Geçti	
Bağlı ölçüt	Kaldı	29(%6.2)	0(%0)	29 (%6.2)
	Geçti	87(%18.5)	355(%75.4)	442(%93.8)
	<b>Toplam</b>	<b>116(%24.6)</b>	<b>355 (%75.4)</b>	<b>471 (%100)</b>

Tablo 3.10'da görüldüğü gibi iki yöntem arasında hakkında kaldı kararı verilen öğrenciler için herhangi bir uyumsuzluk görülmezken bağlı ölçüt ve DINA model arasındaki uyuşmanın geçti kararı verilen öğrenciler için yaklaşık %19 oranında bozulduğu gözlenmektedir.

Şekil 4'de öğrencilerin sahip oldukları özellik sayıları ve testten aldıkları ham puanlar arasındaki ilişki bağlı ölçüt kullanıldığında verilen geçti kaldı kararları dikkate alınarak gösterilmektedir.



Şekil 4. Bağlı Ölçütlerle Verilen Geçti Kaldı Kararlarına Göre Öğrencilerin Sahip Olduğu Özellik Sayısı-Ham Puan İlişkisi

Şekil 4’de DINA model sınıflamalarına göre öğrencilerin dersten başarılı sayılabilmeleri için sahip olmaları gereken minimum değer olan 4 özelliği gösteren çizginin altında kalan kare simgeleri uyumsuz sınıflamaları göstermektedir. Grafikte de görüldüğü gibi bağlı ölçüt kullanıldığında hiç özelliğe sahip olmayan, bir veya iki özelliğe sahip olan bireyler hakkında geçti kararı verilmiştir. Bu 57 öğrenci iki yöntem arasında ciddi düzeydeki uyumsuzluğu göstermektedir. İki yöntem arasında uyumsuzluğun oranı %12 olarak hesaplanmıştır.

Bozulma oranının gerçekleşme düzeyi hakkında yorum yapılabilmesi için öğrencilerin bağlı sistemde harf notlarına bakılmış ve harf notlarıyla DINA model örtük sınıfları arasındaki ilişki incelenmiştir.

Tablo 3.11, tüm sınıflar için öğrencilerin harf notları dağılımı ve bu notları alan öğrencilerinin DINA model tarafından belirlenen sahip oldukları özellik sayılarını göstermektedir.

Tablo 3.11.

*Öğrencilerin Bağlı Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları*

Özellik Sayısı	Harf Notları									Toplam
	FF	FD	DD	DC	CC	CB	BB	BA	AA	
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
1	5	3	1	1	0	0	0	0	0	10
2	11	10	10	10	17	13	2	1	0	74
3	1	0	3	3	10	7	6	1	0	30
4	0	0	0	5	20	23	8	3	1	60
5	0	0	1	1	11	25	25	18	0	81
6	0	0	0	5	16	30	64	38	36	190
7	0	0	0	0	0	0	5	9	11	25
<b>Toplam</b>	17	13	16	25	74	98	110	70	48	<b>471</b>

Tablo 3.11 incelendiğinde bazı uç gözlemler dikkat çekmektedir. DD harf notu alan öğrencilerden bir tanesinin toplam 5 özelliğe sahip olduğu gözlenmiştir. Aynı zamanda sadece 4 özelliğe sahip olan bir öğrencinin de AA harf notu aldığı görülmektedir. Tabloda koyu renk hücreler 3 özellik ve daha azına sahip olan öğrencileri göstermektedir. Tablo bu şekilde incelendiğinde tablonun sol alt ve sağ üst hücrelerindeki gözlem sayısının düşüklüğü sınıflamalarının geçerliğinin bir göstergesi olarak kabul edilebilir. Hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerin sahip oldukları özellikler incelendiğinde sınıflamalarda herhangi bir uyumsuzluk görülmemektedir. Hakkında geçti kararı verilen öğrencilerde ise 10 öğrenci az sayıda özelliğe sahip olmalarına rağmen yüksek harf notları alırken, 47 öğrenci CC ve CB, 29 öğrenci ise DD ve DC harf notları alarak dersten başarılı sayılmışlardır. Görüldüğü gibi bağlı değerlendirmede öğrenciler için verilen geçti kaldı kararları kadar öğrencilerin dersten başarılı olma düzeyleri arasında da bir uyumsuzluk gözlenmektedir. CC-CB harf notu aralığı mutlak sistemde 60-73 puan aralığına denk gelmektedir. Bu durumda maddelerin doğru cevaplanması için gerekli olan 7



özelliğinden sadece ikisine sahip olan 13 kişinin bağıl sistemde 66-73 puan aralığında başarılı sayıldığını göstermektedir.

Sınıflama uyumlarının bozulmasını daha iyi örnekleyebilmek amacıyla aşağıda DINA model sınıflamalarıyla uyumsuz olan ve uyumlu olan iki sınıf örnek olarak aktarılmıştır. Tablo 3.12, Biyoloji bölümü öğrencilerinin harf notları ile DINA model tarafından belirlenen sahip olunan özellik sayıları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Biyoloji bölümü öğrencileri “orta üstü” sınıf düzeyindedir ve harf notları bölüm ortalamalarına göre hesaplanan bu sınıf düzeylerine göre belirlenmiştir.

Tablo 3.12.

*Biyoloji Bölümü Öğrencilerinin Bağıl Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları*

Özellik sayısı	Harf Notları									Toplam
	FF	FD	DD	DC	CC	CB	BB	BA	AA	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	2	4	3	8	9	2	1	0	30
3	0	0	0	0	1	1	2	1	0	5
4	0	0	0	1	2	4	1	2	0	10
5	0	0	0	0	1	1	1	5	0	8
6	0	0	0	0	0	2	1	3	0	6
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>Toplam</b>	3	3	4	4	12	17	7	12	0	62

Tabloda görüldüğü gibi hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerle, öğrencilerin sahip oldukları özellik sayıları arasındaki uyum yüksek düzeydedir. Bununla birlikte hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin 6 tanesi 3 ve daha az özelliğe sahip olmasına rağmen BB ve BA gibi yüksek harf notları almışlardır. Sahip oldukları özellik sayısı 3 ve altında olan 19 öğrenci ise CC ve CB gibi orta üstü notlarla dersten başarılı sayılmışlardır. 7 öğrenci ise DD ve DC harf notlarıyla sınırın üstünde kalarak haklarında geçti kararı verilmiştir. Tablo 3.12’de görüldüğü gibi ölçme arcındaki maddelerle ilişkilendirilen toplam 7 özelliğinden sadece 2 tanesine sahip olmasına rağmen 27 öğrenci dersten başarılı sayılmıştır. Biyoloji bölümü özelinde bağıl sisteme göre geçti kaldı kararlarının sınıflama geçerliği incelendiğinde toplam 32 öğrencinin sahip olunması gereken özellikleri kazanmadan dersten geçtikleri

görülmektedir. Biyoloji bölümünde okuyan toplam 62 öğrenci için yapılan sınıflamalarını 32 tanesinin uyumsuz olduğu görülmektedir. Bu durumda uyumsuz sınıflama oranı yaklaşık %52'dir.

Tablo 3.13, Sosyoloji bölümüne için DINA model tarafından belirlenen özelliklere göre öğrencilerin harf notu dağılımını vermektedir.

Tablo 3.13.

*Sosyoloji Bölümü Öğrencilerinin Bağlı Ölçüt Harf Notları ve DINA Modele Göre Sahip Oldukları Özellik Sayıları*

Özellik sayısı	Harf Notları									Toplam
	FF	FD	DD	DC	CC	CB	BB	BA	AA	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	1	1	0	0	0	2
5	0	0	0	0	1	2	1	0	0	4
6	0	0	0	0	2	8	9	1	2	22
7	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
<b>Toplam</b>	0	0	0	0	4	11	10	2	3	32

Tabloda görüldüğü gibi Sosyoloji bölümüne ilişkin harf notları ve DINA modele göre yapılan sınıflama büyük oranda uyusmaktadır. Öğrencilerin özelliğe sahip olma oranları arttıkça harf notları da artmıştır. Yukarıdaki tablo geçti kaldı kararları ve DINA model parametreleri göz önüne alındığında ideal bir sınıflamanın örneği olarak gösterilebilir.

Bağlı değerlendirme kullanıldığında özellikle öğrenciler hakkında verilen geçti kararına ilişkin sınıflamaların geçerliği düşmektedir. Bu durumun bir göstergesi olarak yukarıda harf not dağılımları verilen Biyoloji ve Sosyoloji bölümlerinin maddeleri doğru cevaplamak için gerekli olan özelliklere sahip olma oranlarını veren Tablo 3.14 incelenebilir.

Tablo 3.14.

*Biyoloji ve Sosyoloji Bölümü Öğrencilerinin Özelliklere Sahip Olma Oranları*

Özellik	Biyoloji		Sosyoloji	
	Frekans	%	Frekans	%
1	8	12.18	6	18.08
2	25	40.30	30	93.80
3	18	29.00	29	90,60
4	53	85.50	28	87.50
5	59	95.50	32	100
6	21	33.90	28	87.50
7	10	16.10	25	78.10

Tablo 3.14’de görüldüğü gibi Biyoloji bölümünde sadece iki özelliğin öğrenciler tarafından sahip olunma oranı %50’nin üstündedir. Bununla beraber 1. 3. ve 7. özelliklere sahip olan kişi sayısı bölüm içinde çok azdır. Özelliklere sahip olunma oranlarının ortalaması Biyoloji bölümü için %44.64 iken bu oran sosyoloji bölümünde %79.37’dir. Bu duruma rağmen bağıl sisteme göre biyoloji bölümünde dersi geçme oranı %90,5 iken Sosyoloji bölümünde bu oran %93,5’dir. Görüldüğü gibi bölümler arasında özelliklere sahip olma oranı bakımından ciddi farklar bulunmasına rağmen bağıl değerlendirmede başarı oranları birbirine çok yakın çıkmıştır. Bu oran mutlak değerlendirmede Biyoloji bölümü için %40.3, Sosyoloji bölümü içinse %73.3 olarak hesaplanmaktadır.

Mutlak ve bağıl ölçüte göre verilen geçti kaldı kararları ile DINA model tarafından belirlenen öğrencilerin sahip olduğu özellik sayılarının uyumunun bölümler düzeyinde karşılaştırılması: Araştırmada bağıl ve mutlak ölçüt kullanılarak öğrenciler hakkında verilen geçti kaldı kararları ile bölümlerin başarı yüzdeleri hesaplanmıştır. Bu yüzdelerin DINA model tarafından belirlenen sahip olunan toplam özellik sayısı ile bölümler düzeyinde ne oranda uyum sağladığı incelenmiştir.

Aşağıdaki tabloda bölümlere göre sınıfların hem mutlak hem bağıl ölçüte göre dersten başarı yüzdeleri ve bölümlerin DINA model tarafından belirlenen bölümlerdeki öğrencilerin sahip oldukları özellik sayılarının ortalaması verilmiştir.

Tablo 3.15.

*Mutlak ve Bağıl Ölçüte Göre Bölümlerin Başarı Yüzdeleri ve Sahip Olunan Özellik Sayısı Ortalaması*

Bölüm	Mutlak	Bağıl	Sahip olunan özellik
			ortalaması
<b>Biyoloji</b>	40,32	90,32	3,12
<b>BÖTE</b>	84,93	94,52	4,85
<b>Coğrafya</b>	73,33	100,00	4,73
<b>Sosyoloji</b>	81,25	93,75	5,56
<b>Fizik</b>	64,58	93,75	4,83
<b>Kimya</b>	63,64	87,88	4,30
<b>Matematik</b>	87,36	100,00	5,59
<b>Tarih</b>	71,05	92,11	4,71
<b>Felsefe</b>	79,41	100,00	4,85
<b>Sanat tarihi</b>	47,06	79,41	4,05
<b>Ortalama</b>	69,29	93,17	4,66

Tablo 3.15’de görüldüğü gibi her bir bölümde mutlak ve bağıl değerlendirmeye göre öğrencilerin dersten başarılı olma oranları değişmektedir. Örneğin Biyoloji bölümü mutlak değerlendirme bağlamında başarısı en düşük olan sınıftır. Buna paralel olarak Biyoloji bölümünün testte yer alan maddeleri doğru cevaplamak için gerekli olan 7 özelliğe 3,12 oranında sahip olduğu gözlenmektedir. Bağıl değerlendirme göz önüne alındığında ise Biyoloji bölümü özelliklere kendisinden daha fazla oranda sahip olmasına rağmen Sanat tarihi bölümünden daha başarılı olmuştur. Değerlendirme türüne göre sınıfların özelliklere sahip olma ortalamaları arasındaki ilişki incelendiğinde, mutlak değerlendirmeyle DINA model özellik ortalaması arasında Spearman rho sıra farklar korelasyon katsayısı .94, bağıl değerlendirmeyle ise .79 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlara göre DINA model tarafından belirlenen özelliklerle sahip olma düzeyiyle mutlak değerlendirmenin daha uyumlu olduğu söylenebilir.

Bağıl ve mutlak ölçüte göre yapılan değerlendirmelerin öğrencilerin başarı düzeylerini temsil etme konusundaki uyumunun incelendiği Nartgün’ün (2007) çalışmasında da yukarıda elde edilen bulgulara yakın sonuçlar elde edilmiştir. Nartgün’ün araştırmasında mutlak değerlendirme sonuçlarının bağıl değerlendirmeye

göre öğrencilerin sahip oldukları başarı düzeylerini temsil etmekte daha başarılı olduğu görülmektedir.

Mutlak ve bağıl ölçüt kullanıldığı durumda bölümlerin dersten başarı yüzdeleri ile DINA modelle belirlenen sahip oldukları özellik ortalamaları incelendiğinde, mutlak değerlendirme sonucunda yapılan sınıflamaların DINA model sınıflamalarıyla daha uyumlu olduğu gözlenmiştir. Bölümlerin başarı yüzdeleri incelendiğinde Biyoloji bölümünün bağıl değerlendirmede %90 başarı sağladığı görülürken sahip oldukları özellik ortalamaları 3,12 olarak hesaplanmıştır. Aynı bölümün mutlak değerlendirmeye göre başarı yüzdesi %40 düzeyindedir. Kimya bölümüne ilişkin sahip olunan özellik ortalaması 4,30 iken bağıl değerlendirmeye göre sınıfın başarı yüzdesi %87 olarak belirlenmiştir. DINA model sonuçlarının öğrencilerin belirlenen özelliklere sahip olması ile ilgili gerçek durumu yansıtmaya yani öğrencinin sahip olduğu örtük özellikleri belirleme konusunda başarılı olduğu söylenebilir (de la Torre; 2008a, 2008c, 2009; de la Torre & Douglas, 2008; Cheng, 2010, Huebner, Wang, & Lee, 2009; Wenmin, 2006). Bu anlamda mutlak ölçüt kullanılarak yapılan sınıflamaların gerçek duruma daha uygun bir sınıflama geçerliği verdiği görülmektedir.

Bu araştırma tek başına sınıflamaların geçerliğini belirlemek için bir ölçüt geliştirme amacı taşımamaktadır. Özellikle DINA model ve genel olarak BTM kısmen yeni sayılabilecek yöntemlerdir ve DINA model ile ilgili çalışmalar 2005 yılı sonrasında yaygınlaşmıştır. Bu anlamda DINA model kullanılarak yapılan analiz sonuçlarının öğrenciler hakkında telafisi olmayan kararlar verilmek amacıyla kullanılması için yeterli bilimsel araştırma ve kanıt olduğu söylenemez. Ancak, DINA modelin, öğrenme eksiklerini belirlemek, öğrencilerin üstün ve zayıf oldukları noktaları göstermek konusunda kullanışlı ve yeterli düzeyde güvenilir olduğu söylenebilir. Amerika’da “No Child Left Behind Act” yaklaşımıyla ilk ve orta öğretim öğrencilerin aldıkları bir test sonucunda öğrenme eksiklerini belirleme ve aile, öğretmen ve yetkililere daha detaylı geri dönüt verebilme amacıyla BTM modellerin kullanılması desteklenmiştir (McGlohen, 2004; Fagan, 2002; Huebner, 2010; Cheng. & Chang. 2007; Zhang, 2006). Almanya’da “PISA-shock” olarak tanımlanan 2000 yılı PISA sonuçlarına göre Almanya’da eğitim gören orta öğretim öğrencilerinin

başarısının düşmesi sonucu, ülkede bir eğitim reformu arayışına gidilmiş ve bilişsel modeller göz önüne alınarak yeni performans standartları belirlenmesi arayışı başlatılmıştır (Waldow, 2009; Pupp & Mislevy 2006; Krüger, 2003). Görüldüğü gibi BTM standart testlerden öğrenci hakkında daha fazla ve daha doğru bilgi elde edebilmek amacıyla giderek yaygınlaşarak kullanılmaktadır.

## 4. BÖLÜM IV

### SONUÇ ve ÖNERİLER

Araştırmanın bu bölümünde yapılan analizler doğrultusunda her bir alt problem için elde edilen sonuçlar ve benzer konularda yapılması düşünülen araştırmalara yönelik önerilere yer verilmiştir.

#### 4.1. Sonuçlar

##### *1. Alt Probleme İlişkin Sonuçlar*

Çalışmada mutlak ölçüte göre yapılan değerlendirmeler ile DINA model tarafından belirlenen örtük sınıfların uyumu araştırılmıştır. Analizler sonucunda öğrenciler hakkında mutlak ölçütle belirlenen geçti kaldı kararlarıyla DINA modelle belirlenen öğrencilerin sahip olduğu özellik sayısı arasında %84.5 oranında bir uyum olduğu gözlenmiştir. Mutlak ölçüte göre yapılan değerlendirmede özellikle kaldı kararı verilen öğrenciler konusunda uyumsuzluk oranının daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Mutlak ölçüte göre bir öğrencinin dersten başarılı sayılması için 50 soruluk bir testte en az 30 soruyu doğru cevaplanması gerekmektedir. DINA model ise özellik madde etkileşimi üzerinden çok daha az madde kullanarak, öğrencinin belirlenen özelliklere sahip olup olmadığına karar vermektedir. İki yöntem arasındaki uyumsuzluğun ve karar aşamasının geçerliğini etkileyen önemli nedenlerden birinin bu olduğu söylenebilir. Çalışma sonuçları iki yöntemin uyumu kadar, hakkında geçti ya da kaldı kararı verilen öğrencilerin sahip oldukları özellik sayıları bakımından da değerlendirilmelidir. Bu noktada araştırmada dikkat çekilmek istenen önemli bir noktada belirlenen özelliklerden çoğuna sahip olmasına rağmen mutlak değerlendirme içinde hakkında kaldı kararı verilen öğrencilerdir.

##### *2. Alt Probleme İlişkin Sonuçlar*

Bağıl ölçüte göre öğrenciler hakkında geçti kaldı kararı verildiği durumda ise grubun büyük oranda dersten başarılı olduğu görülmektedir. Haklarında kaldı kararı verilen öğrencilerin sahip oldukları özellik sayıları 3 ve altındadır. Bu durum bağıl değerlendirmede dersten başarısız sayılan öğrencilerin gerçekten de soruları doğru cevaplamak için gerekli olan özelliklerden yeteri kadarına sahip olmadıklarını

göstermektedir. Bağlı ölçüt kullanıldığında hakkında geçti kararı verilen öğrencilerin durumu incelendiğinde ise DINA model sınıflamaları ile çelişen sonuçlar gözlenmektedir. Bağlı ölçüte göre hakkında geçti kararı verilen toplam 442 öğrenciden 87'sinin DINA model tarafından 3 veya daha az özelliğe sahip olduğu belirlenmiştir. Bu durumda DINA model sınıflamalarıyla bağlı ölçütle verilen geçti kararları arasındaki uyum yaklaşık %80 düzeyinde hesaplanmıştır. Sonuç olarak bağlı değerlendirmede gerekli özelliklere sahip olduğu halde dersten başarısız sayılan öğrenci bulunmamakla birlikte hakkında geçti kararı verilen her beş öğrenciden biri gerekli özelliklere sahip olmadığı halde dersten başarılı sayılmıştır.

## 4.2 Öneriler

*BTM kullanılarak yapılacak çalışmalar üzerine öneriler:*

1. BTM kullanılarak yapılan çalışmalar genel olarak aynı yöntemin farklı yaklaşımları üzerine yoğunlaşmaktadır. Örneğin DINA model genellikle G-DINA, HO-DINA gibi benzer yaklaşımlarla karşılaştırılmıştır. BTM'lerin birbirleriyle karşılaştırılmasını amacını taşıyan araştırmalar farklı yaklaşımların benzerlik ve farklılıklarını ortaya koymayı kolaylaştıracaktır. Örneğin DINA model ve Rule Space modeli, NIDA model ve Fusion Model karşılaştırılabilir.
2. DINA model genel olarak simülasyon çalışmalarıyla ve Q matrisi hazır olan birkaç test üzerinden denenmiştir. Gerçek uygulama verisi kullanılan ve testin bütün süreçleri DINA model ölçütleri dikkate alınarak geliştirilen çalışmaların çoğalması modelin yapısının daha açık ortaya koyulmasını kolaylaştıracaktır.
3. DINA modelin öğrenme eksiklerini belirleme düzeyinin geçerliğini belirleyecek araştırmalar modelin sonuçlarının daha hatasız olmasına katkı sağlayacaktır. Uzun süreli ve iyi yapılandırılmış çalışmalarla farklı ölçme araçları kullanılarak modelin belirlediği eksikliklerin ne düzeyde doğru olduğuna ilişkin kanıtlar toplanabilir.
4. DINA model madde güçlüğü'nün yapısına ilişkin bazı bilgiler vermektedir. Bu anlamda testteki bir maddeyi zor yapan niteliklerin tam olarak ortaya koyulması için modele ilişkin  $s$  ve  $g$  parametrelerinin oluşum ve değişimlerinin –farklı dağılım yapılarında- daha yakından incelenmesi gerekmektedir. Farklı örneklemeler ve değişik



madde tipleri kullanılarak yapılacak arařtırmalar madde gclgnn niteliđini ortaya koymaya yardımcı olabilir.

5. Genel olarak çođu BTM ve zel olarak DINA model Q matrisinin yapısından dođrudan etkilenmektedir. Q matrisi ile ilgili arařtırmaların gerek uygulamalarla pekiřtirilmesi, arařtırmacıların Q matrisi hazırlarken ve kullanırken gz nne alınması gereken ltlerin daha belirgin olmasını sađlayabilir. Bu konuda yapılacak arařtırmalarla Q matrisinin veri uyumu konusunda standartlar belirlenebilir.
6. DINA model oktan semeli soru tipi dıřında farklı lme araları ve soru tiplerini analiz etmeye uygun bir yntemdir. Bu anlamda modelin kullanım alanını geniřletecek yeni alıřmaların yapılması modelin geliřtirilmesi ve kullanımının yaygınlařtırılmasına katkı sađlayacaktır.
7. DINA modele iliřkin uygulamaların farklı beceri trlerinde gerekleřtirilmesi modelin gcl ve eksik ynlerinin ortaya koyulmasına yardımcı olacaktır. Bu anlamda szel ve sayısal becerilerle birlikte biliřsel srele iliřkilendirilebilecek diđer becerilerin llmesine ynelik alıřmalar BTM geliřimine yardımcı olacaktır.

## KAYNAKÇA

- Adams, R.J., Wilson, M. (1996). *Formulating the Rasch model as a mixed coefficients multinomial logit*. In: Engelhard, G., Wilson, M. (Editörler), *Objective Measurement III: Theory in Practice*. Ablex, Norwood, NJ.
- Adams, R.J., Wilson, M., Wang, W.-C. (1997). The multidimensional random coefficients multinomial logit model. *Applied Psychological Measurement* **21**, 1–23.
- Akıncı, D. E. (2007). Yapısal Eşitlik Modellerinde Bilgi Kriterleri, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, yayımlanmamış Doktora Tezi
- Almond, R.G., Steinberg, L.S., Mislevy, R.J. (2003). A framework for reusing assessment components. In: Yanai, H., Okada, A., Shigemasu, K., Kano, Y., Meulman, J.J. (Eds.), *New Developments in Psychometrics*. Springer, Tokyo, s. 281–288.
- American Educational Research Association, American Psychological Association & National Council on Measurement in Education (1999). *Standarts for Educational and Psychological Testing*. Washington, DC: American Psychological Association
- American Psychological Association (1954). *Technical Recommendation for Psychological Tests and Diagnostic Techniques*. Washington, DC: American Psychological Association
- Bandalos, D.L. (1993). Factors influencing cross-validation of confirmatory factor analysis models, *Multivariate Behavioral Research*, 28(3), 351-374
- Baykul, Y. (1999). *İlköğretimde etkili öğretim ve öğrenme öğretmen el kitabı: ilköğretimde ölçme ve değerlendirme*. Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi.MEB
- Baykul, Y. (2000) *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme: Klasik Test Teorisi ve Uygulaması*. ÖSYM Yayınları : Ankara
- Birenbaum, M., Kelly A. E. & Tatsuoka K. K. (1993). Diagnosing Knowledge States in Algebra Using the Rule-Space Model. *Journal for Research in Mathematics Education* Vol. 24, No. 5 ss. 442
- Brown, W.K., Cozby,C.P., Kee,D.W. ve Worden,P.E. (1999). *Research Methods*

*in Human Development*, second edition, USA: Mayfield Publishing Company

- Cavanaugh, J.E. (2009). *The Bayesian Information Criterion, Model Selection* dersi ders notları, The University of Iowa, Department of Statistics and Actuarial Science
- Cheng Y.& Chang H.(2007). *The Modified Maximum Global Discrimination Index Method for Cognitive Diagnostic Computerized Adaptive Testing*. Presented at the CAT and Cognitive Structure Paper Session, June 7
- Cheng, Y. (2010). Improving Cognitive Diagnostic Computerized Adaptive Testing by Balancing Attribute Coverage: The Modified Maximum Global Discrimination Index Method. *Educational and Psychological Measurement*, sayı, 70 (6), ss. 902-913
- Chipman, & R.L. Brennan. *Cognitively diagnostic assessment* (s.327-359). Hillsdale, NJ; Erlbaum.
- Cronbach, L. (1990). *Essentials of Psychological Testing* (Fifth Edition). New York: Harper and Row.
- Davis, P. J. .& Rabinowitz, P.(1984). *Methods of Numerical Integration*, New York: Academic Press.
- Dayton, C. M. & Macready, G. B. (2007). *Latent Class Analysis in Psychometrics*. Rao,C. Sinharay, S. (Eds.) *Handbook of Statistics, Psychometrics*. Vol. 26. Amsterdam: North-Holland
- de la Torre, J. & Patz R. J. (2005). Making The Most of What We Have: A Practical Application of Multidimensional Item Response Theory in Test Scoring, *Journal of Educational Behavioral Statistics*, Sonbahar, Sayı :30, ss; 291-311
- de la Torre, J. (2008a). *The generalized DINA model framework*. Unpublished manuscript. State University of New Jersey.
- de la Torre, J. (2008b). An empirically-based method of Q-matrix validation for the DINA model: Development and applications. *Journal of Educational Measurement*, 45, 343–362.
- de la Torre, J. (2008c). *The generalized DINA model*. Uluslar arası Psychometric

Society toplantısında sunulmuştur, Temmuz, Durham, NH.

- de la Torre, J. (2009a). A cognitive diagnosis model for cognitively-based multiple-choice options. *Applied Psychological Measurement*, 33, 163–183.
- de la Torre, J. (2009b). DINA Model and Parameter Estimation: A Didactic. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* March, Vol. 34, No. 1, ss. 115–130
- de la Torre, J. (2009c). *Estimating the Generalized DINAModel With Ox*. Software for Calibrating Diagnostic Classification Models: An Overview of the Current State-of-the-Art. AERA-SIG Cognition&Assesment Kongresinde sunulmuştur. San Diego: University of Maryland
- de la Torre, J. (2010). *The Generalized DINA Model Framework*, National Science Foundation Grant tarafından desteklenen araştırma raporu.
- de la Torre, J. , Hong, Y. & Deng, W. (2010). Factors Affecting the Item Parameter Estimation and Classification Accuracy of the DINA Model, *Journal of Educational Measurement*, Bahar 2010, Sayı 47, No:2, s: 227-249
- de la Torre, J. & Douglas, J. (2004). Higher-order latent trait models for cognitive diagnosis. *Psychometrika*. V69, 3, s. 333-353.
- de la Torre, J. & Douglas, J. (2008). Model Evaluation and Multiple Strategies in Cognitive Diagnosis: An Analysis of Fraction Subtraction Data. *Psychometrika*. V73, N3, s. 595-624.
- de la Torre, J. & Karelitz, T.M. (2009). Impact of Diagnosticity on the Adequacy of Models for Cognitive Diagnosis under a Linear Attribute Structure: A Simulation Study, *Journal of Educational Measurement*, Bahar 2010, Sayı 47, No:1, s: 115-127
- de la Torre, J. & Lee, Y.S. (2010). A note on Invariance of the DINA Model Parameters, *Journal of Educational Measurement*, Bahar 2010, Sayı 47, No:1, s: 115-127
- de la Torre, J., & Liu, Y. (2008). *A cognitive diagnosis model for continuous response*. National Council on Measurement in Education toplantısında sunulmuştur, Mart, New York, NY.

- DiBello, L. V., Stout, W. F., & Roussos, L. A. (1995). *Unified cognitive/psychometric diagnostic assessment likelihood-based classification techniques*. In P.D. Nichols, S.
- Dibello, L.V. RoussosL. A. & Stout, W. (2007). *Review of Cognitively Diagnostic Assessment and a Summary of Psychometric Models*. Rao,C. Sinharay, S. (Eds.) Handbook of Statistics, Psychometrics. Vol. 26. North-Holland: Amsterdam
- Doignon, J. P., & Falmagne, J. C. (1999). *Knowledge spaces*. New York, NY: Springer-Verlag
- Doornik, J. A. (2003). Object-oriented matrix programming using Ox (version 3.1) [Computer software]. London: Timberlake Consultants Press.
- Embretson, S.E. (1985). *Multicomponent latent trait models for test design*. In: Embretson, S.E. (Ed.), *Test Design: Developments in Psychology and Psychometrics*. New York: Academic Press, ss. 195–218
- Embretson, S.E. (1991). A multidimensional latent trait model for measuring learning and change. *Psychometrika* 56, 495–515.
- Embretson, S.E. (1997). *Multicomponent response models*. In: van der Linden,W.J., Hambleton, R.L. (Eds.),*Handbook of Modern Item Response Theory*. New York: Springer, pp. 305–321.
- Erkuş, A. (2004). The Proposal of New Conceptualization for Validity and Criterion-Referenced Assessment. *Eurasian Journal of Education Research*. V. 16. ss. 113-117
- Erkuş, A. (2003). *Psikometri Üzerine Yazılar*, Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları.
- Fagan, T. (2002). *Implications of the No Child Left Behind Act for States in the Southwestern Region*, Southwest Texas: Educational Development Laboratory, Austin.
- Fischer, G.H. (1973). The linear logistic model as an instrument in educational research. *Acta Psychologica* 37, 359–374.
- Fischer, G.H. (1983). Logistic latent trait models with linear constraints. *Psychometrika* V.48, s.3–26.

- Gitomer, D.H., Yamamoto, K. (1991). Performance modeling that integrates latent trait and class theory. *Journal of Educational Measurement* 28, 173–189.
- Güzeller, C. .& Kelecioğlu, H. (2006). Ortaöğretim Kurumları Öğrenci Seçme Sınavının Sınıflama Geçerliği Üzerine Bir Çalışma. *H.Ü. Eğitim Fakültesi Dergisi*, 30
- Haertel, E. H. (1989). Using restricted latent class models to map the skill structure of achievement items. *Journal of Educational Measurement*, 26, 333-352.
- Haertel, E.H. (1984). An application of latent class models to assessment data. *Applied Psychological Measurement* 8, 333–346.
- Haertel, E.H. (1990). Continuous and discrete latent structure models of item response data. *Psychometrika* 55, 477–494.
- Hambleton, R.K. (1990). *Criterion-referenced assessment in evaluation*. (editörler: walberg, J. H. ve Haertel, D. G.) The international encyclopedia of education evaluation. Newyork: Peramon Pres.
- Hartz, S. (2002). *Skills diagnosis: Theory and practice*. User Manual for Arpeggio software. Princeton, NJ: ETS.
- Hartz, S.M. (2002). *A Bayesian framework for the Unified Model for assessing cognitive abilities: Blending theory with practicality*. Yayınlanmamış doktora tezi, University of Illinois, Champaign, IL.
- Hartz, S.M., Roussos, L.A. (2005). *The Fusion Model for skills diagnosis: Blending theory with practice*. ETS Research Report, Educational Testing Service, Princeton, NJ.
- Henry, N. W. (1983). "Latent structure analysis." S. Kotz and N. L. Johnson (eds.) *Encyclopedia of Statistical Sciences* (pp. 497504). New York: Wiley.
- Henson, R.A., Roussos, L., Templin, J.L. (2004) Cognitive diagnostic “fit” indices. yayımlanmamış ETS Proje Raporu, Princeton, NJ.
- Huebner, A. (2010). An Overview of Recent Developments in Cognitive Diagnostic Computer Adaptive Assessments, *Practical Assessment, Research & Evaluation*, Vol15, Sayı 3. Ocak
- Huebner, A., Wang, B. .& Lee S. (2009). *Practical Issues Concerning the Application of the DINA Model to CAT Data*, D. J. Weiss (Ed.),

Proceedings of the 2009 GMAC Conference on Computerized Adaptive Testing.

- Jöreskog, K. G. & Sörbom, D. (1979). *Advances in Factor Analysis and Structural Equation Models*. Cambridge, MA: Abt Books.
- Junker, B. (1999). *Some statistical models and computational methods that may be useful for cognitively relevant assessment*. Prepared for the Committee on the Foundations of Assessment, National Research Council, November 30, 1999.
- Junker, B. W. (2001a). *On the interplay between nonparametric and parametric IRT, with some thoughts about the future*. In A. Boomsma, M. A. J. Van Duijn, & T. A. B. Snijders (Eds.), *Essays on item response theory* (s. 274–276). New York: Springer-Verlag.
- Junker, B. W., & Sijtsma, K. (2001b). Cognitive Assessment Models with few Assumptions, and Connections with Nonparametric item Response Theory. *Applied Psychological Measurement*, 25(3), 258-272.
- Karasar, N. (1998). *Araştırmalarda Rapor Hazırlama Yöntemi*. Ankara: Pars Matbaacılık Sanayi
- Krüger, S. (2003). *The PISA-shock and its Consequences: The Future of Libraries for Children in Germany*, World Library and Information Congress: 69th IFLA General Conference and Council, 1-9 ağustos 2003, Berlin
- Lazarsfeld P. F. & Henry N. W. (1968). *Latent Structure Analysis*. Boston: Houghton Mifflin.
- Leighton, J. P. & Gierl M. J. (2007). *Why Cognitive Diagnostic Assessment?* Leighton, J. P. Gierl M. J. (Eds). *Cognitive Diagnostic Assessment for Education*. New York: Cambridge University Press.
- Levin, J., Fox, J.A., (1991). *Elementary Statistics*. New York: HarperCollins Publishers Inc, 501s.
- Macready, G.B., Dayton, C.M. (1977). The use of probabilistic models in the assessment of mastery. *Journal of Educational Statistics* 2, 99–120.
- Magidson, J. Thomas, D. & Vermunt, J. K. (2009). A New Model for the Fusion of Maxdiff Scaling and Ratings Data.  
<http://www.statisticalinnovations.com/articles/articles.html> Erişim Tarihi:

13.11.2010

- Maris, E. (1999). *Estimating multiple classification latent class models*. *Psychometrika*, 64, 187-212.
- McCutcheon, Allan L. (1987). *Latent Class Analysis*. Sage University Papers Series. Quantitative Applications in the Social Sciences ; No. 07-064
- Mcglohen, M.K. (2004). *The Application of a Cognitive Diagnosis Model via an Analysis of a Large-Scale Assessment and a Computerized Adaptive Testing Administration*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, The University of Texas Austin
- Mislevy, R. J. (1997). *Probability-based Inference in Cognitive Diagnosis*. In P. Nichols, S. Chipman, & R. Brennan (Eds.), *Cognitively diagnostic assessment* (s. 43-71). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Montero, D., Molfils, L., Wang, J., Yen, W., Julian, M. & Moody, M. (2003). *Investigation of the Application of Cognitive Diagnostic Testing to an End-of-Course- High School Examination*, Presented at the Annual Meeting of the National Council on Measurement in Education, Chicago, IL, April 24
- Murphy, K. R. & Davidshofer, C. O. (2001). *Psychological testing*. (5th ed.). New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- Naglieri J. A. (1999). "How Valid is The PASS Theory and CAS?" *School Psychology Review*, 1999, Vol. 28 Issue 1, s.145, 16, 6 charts.
- Nartgün, Z. (2007). Aynı Puan üzerinden Yapılan Mutlak ve Bağıl Değerlendirme Uygulamalarının Notlarda Farklılık Oluşturup Oluşturmadığına İlişkin Bir İnceleme. *Ege Eğitim Dergisi* 2007(8), sayı: 1 ss: 19,40
- Nichols, P. D., Chipman, S. F., & Brennan, R. L. (Eds.). (1995). *Cognitively diagnostic assessment*. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum
- Özçelik, D. A. (2010). *Ölçme ve Değerlendirme*, 3. Baskı, Ankara: Pegem Akademi Yayınları,
- Patz, R. J. & Junker, B. W. (1999a). A straightforward approach to Markov chain Monte Carlo methods for item response models. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 24, 146–178.
- Patz, R.J., Junker, B. (1999b). Applications and extensions of MCMC in IRT:



- Multiple item types, missing data, and rated responses. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 24, 342–366.
- Reckase, M.D., McKinley, R.L. (1991). The discriminating power of items that measure more than one dimension. *Applied Psychological Measurement* 15, 361–373.
- Roussos, L., DiBello, L., Stout, W. (2006a). *Diagnostic skills-based testing using the Fusion-Model-Based Arpeggio system*. In: *Cognitively Diagnostic Assessment in Education: Theory and Practice*. Cambridge:Cambridge University Press.
- Roussos, L.A., DiBello, L.V., Henson, R.A., Jang, E.E., Templin, J.L. (2006b). *Skills diagnosis for education and psychology with IRT-based parametric latent class models*. (Editörler), Embretson, S., Roberts, J. *New Directions in Psychological Measurement with Model-based Approaches*. Washington DC: American Psychological Association.
- 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*. Sayı 68, No 1, ss;78-96
- Rupp, A. A. (2007). The answer is in the question: A guide for describing and investigating the conceptual foundations and statistical properties of cognitive psychometric models. *International Journal of Testing*. v7 n2 p95-125
- Rupp, A. A., & Mislevy, R. J. (2007). *Cognitive psychology as it applies to diagnostic assessment*. J. Leighton (Ed.), *Cognitive diagnostic assessment in education: Theory and practice*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Rupp, A. A., & Templin, J. (2010). *Diagnostic Measurement: Theory, Methods, and Applications*. New York: The Guilford Press A Division of Guilford Publication 82/83
- Sireci, S.G. (2009). *Packing and Unpacking Sources of Validity Evidence: History Repeats Itself Again*. Lissitz R.W.(ed.) *The Concept of Validity. Revisions, New Directions, and Applications*. US:Information Age Publishing
- Statistic Solutions . Latent Class Analysis.  
<http://www.statisticssolutions.com/methods-chapter/statistical-tests/latent->

[class-analysis/](#) Erişim tarihi: 02.09.2010

- Sympson, J.B. (1977). *A model for testing with multidimensional items*. In: Weiss, D.J. (Ed.), *Proceedings of the 1977 Computerized Adaptive Testing Conference*. University of Minnesota, Department of Psychology, Minneapolis: Psychometric Methods Program , ss. 82–88.
- Tatsuoka M. M. & Tatsuoka, K. K. (1989). Rule space. (Editörler.) S. Kots & N. L. Johnsonn. *Encyclopedia of statistical sciences*, sayı: 8 (s. 217-220). New York: Wiley.
- Tatsuoka, C. (2002). Data-analytic methods for latent partially ordered classification models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 51, 337–350.
- Tatsuoka, K. (1983). Rule space: An approach for dealing with misconceptions based on item response theory. *Journal of Educational Measurement* 20, 345–354.
- Tatsuoka, K. (1984). Caution indices based on item response theory. *Psychometrika*, 49, 95-110.
- Tatsuoka, K. (1990). *Toward an integration of item-response theory and cognitive error diagnosis*. In N. Frederiksen, R. Glaser, A. Lesgold, & Safto, M. (Eds.). *Monitoring skills and knowledge acquisition* (s.453-488). Hillsdale, NJ; Erlbaum.
- Tatsuoka, K. (1991). *Boolean algebra applied to determination of universal set of knowledge states*. Araştırma Raporu ONR-1. Princeton NJ: Educational Testing Service
- Tatsuoka, K. (1995a). *Architecture of knowledge structures and cognitive diagnosis: A statistical pattern recognition and classification approach*. In P.D. Nichols, S. F.
- Tatsuoka, K. (1995b). *Cognitive assessment An Introduction to the Rule Space Method*, Routledge, New York: Taylor & Francis Group.
- Tatsuoka, K. Linn, R.L. (1983). Indices for detecting unusual patterns: Links between two general approaches and potential applications. *Applied Psychological Measurement* 7, 81-96.
- Tatsuoka, K.K., Tatsuoka, M.M. (1997). Computerized cognitive diagnostic

adaptive testing: Effect on remedial instruction as empirical validation. *Journal of Educational Measurement* 34, 3–20.

- Tekin, H. (1993). *Eğitimde ölçme ve değerlendirme*. (7 Baskı).Ankara: Yargı yayınları.
- Templin, J.L.& Henson, R.A. (2006). Measurement of psychological disorders using cognitive diagnosis models. *Psychological Methods*. Volume 11, Issue 3, , ss 287-305
- Turgut, F. & Baykul, Y. (2010). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*, Ankara: Pegem Akademi Yayınları
- Turgut, F. (1995). *Eğitimde Ölçme Değerlendirme Metodları*. Ankara: Nüve Matbaası
- Ucal, M. Ş. (2006). Ekonometrik Model Seçim Kriterleri Üzerine Kısa Bir İnceleme, *C.Ü. İktisadi İdari Bilimler Dergisi*, Cilt7, Sayı 2
- Uebersax, J. (2009) What is Latent Class Analysis  
<http://www.john-uebersax.com/stat/faq.htm#whatis> Erişim Tarihi: 27.09.2010
- US. Department of Education. (2001) No child Left Behind Elementary and Secondary Education Act.  
<http://www2.ed.gov/policy/elsec/leg/esea02/index.html> Erişim Tarihi: 22.08.2010
- Vermunt, J. & Magidson, J. (2002). *Latent Class Cluster Analysis. Applied Latent Class Analysis*, New York: Cambridge University Press.
- Vermunt, J. & Magidson, J. (2003). *Latent Class Analysis*. Encyclopedia of Social Science Research Methods, Sage Publications.
- von Davier, M. (2005). *A general diagnostic model applied to language testing data*. ETS Araştırma Raporu: RR-05-16, Educational Testing Service, Princeton, NJ.
- von Davier, M., DiBello, L., Yamamoto, K. (2006). *A shortlist of models for cognitive diagnosis*. Klieme, E., Leutner, D. (Editörler), Assessment of Competencies in Educational Contexts. Bern: Hogrefe & Huber Publishers.
- von Davier, M., Yamamoto, K. (2004). *A class of models for cognitive diagnosis*. ETS Spearman Konferansında bildiri olarak sunulmuştur, The Inn at

Penn, Philadelphia, PA, Invitational Conference, Kasım.

Waldow, F. (2009). What PISA Did and Did Not Do: Germany after the 'PISA-shock', *European Educational Research Journal*, Sayı: 8 No: 3 ss: 476-483

Wenmin, Z. (2006). *Detecting Differential Item Functioning Using the DINA Model*. The University of North Carolina at Greensboro. Yayımlanmamış doktora tezi. Greensboro

Whitely, S.E. (1980). *Multicomponent latent trait models for ability tests*. *Psychometrika* 45, 479–494. Yazarın şu anki ismi Embretson, S.E.

Yan, D. Almond, R. & Mislevy, R. (2004). *A Comparison of Two Models for Cognitive Diagnosis*, Research Report, ETS. Ocak 2004

## EKLER

### EK-1: Eğitimde ölçme ve Değerlendirme testine ait uzmanların hazırladığı Q matrisler

#### EK 1.1. Uzman 1 Tarafından Hazırlanan Q matris

Madde	Özellik						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	1	0
3	1	1	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	0
5	1	1	0	1	0	0	0
6	1	1	0	1	0	0	0
7	1	1	0	1	1	0	0
8	0	1	0	0	0	0	0
9	1	1	0	1	0	1	0
10	1	1	0	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0
12	1	1	0	0	0	1	0
13	0	0	0	0	0	1	0
14	0	0	0	0	0	1	0
15	0	1	0	0	0	1	0
16	0	1	0	0	1	1	0
17	0	0	0	0	0	0	1
18	0	0	0	0	0	1	0
19	0	0	0	0	0	1	0
20	0	1	0	0	0	1	0
21	1	1	0	0	0	0	1
22	0	0	0	0	0	0	1
23	0	0	0	0	0	0	1
24	0	0	0	0	0	1	1
25	1	1	0	0	0	0	1
26	1	1	0	0	0	1	0
27	0	0	1	0	0	0	0
28	0	0	1	1	0	0	0
29	0	0	1	1	0	0	0
30	0	0	1	0	0	0	0
31	0	0	1	0	0	0	0
32	0	0	0	1	0	0	0
33	0	0	1	0	0	0	0
34	0	0	1	1	0	0	0
35	0	0	1	0	0	0	0
36	0	0	1	0	0	0	0
37	0	0	1	1	0	0	0
38	0	0	0	1	0	0	0
39	0	0	0	1	1	0	0
40	0	0	0	1	1	0	0
41	0	0	1	0	0	0	0
42	0	0	0	1	0	0	0
43	0	0	1	1	0	0	0
44	0	0	0	1	1	0	0
45	0	0	0	1	0	0	0
46	1	0	0	1	1	0	0

47	0	0	0	0	1	0	0
48	0	0	0	1	1	0	0
49	0	0	0	1	1	0	0
50	0	0	0	1	0	0	0

EK 1.2.Uzman 2 Tarafından Hazırlanan Q matris

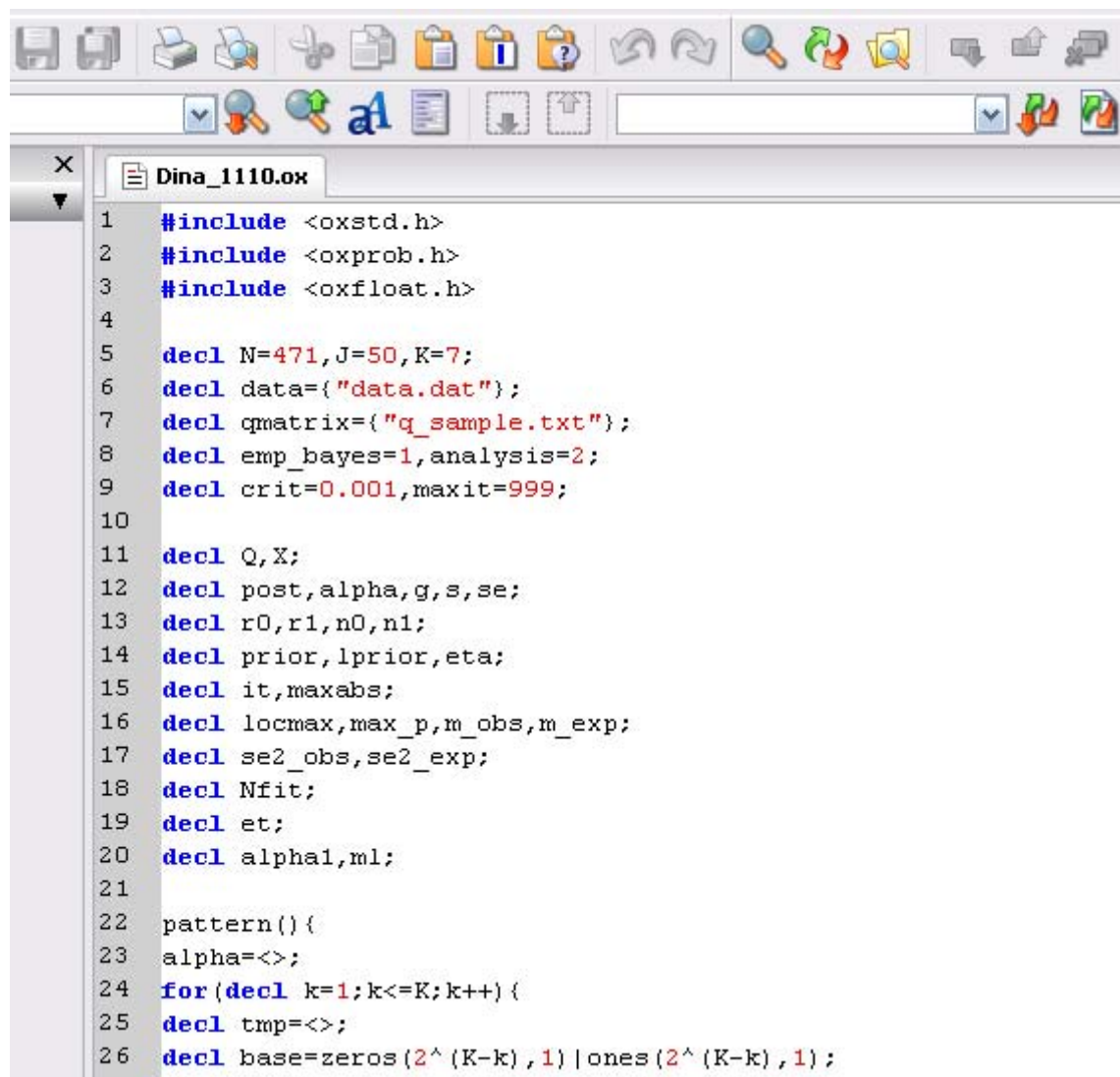
Madde	Özellik						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0
4	0	1	0	0	0	1	0
5	1	1	0	1	0	0	0
6	1	1	0	1	0	0	0
7	1	1	0	1	0	0	0
8	0	1	0	1	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0
10	1	1	1	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0
12	1	0	0	0	0	1	0
13	1	0	0	0	0	1	0
14	0	0	0	0	0	1	0
15	0	1	0	0	0	1	0
16	0	1	0	0	1	0	0
17	0	0	0	0	0	0	1
18	0	0	0	0	0	1	0
19	0	0	0	0	0	1	0
20	0	0	0	0	0	1	1
21	0	0	0	0	0	1	1
22	0	0	0	0	0	1	1
23	0	0	0	0	0	0	1
24	0	0	0	0	0	1	1
25	0	0	0	0	0	1	0
26	0	0	0	0	0	1	0
27	0	0	1	0	0	0	0
28	0	0	1	0	0	0	0
29	0	0	1	0	0	0	0
30	0	0	1	0	0	0	0
31	0	0	1	0	0	0	0
32	0	0	0	1	0	0	0
33	0	0	1	0	0	0	0
34	0	0	1	0	0	0	0
35	0	0	1	0	0	0	0
36	0	0	1	0	0	0	0
37	0	0	0	1	1	0	0
38	0	0	0	1	0	0	0
39	0	0	0	1	1	0	0
40	0	0	0	1	0	0	0
41	0	0	1	0	0	0	0
42	0	0	0	1	0	0	0
43	0	0	1	1	0	0	0
44	1	0	0	1	1	0	0
45	0	0	0	1	0	0	0
46	0	0	1	1	1	0	0
47	0	0	0	0	1	0	0
48	0	0	0	1	1	0	0
49	0	0	0	1	1	0	0
50	0	0	0	1	0	0	0

EK 1.3. Uzman 3 Tarafından Hazırlanan Q matris

Madde	Özellik						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0
3	1	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	0
5	1	1	0	1	0	0	0
6	1	1	0	1	0	0	0
7	1	0	0	1	0	0	0
8	0	1	0	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0
10	1	1	0	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0
12	1	0	0	0	0	1	0
13	1	0	0	0	0	1	0
14	1	1	0	0	0	1	0
15	0	1	0	0	0	1	0
16	0	1	0	1	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	1
18	0	0	0	0	0	1	0
19	0	0	0	0	0	1	0
20	0	0	0	0	0	1	0
21	0	0	0	0	0	1	1
22	0	0	0	0	0	1	1
23	0	0	0	0	0	0	1
24	0	0	0	0	0	1	1
25	0	0	0	0	0	0	1
26	0	0	0	0	0	1	0
27	0	0	1	0	0	0	0
28	0	0	1	1	0	0	0
29	0	0	1	0	0	0	0
30	0	0	1	0	0	0	0
31	0	0	1	0	0	0	0
32	0	0	0	1	0	0	0
33	0	0	1	0	0	0	0
34	0	0	1	1	0	0	0
35	0	0	1	0	0	0	0
36	0	0	1	0	0	0	0
37	0	0	1	1	1	0	0
38	0	0	0	1	0	0	0
39	0	0	0	0	1	0	0
40	0	0	0	0	1	0	0
41	0	0	1	0	0	0	0
42	0	0	0	1	0	0	0
43	0	0	1	1	0	0	0
44	0	0	0	0	1	0	0
45	0	0	1	0	0	0	0
46	0	0	0	0	1	0	0
47	0	0	0	0	1	0	0
48	0	0	0	1	0	0	0
49	0	0	0	1	1	0	0
50	0	0	0	1	0	0	0



## EK-2: DINA Model Sytax



```
1 #include <oxstd.h>
2 #include <oxprob.h>
3 #include <oxfloat.h>
4
5 decl N=471,J=50,K=7;
6 decl data={"data.dat"};
7 decl qmatrix={"q_sample.txt"};
8 decl emp_bayes=1,analysis=2;
9 decl crit=0.001,maxit=999;
10
11 decl Q,X;
12 decl post,alpha,g,s,se;
13 decl r0,r1,n0,n1;
14 decl prior,lprior,eta;
15 decl it,maxabs;
16 decl locmax,max_p,m_obs,m_exp;
17 decl se2_obs,se2_exp;
18 decl Nfit;
19 decl et;
20 decl alpha1,m1;
21
22 pattern(){
23 alpha=<>;
24 for(decl k=1;k<=K;k++){
25 decl tmp=<>;
26 decl base=zeros(2^(K-k),1)|ones(2^(K-k),1);
```

### EK-3: Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Testine Ait DINA Model Çıktı

#### Dosyası

----- Ox at 11:24:59 on 06-Jul-2011 -----

Ox Console version 5.10 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2008  
This version may be used for academic research and teaching only

-----  
The use of this code is limited to  
educational and noncommercial research purposes only.  
-----

\*\*\*\*\* DINA MODEL OUTPUT \*\*\*\*\*

Iteration	Max. Change
010	0.014932
020	0.016077
030	0.004459
040	0.004615
050	0.006778
060	0.007440
070	0.005555
080	0.003921
090	0.003274
100	0.002874
110	0.001992

Number of iterations: 119  
Maximum Difference: 0.000982863  
Elapsed Time: 1:29.82

\*\*\*\*\* Test-Level Fit Statistics \*\*\*\*\*

-2LL	28335.3070
AIC	28789.3070
BIC	29732.4598

\*\*\*\*\* Item-Level Fit Statistics \*\*\*\*\*

	Prop	Z(Corr)	Log(OR)
Mean Abs. Dev.	0.0054	0.0716	0.3302
Max. Abs. Dev.	0.0228	0.3134	1.5299
SE(Max Abs Dev)	0.0170	0.0462	0.2433

Parameter Estimates:

Item	Guess	SE(Guess)	Slip	SE(Slip)
001	0.7418	0.0309	0.0834	0.0213
002	0.1433	0.0406	0.6353	0.0280
003	0.4843	0.0359	0.1088	0.0246
004	0.4980	0.0447	0.2265	0.0272
005	0.5950	0.0246	0.0644	0.1195
006	0.4489	0.0249	0.1849	0.1244
007	0.7649	0.0212	0.1178	0.1062

008	0.2610	0.0472	0.5541	0.0290
009	0.8295	0.0289	0.6311	0.0349
010	0.7499	0.0270	0.0183	0.0164
011	0.4851	0.0529	0.2671	0.0266
012	0.5195	0.0310	0.0891	0.0309
013	0.6791	0.0286	0.2166	0.0374
014	0.3237	0.0427	0.4896	0.0313
015	0.4730	0.0430	0.3436	0.0310
016	0.4274	0.0528	0.0259	0.0129
017	0.2416	0.0390	0.1501	0.0232
018	0.5105	0.0444	0.1807	0.0248
019	0.3968	0.0446	0.2430	0.0282
020	0.4014	0.0444	0.3644	0.0304
021	0.4324	0.0368	0.2368	0.0310
022	0.5210	0.0368	0.1390	0.0267
023	0.3767	0.0431	0.0301	0.0131
024	0.3465	0.0356	0.3534	0.0339
025	0.7062	0.0383	0.3023	0.0272
026	0.4022	0.0421	0.2678	0.0269
027	0.4908	0.0444	0.1346	0.0241
028	0.4533	0.0313	0.2510	0.0363
029	0.3216	0.0440	0.2366	0.0291
030	0.5894	0.0423	0.1773	0.0252
031	0.6774	0.0404	0.1591	0.0245
032	0.3051	0.0348	0.1121	0.0232
033	0.4305	0.0443	0.2413	0.0290
034	0.7262	0.0279	0.2685	0.0356
035	0.5033	0.0441	0.3127	0.0305
036	0.6142	0.0431	0.2231	0.0281
037	0.3427	0.0303	0.1334	0.0317
038	0.3240	0.0348	0.2450	0.0292
039	0.4159	0.0351	0.4210	0.0334
040	0.6224	0.0345	0.3294	0.0319
041	0.5531	0.0436	0.2167	0.0276
042	0.7986	0.0293	0.2644	0.0289
043	0.5826	0.0309	0.4576	0.0401
044	0.8079	0.0286	0.4097	0.0331
045	0.8033	0.0293	0.3270	0.0307
046	0.6658	0.0331	0.1821	0.0263
047	0.9926	0.1348	0.4863	0.0264
048	0.8403	0.0269	0.3337	0.0317
049	0.2881	0.0329	0.2592	0.0307
050	0.2960	0.0346	0.1708	0.0260

Estimates of Attribute Prevalence:

1	0.5053
2	0.7233
3	0.6240
4	0.5437
5	0.9159
6	0.6433
7	0.6535

**EK-4: Örtük Sınıflar ve Sonsal olasılıkları**

Latent Classes and their Posterior Probabilities:

"0000000"	0.0089	"1111000"	0.0000
"1000000"	0.0007	"1110100"	0.0000
"0100000"	0.0000	"1110010"	0.0000
"0010000"	0.0000	"1110001"	0.0079
"0001000"	0.0000	"1101100"	0.0000
"0000100"	0.0187	"1101010"	0.0011
"0000010"	0.0000	"1101001"	0.0000
"0000001"	0.0000	"1100110"	0.0000
"1100000"	0.0000	"1100101"	0.0514
"1010000"	0.0000	"1100011"	0.0000
"1001000"	0.0069	"1011100"	0.0000
"1000100"	0.0226	"1011010"	0.0000
"1000010"	0.0000	"1011001"	0.0000
"1000001"	0.0369	"1010110"	0.0000
"0110000"	0.0000	"1010101"	0.0174
"0101000"	0.0048	"1010011"	0.0000
"0100100"	0.0000	"1001110"	0.0000
"0100010"	0.0000	"1001101"	0.0000
"0100001"	0.0000	"1001011"	0.0000
"0011000"	0.0000	"1000111"	0.0174
"0010100"	0.0000	"0111100"	0.0156
"0010010"	0.0000	"0111010"	0.0000
"0010001"	0.0066	"0111001"	0.0000
"0001100"	0.0934	"0110110"	0.0000
"0001010"	0.0000	"0110101"	0.0000
"0001001"	0.0000	"0110011"	0.0000
"0000110"	0.0000	"0101110"	0.0264
"0000101"	0.0000	"0101101"	0.0000
"0000011"	0.0000	"0101011"	0.0000
"1110000"	0.0000	"0100111"	0.0000
"1101000"	0.0007	"0011110"	0.0000
"1100100"	0.0000	"0011101"	0.0000
"1100010"	0.0000	"0011011"	0.0000
"1100001"	0.0000	"0010111"	0.0000
"1011000"	0.0000	"0001111"	0.0000
"1010100"	0.0000	"1111100"	0.0000
"1010010"	0.0000	"1111010"	0.0000
"1010001"	0.0001	"1111001"	0.0000
"1001100"	0.0010	"1110110"	0.0000
"1001010"	0.0000	"1110101"	0.0072
"1001001"	0.0000	"1110011"	0.0000
"1000110"	0.0000	"1101110"	0.0011
"1000101"	0.0010	"1101101"	0.0000
"1000011"	0.0014	"1101011"	0.0000
"0111000"	0.0000	"1100111"	0.0646
"0110100"	0.0000	"1011110"	0.0000
"0110010"	0.0000	"1011101"	0.0000
"0110001"	0.0000	"1011011"	0.0081
"0101100"	0.0169	"1010111"	0.0000
"0101010"	0.0000	"1001111"	0.0000
"0101001"	0.0000	"0111110"	0.0884
"0100110"	0.0000	"0111101"	0.0000
"0100101"	0.0000	"0111011"	0.0000

"0100011"	0.0000	"0110111"	0.0000
"0011100"	0.0351	"0101111"	0.0000
"0011010"	0.0000	"0011111"	0.0000
"0011001"	0.0000	"1111110"	0.0042
"0010110"	0.0000	"1111101"	0.0028
"0010101"	0.0000	"1111011"	0.0000
"0010011"	0.0000	"1110111"	0.1933
"0001110"	0.0000	"1101111"	0.0000
"0001101"	0.0000	"1011111"	0.0003
"0001011"	0.0000	"0111111"	0.1799
"0000111"	0.0000	"1111111"	0.0569

### EK-5: Ölçme ve Değerlendirme Dersi Öğrencilerin Örtük Sınıfları

	Attribute Classification			Attribute Classification			Attribute Classification			Attribute Classification																					
1	0	1	1	1	1	1	0	61	0	0	0	1	1	0	0	121	0	1	1	1	1	1	0	181	0	1	1	1	1	1	1
2	1	1	0	0	1	0	1	62	0	0	0	1	1	0	0	122	1	1	0	1	0	0	0	182	0	1	1	1	1	1	1
3	0	0	0	1	1	0	0	63	1	1	1	1	1	1	1	123	0	1	1	1	1	1	0	183	0	1	1	1	1	1	1
4	0	0	0	1	1	0	0	64	0	1	1	1	1	1	1	124	0	1	1	1	1	1	0	184	0	1	1	1	1	0	0
5	0	0	0	0	1	0	0	65	0	1	1	1	1	1	0	125	0	1	1	1	1	1	1	185	0	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	1	1	0	0	66	0	1	1	1	1	1	0	126	0	0	1	1	1	0	0	186	0	0	0	1	1	0	0
7	0	1	0	1	1	1	0	67	0	1	1	1	1	1	1	127	0	1	1	1	1	1	1	187	0	0	0	1	1	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	68	0	1	1	1	1	1	1	128	0	1	1	1	1	1	1	188	0	1	1	1	1	1	1
9	0	0	1	1	1	1	0	69	0	0	0	1	1	0	0	129	1	1	1	1	1	1	1	189	0	1	1	1	1	1	1
10	0	0	0	1	1	0	0	70	0	1	0	1	1	1	0	130	0	1	1	1	1	1	0	190	1	1	1	0	1	1	1
11	1	1	0	0	1	1	1	71	0	1	1	1	1	1	1	131	0	0	0	1	1	0	0	191	1	0	0	0	1	0	0
12	0	1	0	1	1	1	0	72	0	1	1	1	1	1	0	132	0	1	1	1	1	1	1	192	0	0	0	1	1	0	0
13	0	1	1	1	1	1	0	73	0	1	0	1	1	1	0	133	0	1	1	1	1	1	0	193	0	1	1	1	1	1	1
14	0	0	0	1	1	0	0	74	0	1	1	1	1	1	0	134	0	1	1	1	1	1	1	194	0	1	1	1	1	1	1
15	0	1	1	1	1	1	1	75	0	0	0	1	1	0	0	135	0	1	1	1	1	1	1	195	0	1	1	1	1	1	1
16	0	1	1	1	1	1	0	76	0	1	1	1	1	1	0	136	0	1	1	1	1	1	1	196	1	1	1	1	1	1	1
17	0	1	1	1	1	1	1	77	0	1	1	1	1	1	0	137	0	1	0	1	1	0	0	197	0	0	0	0	0	0	0
18	1	0	0	0	0	0	1	78	0	0	1	1	1	0	0	138	0	1	0	1	1	0	0	198	0	1	1	1	1	1	1
19	0	0	1	1	1	0	0	79	1	1	1	1	1	1	1	139	1	1	1	1	1	1	0	199	0	1	1	1	1	1	1
20	0	1	1	1	1	1	0	80	0	1	1	1	1	1	0	140	0	1	1	1	1	1	0	200	0	1	1	1	1	1	1
21	0	0	0	1	1	0	0	81	0	0	0	1	1	0	0	141	0	0	0	1	1	0	0	201	0	1	1	1	1	1	1
22	0	0	0	1	1	0	0	82	0	1	1	1	1	1	1	142	0	0	1	1	1	0	0	202	0	0	0	1	0	0	0
23	0	0	0	1	1	0	0	83	0	1	0	1	1	1	0	143	0	0	0	1	1	0	0	203	0	1	1	1	1	1	1
24	0	0	0	1	1	0	0	84	0	1	1	1	1	1	0	144	0	1	0	1	1	1	0	204	0	1	1	1	1	1	1
25	0	0	0	1	1	0	0	85	0	1	1	1	1	1	0	145	0	1	1	1	1	1	0	205	0	1	1	1	1	1	1
26	1	0	0	1	0	0	0	86	1	1	1	0	1	1	1	146	0	0	0	1	1	0	0	206	0	1	1	1	1	1	1
27	0	0	0	0	1	0	0	87	0	1	1	1	1	1	0	147	0	1	1	1	1	1	0	207	0	1	1	1	1	1	1
28	0	0	0	1	1	0	0	88	0	1	1	1	1	0	0	148	0	1	1	1	1	1	1	208	0	1	1	1	1	1	1
29	0	1	1	1	1	1	0	89	1	1	1	1	1	1	1	149	0	1	1	1	1	1	0	209	1	1	0	0	1	0	1
30	0	0	0	1	1	0	0	90	0	1	0	1	1	1	0	150	0	1	1	1	1	1	0	210	0	1	1	1	1	1	1
31	1	1	1	1	1	0	1	91	0	0	1	1	1	0	0	151	0	0	0	1	1	0	0	211	0	1	1	1	1	1	1
32	0	0	0	1	1	0	0	92	0	1	1	1	1	1	0	152	0	1	0	1	1	0	0	212	0	1	1	1	1	1	1
33	0	1	0	1	1	1	0	93	0	1	1	1	1	1	0	153	0	1	1	1	1	1	0	213	0	1	1	1	1	1	1
34	0	0	1	1	1	0	0	94	0	1	1	1	1	1	0	154	0	1	1	1	1	1	1	214	1	1	1	0	1	1	1
35	0	0	1	1	1	0	0	95	1	1	1	1	1	1	1	155	0	1	1	1	1	1	1	215	0	0	0	1	1	0	0
36	0	1	1	1	1	1	1	96	0	1	1	1	1	1	1	156	0	1	1	1	1	1	1	216	0	1	1	1	1	1	1
37	0	0	0	1	1	0	0	97	0	0	0	1	1	0	0	157	0	1	1	1	1	1	1	217	0	1	1	1	1	1	0
38	0	0	0	1	1	0	0	98	0	1	1	1	1	1	0	158	0	1	1	1	1	1	1	218	1	1	1	0	1	1	1
39	0	0	0	1	1	0	0	99	0	1	1	1	1	1	0	159	0	1	1	1	1	1	1	219	0	1	1	1	1	1	1
40	0	1	1	1	1	1	1	100	0	1	1	1	1	1	0	160	0	1	1	1	1	1	1	220	1	1	1	1	1	1	1
41	0	1	0	1	1	1	0	101	1	0	0	0	1	0	0	161	0	1	0	1	1	0	0	221	0	1	1	1	1	1	1
42	1	0	0	0	0	0	1	102	0	1	1	1	1	1	1	162	0	0	1	1	1	0	0	222	0	1	1	1	1	1	1
43	0	0	0	1	1	0	0	103	1	1	1	1	1	1	1	163	0	1	0	1	1	1	0	223	0	1	1	1	1	1	1
44	0	1	1	1	1	1	0	104	1	1	1	1	1	1	1	164	0	1	1	1	1	1	1	224	0	1	1	1	1	1	1
45	0	1	0	1	1	1	0	105	0	0	0	1	1	0	0	165	0	1	1	1	1	1	1	225	0	1	1	1	1	1	1
46	0	1	1	1	1	0	0	106	0	1	1	1	1	1	1	166	0	1	1	1	1	0	0	226	0	1	1	1	1	0	0
47	0	0	0	1	1	0	0	107	0	1	1	1	1	1	1	167	0	1	1	1	1	1	1	227	0	1	1	1	1	1	0
48	1	1	1	0	1	1	1	108	0	0	1	1	1	0	0	168	0	1	0	1	1	0	0	228	0	1	1	1	1	1	1
49	1	0	0	0	1	0	0	109	0	1	1	1	1	1	1	169	0	1	0	1	1	1	0	229	0	1	1	1	1	1	1
50	0	0	0	1	1	0	0	110	0	0	1	1	1	0	0	170	0	1	1	1	1	0	0	230	0	1	1	1	1	1	1
51	0	0	0	1	1	0	0	111	0	1	1	1	1	1	1	171	1	0	0	0	1	1	1	231	0	1	1	1	1	1	1
52	0	0	0	1	1	0	0	112	0	1	1	1	1	1	0	172	0	1	1	1	1	1	1	232	0	1	1	1	1	1	1
53	0	1	0	1	1	0	0	113	0	1	1	1	1	1	0	173	0	1	1	1	1	1	0	233	0	1	1	1	1	1	0
54	0	0	0	1	1	0	0	114	0	1	1	1	1	1	0	174	0	0	1	1	1	0	0	234	1	1	1	1	1	1	1
55	0	0	0	1	1	0	0	115	0	0	1	1	1	0	0	175	0	1	1	1	1	1	1	235	0	1	1	1	1	1	0
56	0	1	0	1	1	0	0	116	0	1	1	1	1	0	0	176	1	1	1	1	1	0	1	236	0	0	0	1	1	0	0
57	0	0	0	1	1	0	0	117	0	0	0	1	1	0	0	177	0	1	1	1	1	1	1	237	0	1	1	1	1	1	0

58 0 1 1 1 1 1 0 118 0 1 1 1 1 1 1 178 0 1 1 1 1 1 1 238 0 1 1 1 1 1 1  
59 0 1 0 1 1 1 0 119 1 1 1 1 1 1 1 179 0 1 1 1 1 1 1 239 0 1 1 1 1 1 1  
60 0 1 0 1 1 1 0 120 0 1 0 1 1 0 0 180 0 1 1 1 1 1 1 240 0 1 1 1 1 1 1

	Attribute Classification		Attribute Classification		Attribute Classification		Attribute Classification
241	0 1 1 1 1 1 0	301	1 1 0 0 1 1 1	361	0 0 0 1 1 0 0	421	1 1 1 0 1 1 1
242	0 1 1 1 1 1 1	302	0 0 0 1 1 0 0	362	1 1 0 0 1 1 1	422	1 1 1 0 1 1 1
243	0 0 1 1 1 0 0	303	1 1 1 0 1 1 1	363	0 0 0 1 1 0 0	423	1 1 1 0 1 1 1
244	1 1 1 1 1 1 1	304	1 1 1 0 1 0 1	364	1 1 1 0 1 1 1	424	0 1 1 1 1 1 1
245	0 1 1 1 1 1 1	305	1 1 1 0 1 1 1	365	1 1 1 0 1 1 1	425	1 1 1 0 1 1 1
246	0 1 1 1 1 1 1	306	1 1 1 0 1 1 1	366	1 1 1 0 1 0 1	426	1 1 1 0 1 1 1
247	0 1 1 1 1 1 1	307	1 1 0 0 1 0 1	367	1 1 0 0 1 1 1	427	1 1 1 0 1 1 1
248	0 0 1 1 1 0 0	308	1 1 0 0 1 1 1	368	1 1 1 0 1 1 1	428	1 1 0 0 1 1 1
249	0 1 1 1 1 1 1	309	1 1 1 0 1 1 1	369	1 1 1 0 1 1 1	429	1 1 1 0 1 1 1
250	1 0 0 0 1 1 1	310	1 1 1 0 1 1 1	370	1 1 0 0 1 1 1	430	1 1 1 0 1 1 1
251	1 1 0 0 1 1 1	311	1 1 0 0 1 1 1	371	1 1 0 0 1 0 1	431	1 1 1 0 1 1 1
252	1 1 0 0 1 0 1	312	1 1 1 0 1 0 1	372	1 0 0 0 0 0 1	432	1 1 0 0 1 1 1
253	1 1 1 0 1 1 1	313	1 0 1 0 1 0 1	373	1 1 1 0 1 1 1	433	1 1 0 0 1 0 1
254	1 1 0 0 1 0 1	314	1 0 0 0 1 0 1	374	1 1 0 0 1 0 1	434	1 1 1 0 1 1 1
255	1 0 0 0 0 0 1	315	1 1 0 0 1 1 1	375	1 0 0 0 1 0 1	435	1 1 1 1 1 0 1
256	1 0 0 0 1 0 0	316	1 0 0 0 0 0 1	376	1 1 0 0 1 1 1	436	1 1 1 0 1 1 1
257	1 1 1 1 1 1 1	317	1 1 1 0 1 1 1	377	0 0 0 0 1 0 0	437	1 1 1 0 1 1 1
258	1 1 0 0 1 0 1	318	1 0 0 0 1 0 1	378	1 1 0 0 1 0 1	438	1 1 1 0 1 1 1
259	1 0 0 0 1 0 0	319	1 1 1 0 1 1 1	379	1 1 0 1 1 1 1	439	1 1 1 0 1 1 1
260	1 0 0 0 0 0 1	320	1 1 1 0 1 1 1	380	1 1 1 0 1 1 1	440	1 1 0 0 1 1 1
261	1 1 1 0 1 1 1	321	1 0 1 0 1 0 1	381	1 1 0 0 1 1 1	441	1 1 1 0 1 1 1