



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ

EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı

Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Programı

KAYIP VERİ YÖNTEMLERİNİN ÇOKLU PUANLANAN ÇOK BOYUTLU MTK
MODELLERİNDE PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ

Mehmet Ali IŞIKOĞLU

Doktora Tezi

Ankara, 2024

Liderlik, arařtırma, inovasyon, kaliteli eđitim ve deđiřim ile

Daha ileriye... En İyiyeye...



Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Programı

KAYIP VERİ YÖNTEMLERİNİN ÇOKLU PUANLANAN ÇOK BOYUTLU MTK
MODELLERİNDE PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ

THE EFFECT OF MISSING DATA METHODS ON PARAMETER ESTIMATION OF
POLYTOMOUS MULTI-DIMENSIONAL IRT MODELS

Mehmet Ali İŞİKOĞLU

Doktora Tezi

Ankara, 2024

Kabul ve Onay

Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼rl¼đ¼ne,

Mehmet Ali IŐIKOđLU'nun hazırladıđı "Kayıp Veri Y¼ntemlerinin Çoklu Puanlanan Çok Boyutlu MTK Modellerinde Parametre Kestirimlerine Etkisi" baŐlıklı bu alıŐma j¼rimiz tarafından **Eđitim Bilimleri Ana Bilim Dalı, Eđitimde ¼lme ve Deđerlendirme Bilim Dalında Doktora Tezi** olarak kabul edilmiŐtir.

J¼ri BaŐkanı	Prof. Dr. H¼lya KELECİOđLU	İmza
J¼ri Üyesi (DanıŐman)	Prof. Dr. Burcu ATAR	İmza
J¼ri Üyesi	Do. Dr. Derya OBANOđLU AKTAN	İmza
J¼ri Üyesi	Prof. Dr. Dilara BAKAN KALAYCIOđLU	İmza
J¼ri Üyesi	Do. Dr. Celal Deha DOđAN	İmza

Bu tez Hacettepe ¼niversitesi Lisans¼st¼ Eđitim, ¼đretim ve Sınav Y¼netmeliđi'nin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki j¼ri ¼yeleri tarafından 17 / 01 / 2024 tarihinde uygun g¼r¼lm¼Ő ve Enstit¼ Y¼netim Kurulunca / / tarihi itibarıyla kabul edilmiŐtir.

Prof. Dr. İsmail Hakkı MİRİCİ
Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼r¼

Öz

Bu arařtırmada farklı mekanizmaya sahip ve farklı oranlarda kayıp içeren çok boyutlu veri setlerinde, kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş Çok Boyutlu Genelleştirilmiş Kısmi Puan (ÇB-GKP) ve Çok Boyutlu Ařamalı Tepki (ÇB-AT) modellerinden elde edilen madde ve yetenek parametrelerine etkisinin incelenmesi amaçlanmıřtır. Bu bağlamda, çok boyutlu normal dağılıma sahip yetenek parametreleri ve madde parametreleri üretilmiřtir. Belirlenen yetenek ve madde parametreleri kullanılarak iki boyutlu eksiksiz madde yanıtları oluşturulmuřtur. Eksiksiz madde yanıtlarından tamamen rastlantısal olarak kayıp (TROK), rastlantısal olarak kayıp (ROK) ve ihmal edilemez kayıp (İEK) mekanizmalarına sahip %5, %10 ve %20 oranlarında kayıplar oluşturulmuřtur. Belirlenen kořullarda kayıp içeren veri setleri seri ortalaması atama (SO), regresyon atama (RA) ve beklenti maksimizasyonu (BM) yöntemleri ile tamamlanmıř ve tamamlanan veri setlerinden elde edilen parametreler eksiksiz veri setinden elde edilen parametreler ile karşılařtırılmıřtır. Elde edilen bulgulara göre, tüm madde ve yetenek parametreleri için %5 kayıp içeren veri setlerinde ortalama hataların diđer kayıp oranlarından daha düşük olduđu görölmüřtür. Madde ayırıcılık parametreleri için tüm kayıp mekanizmalarında ve tüm kayıp oranlarında RA ve BM yöntemlerinin SO yöntemine göre daha iyi performans sergilediđi görölmüřtür. Genel olarak en düşük hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduđu görölmüřtür. Kategori sınır kesiřim parametrelerinde ise TROK ve ROK durumlarında RA en iyi performansı sergilerken, İEK mekanizmasında yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının çok yüksek olduđu görölmüřtür. Yetenek parametrelerinin geri kazanımı için ise tüm kořullarda madde parametrelerine kıyasla oldukça düşük ortalama RMSE deđerleri elde edilmiřtir. Tüm kořullarda en düşük RMSE deđerleri üreten yöntemin madde parametrelerinden farklı olarak BM olduđu görölmüřtür.

Anahtar sözcükler: çoklu puanlanan çok boyutlu madde tepki kuramı, çok boyutlu ařamalı tepki modeli, çok boyutlu genelleştirilmiş kısmi puan modeli, kayıp veri, kayıp veri yöntemleri

Abstract

In this study, it is aimed to examine the effects of missing data handling methods on item and ability parameters obtained from the Multidimensional Generalized Partial Credit Model (M-GPCM) and Multidimensional Graded Response Model (M-GRM) in multidimensional data sets with different missing mechanisms and different rates of missing data. Ability and item parameters were generated. Two-dimensional complete item responses were generated using the specified ability and item parameters. From the complete item responses, missingness rates of 5%, 10%, and 20% with missing completely at random (MCAR), missing at random (MAR), and missing not at random (MNAR) mechanisms were generated. The data sets with missing data were completed with series mean imputation (SM), regression imputation (RI), and expectation maximization (EM). The parameters obtained from the completed data sets were compared with the parameters obtained from the complete data set. For all parameters, the average errors were lower than the other missingness rates in data sets with 5% missingness. For item discrimination parameters, RI and EM performed better than SM in all conditions. RI was found to be the method with the lowest error. For the category boundary intersection parameters, RI performs the best in the MCAR and MAR, while the errors obtained from the methods are very high in the MNAR. For the recovery of ability parameters, very low average RMSEs were obtained in all condition compared to the item parameters. It was observed that the method that produced the lowest RMSEs in all conditions was EM, unlike the item parameters.

Keywords: polytomous multidimensional item response theory, multidimensional graded response model, multidimensional generalized partial credit model, missing data, missing data handling methods

Teşekkür

Başta, lisansüstü eğitimim boyunca bana çokça katkı sağlayan ve tez sürecimin her aşamasında destek olup yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen değerli hocam ve danışmanım Prof. Dr. Burcu ATAR'a,

Tezimin her sürecinde gelişmesine katkı sağlayan, değerli fikirleriyle yol aldığım Tez İzleme Komitesi üyeleri Doç. Dr. Derya ÇOBANOĞLU AKTAN ve Prof. Dr. Dilara BAKAN KALAYCIOĞLU'na,

Tez savunma jürimde yer alarak değerli önerileriyle tezime katkı sağlayan Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU ve Doç. Dr. Celal Deha DOĞAN'a,

Lisansüstü eğitimimiz boyunca her zaman desteklerini hissettiğim değerli arkadaşlarım Dr. Sinem DEMİRKOL ve Dr. Merve AYVALLI KARAGÖZ'e,

Lisansüstü eğitim sürecimde akademik gelişimimi sağlayan, ders almaktan keyif aldığım Hacettepe Üniversitesi Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme programının değerli öğretim üyelerine,

Tüm hayatım boyunca her zaman yanımda olan, desteklerini esirgemeyen ve bir parçası olmaktan gurur duyduğum değerli aileme,

Her zaman ve her koşulda yanımda olan, daima desteğini hissettiğim değerli eşim Yağmur IŞIKOĞLU'na ve ailemizin yeni üyesi kızım Işıl IŞIKOĞLU'na

çok teşekkür ederim.

İçindekiler

Kabul ve Onay.....	ii
Öz.....	iii
Abstract.....	iv
Teşekkür.....	v
Tablolar Dizini.....	viii
Şekiller Dizini.....	x
Simgeler ve Kısaltmalar Dizini.....	xiv
Bölüm 1 Giriş.....	1
Problem Durumu.....	1
Araştırmanın Amacı ve Önemi.....	4
Araştırma Problemi.....	6
Sınırlılıklar.....	7
Tanımlar.....	7
Bölüm 2 Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar.....	9
Madde Tepki Kuramı.....	9
Kayıp Veri.....	20
İlgili Araştırmalar.....	27
Bölüm 3 Yöntem.....	34
Araştırmanın Türü.....	34
Simülasyon Koşulları.....	34
Boyutluluğun Değerlendirilmesi.....	37
Kayıp Verilerin Oluşturulması ve Tamamlanması.....	40
Verilerin Analizi ve Değerlendirme Kriteri.....	41
Bölüm 4 Bulgular, Yorumlar ve Tartışma.....	47
1. ÇB-GKP Modeline İlişkin Bulgular.....	47
2. ÇB-AT Modeline İlişkin Bulgular.....	68

Tartışma.....	89
Bölüm 5 Sonuç ve Öneriler.....	93
Sonuçlar.....	93
Uygulayıcılara Yönelik Öneriler.....	95
Araştırmacılara Yönelik Öneriler.....	97
Kaynaklar.....	99
EK-A: Örnek R Kodları.....	109
EK-B: Araştırma Etik Komisyon İzin Muafiyeti Formu.....	110
EK-C: Etik Beyanı.....	111
EK-Ç: Yüksek Lisans/Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu.....	112
EK-D: Thesis/Dissertation Originality Report.....	113
EK-E: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı.....	114

Tablolar Dizini

Tablo 1 <i>Simülasyon koşulları</i>	35
Tablo 2 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler.</i>	37
Tablo 3 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler.</i>	38
Tablo 4 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler.</i>	39
Tablo 5 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler.</i>	39
Tablo 6 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri</i>	43
Tablo 7 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri</i>	44
Tablo 8 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri</i>	44
Tablo 9 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri</i>	45
Tablo 10 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	62
Tablo 11 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	63
Tablo 12 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	64
Tablo 13 <i>ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	66
Tablo 14 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	83
Tablo 15 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	85
Tablo 16 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	86

Tablo 17 <i>ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları</i>	88
--	----

Şekiller Dizini

Şekil 1 $a_1=1.2$, $a_2=.3$ ve $d=1$ parametrelerine sahip bir maddeye ait madde karakteristik yüzeyi	14
Şekil 2 Çok boyutlu GKP modelinde madde tepki yüzeyleri	19
Şekil 3 Çok boyutlu AT modelinde kategori tepki yüzeyleri.....	20
Şekil 4 Kayıp veri örüntüleri	21
Şekil 5 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği.	37
Şekil 6 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği.	38
Şekil 7 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği.	39
Şekil 8 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği.	40
Şekil 9 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	47
Şekil 10 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	49
Şekil 11 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	50
Şekil 12 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	51
Şekil 13 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	52
Şekil 14 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	54

Şekil 15 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	54
Şekil 16 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	56
Şekil 17 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	57
Şekil 18 ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	58
Şekil 19 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	59
Şekil 20 ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	60
Şekil 21 ÇB-GKP modeli boyut başına 5 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	62
Şekil 22 ÇB-GKP modeli boyut başına 5 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	64
Şekil 23 ÇB-GKP modeli boyut başına 10 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	65
Şekil 24 ÇB-GKP modeli boyut başına 10 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	67
Şekil 25 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	68
Şekil 26 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	70

Şekil 27 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	71
Şekil 28 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	72
Şekil 29 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	73
Şekil 30 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	75
Şekil 31 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	75
Şekil 32 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	77
Şekil 33 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	78
Şekil 34 ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	80
Şekil 35 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	81
Şekil 36 ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri	82
Şekil 37 ÇB-AT modeli boyut başına 5 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	84
Şekil 38 ÇB-AT modeli boyut başına 5 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	85

Şekil 39 ÇB-AT modeli boyut başına 10 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	87
Şekil 40 ÇB-AT modeli boyut başına 10 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler.....	88

Simgeler ve Kısaltmalar Dizini

KTK: Klasik Test Kuramı

MTK: Madde Tepki Kuramı

TBMTK: Tek Boyutlu Madde Tepki Kuramı

ÇBMTK: Çok Boyutlu Madde Tepki Kuramı

ÇB-GKP: Çok Boyutlu Genelleştirilmiş Kısmi Puan Modeli

ÇB-AT: Çok Boyutlu Aşamalı Tepki Modeli

SO: Seri Ortalaması Atama

RA: Regresyon Atama

BM: Beklenti Maksimizasyonu

1PLM: 1 Parametrelı Lojistik Model

2PLM: 2 Parametrelı Lojistik Model

3PLM: 3 Parametrelı Lojistik Model

AT: Aşamalı Tepki Modeli

KP: Kısmi Puan Modeli

GKP: Genelleştirilmiş Kısmi Puan Modeli

ST: Sınıflamalı Tepki Modeli

MKE: Madde Karakteristik Eğrisi

MKY: Madde Karakteristik Yüzeyi

TROK: Tamamen Rastlantısal Olarak Kayıp

ROK: Rastlantısal Olarak Kayıp

İEK: İhmal Edilemez Kayıp

OECD: Organisation for Economic Co-operation and Development

PISA: Programme for International Student Assessment

Bölüm 1

Giriş

Bu bölümde araştırmanın problem durumuna, amacı ve önemine, araştırma problemi ve alt problemlerine, sayıltılarına, sınırlılıklarına ve araştırma ile ilgili tanımlara yer verilmiştir.

Problem Durumu

Test geliştirmede yararlanılan en temel kuramlardan biri Klasik Test Kuramı (KTK) olup bu kuramın uygulamadaki kullanışlılığının yanı sıra bazı sınırlılıkları da bulunmaktadır. Bu sınırlılıklar arasında standart hatayı bireyler bazında eşit kabul etmesi, test uzunluğunun güvenilirliği etkilemesi, madde özelliklerinin örneklemin evreni temsiliyetine bağlı olması, farklı maddelerin bir arada kullanılmasının toplam test puanı üzerinde dengesiz bir etkiye sahip olması ve maddelerin psikometrik özelliklerinin farklı örneklemlerde farklı çıkabilmesi sayılabilir (Embretson & Reise, 2000; Hambleton & Swaminathan, 1985). İlgili sınırlılıklar ile baş edebilmek için Madde Tepki Kuramı (MTK) geliştirilmiş ve testlerin geliştirilmesinde ana akım (Embretson & Reise, 2000) haline gelmiştir. MTK, standart hatanın bireysel bazda yorumlanması, madde/test istatistiklerinin gruptan bağımsız olması ve yetenek kestirimlerinin maddelerden bağımsız olması (Bortolotti ve diğerleri, 2012; Lord, 1980), madde güçlük parametrelerinin ve yetenek düzeylerinin aynı ölçek düzeyinde yer alması (Spencer, 2004) gibi avantajları sayesinde KTK ile çözülemeyen problemlerin çözümünde sıklıkla tercih edilmektedir.

MTK modelleri incelendiğinde, maddelerin puanlama kategorileri ile ilişkili olarak ikili puanlanan maddelere yönelik model geliştirme girişimlerinden, çoklu puanlanan maddelere yönelik modellerin geliştirilmesine doğru bir ilerleme olduğu görülmektedir. İkili puanlanan maddeler için geliştirilmiş MTK modelleri yaygın şekilde kullanılmaktadır ve bu amaçla birçok model geliştirilmiştir. Ancak, bu modeller, maddeye verilen yanıtların doğru/yanlış, evet/hayır, katılıyorum/katılmıyorum şeklinde ikili olarak kodlanmasına dayanmaktadır. Çok

kategorili olarak puanlanan maddeleri iki kategoriye indirgeyerek, ikili puanlanan maddeler için geliştirilmiş MTK modellerinin kullanılmasına ilişkin çalışmalar (Andreis & Ferrari, 2012) bulunmasına rağmen, bu yaklaşım çok kategorili tepkilerin doğasında bulunan bazı bilgilerin kaybolmasına sebep olabilmektedir (Carlson, 1996). İkili puanlanan maddelerden oluşan testlerin yaygın olarak kullanılmasına karşın, son zamanlarda açık uçlu maddelerin kullanımına olan ilgi de giderek artmıştır. Açık uçlu ve çok kategorili puanlanan maddelerden veya yapılandırılmış maddelerden oluşan değerlendirmeler, kavramları ve becerileri ikili puanlanan maddelere kıyasla daha derinlemesine ölçmeyi amaçlamaktadır. Çoklu puanlanan maddelerden elde edilen bilgiler özellikle üst düzey yeterlik alanlarında daha fazla olabilmektedir (Embretson & Reise, 2000). Yapılandırılmış yanıt içeren maddelerin ve duyuşsal özellikleri ölçmeyi amaçlayan ölçeklerin yaygın şekilde kullanılması çoklu puanlanan maddelere yönelik MTK modellerinin kullanımlarının artmasına sebep olmaktadır. Bu modeller, bireylerin sahip oldukları kısmi bilgilerinin değerlendirilmesine ve derecelendirme ölçeklerinden elde edilen sonuçların yorumlanmasına imkân verebilmektedir.

Özellikle eğitim ve psikoloji alanında ölçme araçları ile toplanan verilerin analizinde sıklıkla kullanılan MTK modelleri ile bireyin maddeye verdiği yanıt ve madde yanıtının altında yatan örtük özellik arasında ilişki kurulmaktadır. Kuramın madde temelli yapısı bireyin örtük özellikleri hakkında toplanan bilgilerin doğruluğunu sağlamak için madde yanıtlarının eksiksiz olmasını gerektirmektedir. Ancak, kayıp verilerin varlığı ölçme araçlarında sık karşılaşılan bir sorundur ve araştırmacılar ile uygulayıcılar için zorluk teşkil etmektedir. Kayıp veri, çeşitli sebeplerden dolayı veri setinde eksik gözlemlerin bulunması olarak tanımlanabilir. Ölçme araçlarında bazı maddelerin yanıtlanmaması, uygulama süresinin yeterli olmamasından kaynaklı olarak bazı maddelere erişememe (Goregebeur ve diğerleri, 2010), uygulama sırasında karşılaşılan teknik aksaklıklar, veri girişi sırasında yapılan hatalar (Field, 2005), boylamsal çalışmalarda deneklerin çalışmalardan çekilmeleri kayıp verilerin ortaya çıkmasının sebeplerinden bazıları olarak sayılabilir. Veri setindeki

kayıp gözlemleri göz ardı etmek problemin çözümü için yeterli değildir. Little ve Rubin (2002) istatistiksel analizlerin veri setinde eksik bulunmayan gözlemler üzerinden gerçekleştirilmesinin her zaman uygun olmayacağını, çünkü araştırmacıların genellikle hedef popülasyon yerine tüm popülasyona ilişkin çıkarım yapmakla ilgilendiklerini belirtmiştir. Benzer şekilde Enders (2010) da bu tarz yöntemlerin yanlılığa sebep olduğunu belirtmiştir. Ancak araştırmacılar tarafından yürütülen analitik süreçlerin eksiksiz veri setine dayanmasından dolayı kayıp veri sorunu tartışılmaktadır (Graham, 2009). Kayıp veri sorununun araştırma sonuçlarını etkilemesine rağmen az sayıda araştırmacı tarafından çalışmalarında ele alındığı belirtilmektedir (Cole, 2008). Benzer olarak, Osborne vd. (2011) saygın dergilerde yayınlanan araştırmaları incelemiş ve bu araştırmaların yalnızca üçte birinden biraz fazlasında kayıp veri sorununun çözümüne yönelik işlem gerçekleştirildiğini gözlemlemiştir. Ayrıca, kayıp verilerin ele alındığı bu çalışmaların hiçbirinde kayıp veri mekanizmalarına ilişkin bir inceleme gerçekleştirilmediği belirtilmiştir. Hâlbuki veri setinde bulunan kayıp verilerin mekanizması yani kayıplığın rastgele olup olmaması da kayıp verilerle başa çıkılması açısından önem arz etmektedir. Rubin (1976) gerçekleştirilen boylamsal bir çalışmada kayıp veri örüntüsü araştırılmadan gerçekleştirilen analizlerden elde edilen parametre kestirimlerinin yanlı sonuçlar ortaya koyduğunu göstermiştir. MTK bağlamında da kayıp verilerin dağılımının modellerden elde edilen parametre kestirimlerini etkileyen önemli durumlardan biri olduğu belirtilmektedir (Mislevy & Wu, 1996). MTK modelleri ve modellere ilişkin varsayımlar, madde ve yetenek parametrelerinin kestirim yöntemleri ile puanlama yöntemleri gibi faktörler nedeniyle kayıp veri durumu MTK'da karmaşık hale gelebilmektedir.

MTK bağlamında, kayıp verilerin yanlış olarak ele alınmasının madde ve yetenek parametrelerinin kestiriminde yanlılık oluşturduğu belirtilmektedir (De Ayala vd., 2001; Finch, 2008). Zaman yetersizliği nedeniyle testlerin sonunda yer alan eksik yanıtlar ulaşılamayan maddeler olarak ele alınmaktadır. Ulaşıp atlanan maddelerin ise katılımcının yeteneğiyle ilişkili olduğu için kayıp veri olarak ele alınmaktadır (Rose ve diğerleri, 2017).

Ulaşılamayan maddelerin özellikle yetenek kestiriminde göz ardı edilebildiği belirtilmektedir. Nitekim PISA'da ulaşılabilen maddeler yanlış olarak puanlanmamaktadır (Ekonomik Kalkınma ve İş Birliği Örgütü [OECD], 2017). Öte yandan, atlanan yanıtlar, sınav katılımcısının yeteneğiyle ilişkili olduğu için göz ardı edilemeyen kayıp verileri temsil etmektedir (Ludlow & O'Leary, 1999; Mislevy & Wu, 1996).

İlk geliştirilen MTK modelleri tek boyutluluk varsayımı üzerine inşa edilmiştir. Tek boyutluluk maddelerin ortak bir temel yapıyı paylaşması anlamına gelmektedir (DeMars, 2010). Ancak, bir özelliği ölçmek üzere tasarlanmış bir madde bir miktar başka özellikleri de gerektirebilmektedir veya geliştirilen ölçme aracı ile birden fazla yapı ölçülebilmektedir. Lee (2007), tek boyutlu MTK (TBMTK) modellerinin kullanıldığı durumlarda deneysel kanıtların çoğunun tek boyutluluk varsayımının ihlal edildiğini gösterdiğini belirtmiştir. Tek boyutluluk özelliği göstermeyen, birden fazla yapıyı içeren durumlarda ise Çok Boyutlu MTK (ÇBMTK) modellerinin kullanılması gerekmektedir. Dolayısıyla ÇBMTK çerçevesinde, modellerden elde edilecek madde ve yetenek parametrelerinin kayıp verilerden etkileneceği düşünülmektedir ve veri setinde bulunan bu kayıp veriler ile uygun yöntemlerle başa çıkılması gerekmektedir.

Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmanın amacı çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş Çok Boyutlu Genelleştirilmiş Kısmi Puan (ÇB-GKP) modeli ve Çok Boyutlu Aşamalı Tepki (ÇB-AT) modeli için farklı kayıp veri mekanizmalarında ve farklı kayıp oranlarında kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin madde ve yetenek parametre kestirimlerine etkisini araştırmaktır. MTK bireylerin yeteneği ile bir maddeye verdikleri yanıt arasındaki ilişkiyi göstermektedir (Demars, 2010). Dolayısıyla bu ilişkinin varlığı bireylerin maddelere verdikleri tüm tepkilerin yetenek kestiriminde önemli bir rol oynamasına neden olmaktadır. Ancak, kayıp verilerin varlığı madde ve yetenek parametrelerinin hatalı kestirilmesine sebep olabilmekte (Mislevy & Wu, 1996) ve model-veri uyumunu etkileyebilmektedir.

İkili ve çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş olan MTK modellerinin arařtırmalarda uygulanması giderek daha yaygın hale gelmiřtir. Kullanılacak MTK modelinin belirlenmesinde göz önünde bulundurulması gereken önemli bir husus da maddelerle ölçülen yeteneğin tek boyutlu mu yoksa çok boyutlu mu olduėudur. MTK'ya iliřkin kayıp veri çalıřmaları (Demir, 2013; Koçak & Çokluk Bökeoėlu, 2017) literatürde aėırlıklı olarak tek boyutlu yapılara odaklanmıřtır. Ancak, TBMTK modellerinin önemli bir sınırlılıėı, gerçekte çok boyutlu yapıya sahip olan verilerden elde edilen hata miktarlarını olduėundan fazla kestirebilmesi veya modelin veriye uyum saėlayamamasıdır. Ackerman (1996) psikolojik ve eėitsel deėerlendirmelerin çoėunun farklı derecelerdeki çoklu özelliėi veya özellik bileřkesini ölçtüėünü belirtmiřtir. Bu durum, gerçekte iki veya daha fazla boyut içeren karmařık verileri analiz etmek için özel olarak tasarlanmıř ÇBMTK modellerinin geliřtirilmesine yol açmıřtır. Çok boyutlu yapılar üzerinde gerçekte yapılan çalıřmalar büyük ölçüde ikili puanlanan maddeler için geliřtirilen modeller üzerine odaklanmıřtır. Çoklu puanlanan maddeleri ikili forma dönüřtürerek ikili puanlanan maddeler için geliřtirilmiř MTK modellerini kullanma giriřimleri (Andreis & Ferrari, 2012) bulunmasına raėmen, bu yaklařım kaçınılmaz olarak çok kategorili tepkilerde bulunan bazı bilgilerin kaybolmasıyla sonuçlanmaktadır. Özellikle açık uçlu sorular olarak ve Likert tipi puanlanan psikolojik testlerde çoklu puanlanan maddeler sıklıkla kullanılmaktadır. Kayıp verilerin derecelendirilmiř ölçek verilerine uygulanan çoklu puanlanan MTK modelleri üzerindeki etkisini inceleyen arařtırmaların (Dai ve diėerleri, 2021) azlıėı göz önünde bulundurulduėunda, bu çalıřmanın mevcut literatürü zenginleřtireceėi düşünölmektedir.

MTK'da parametre kestirimleri kayıp verilerin modellenerek model tabanlı MTK yaklařımının kullanılması (Holman & Glas, 2005; Rose ve diėerleri, 2010) řeklinde de gerçekteleřtirilebilmektedir. Ancak parametre kestirimleri yapmak isteyen arařtırmacılar için bu modellemelerin kullanılması karmařık olabilmektedir. Bu nedenle, bu modellerin kullanımı çalıřma kapsamında ele alınmamıřtır. Daha ziyade, kullanımı yaygın ve kolay

olan yöntemler ele alınmış ve farklı mekanizma ve koşullar altında madde ve yetenek parametrelerini daha az hata ile kestirme açısından değerlendirilmiştir.

Bu çalışmada, özellikle çok boyutlu yapılara sahip ve çoklu puanlanan maddeler için kullanılan ÇBMTK modellerinin kayıp veri içermesi durumunda bu kayıplarla nasıl başa çıkılabileceği araştırılmaktadır. Kayıp verilerle başa çıkmak için kullanımı kolay olan ve yaygın olarak kullanılan seri ortalaması atama (SO), regresyon atama (RA) ve beklenti maksimizasyonu (BM) yöntemlerinin belirli koşullar altında sergiledikleri performans incelenmiştir. Bu çalışmanın çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş ÇBMTK modelleri kapsamında farklı koşullar altında hangi yöntemin daha etkili olduğunu belirleyerek kayıp veri sorunu ile başa çıkma konusunda önemli bir katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Araştırma Problemi

Çok boyutlu yapılarda, boyut başına düşen madde sayısının farklı durumlarında (5 ve 10); farklı kayıp veri mekanizmalarında (tamamen rastlantısal olarak kayıp, rastlantısal olarak kayıp, ihmal edilemez kayıp) ve farklı kayıp veri oranlarında (%5, %10, %20) kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin (seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu) çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinden elde edilen madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

Alt Problemler

Araştırma problemi ile ilişkili geliştirilen alt problemler şunlardır:

1. ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olması durumunda;

1.1. Tamamen rastlantısal olarak kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

1.2. Rastlantısal olarak kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

1.3. İhmal edilemez kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

2. ÇB-AT modelinde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olması durumunda;

2.1. Tamamen rastlantısal olarak kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

2.2. Rastlantısal olarak kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

2.3. İhmal edilemez kayıp mekanizmasına sahip %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setlerinde seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi nedir?

Sınırlılıklar

Araştırmada MTK modellerine ilişkin boyutluluk yapısı basit yapı ve iki boyutlu olacak şekilde sınırlandırılmıştır.

Tanımlar

Bu araştırma kapsamında ele alınan kayıp veri, eksiksiz veri setinden belirli oranlarda hücre silinerek elde edilmiştir. Tamamen rastlantısallık, veri setinde yer alan toplam hücre sayısından belirlenen oranlara karşılık gelecek şekilde hücrenin rastlantısal olarak seçilerek tüm veri seti bazında silinmesi ile sağlanmıştır. Dolayısıyla her bir maddede

bulunan kayıp veri miktarları tamamen rastlantısal olarak kayıp mekanizmasında farklılaşabilmektedir.

Bölüm 2

Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar

Bu bölümde madde tepki kuramı özellikleri, tek boyutlu MTK modelleri ve bunların çok boyutlu uzantıları ile kayıp veri mekanizmaları, kayıp veri ile baş etme yöntemleri ve çalışma ile ilgili olan araştırmalara yer verilmiştir.

Madde Tepki Kuramı

Madde tepki kuramı (MTK) bireylerin her bir maddeye verdikleri yanıtları temel almaktadır. Matematiksel olarak bir maddeye belirli bir yanıt verme olasılığı o maddenin ölçtüğü örtük özellik ile ilişkilendirilmektedir (Ostini & Nering, 2006). MTK modelleri bir ölçme aracıyla ölçülen yetenek ile bir maddeye verilen yanıt arasındaki ilişkiyi göstermektedir (Demars, 2010). Bu modeller bireylerin yetenek kestirimleri ile maddelerin güçlük parametrelerini sürekli bir ölçeğe yerleştirerek bireyler ve maddeler arasındaki etkileşime odaklanmaktadır, böylece bireylerin yetenekleri ve maddeler arasında doğrudan karşılaştırmalar mümkün olabilmektedir (Hambleton ve diğerleri, 1991).

MTK günümüzde oldukça geniş kullanım alanlarına sahiptir. Test geliştirme, farklı formlardan alınan test puanlarını bağlama ve eşitleme, bilgisayar ortamında adaptif test yardımıyla daha kısa sürede ve daha az hata ile bireylerin yeteneklerini kestirme, değişen madde fonksiyonu belirleme gibi alanlarda kullanılabilir. Ancak, bu kadar yaygın kullanımına karşın MTK'nın uygulanabilmesi için bazı güçlü varsayımlarının da sağlanması gerekmektedir. Genel olarak, TBMTK bağlamında tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık olmak üzere iki temel varsayımdan bahsedilebilir. Tek boyutluluk bireyin madde üzerindeki performansını etkileyen yalnızca tek bir yetenek türü olması olarak tanımlanabilir (Lord & Novick, 1968) ve MTK'ya dayalı bir test için tek bir puan rapor edildiği durumda maddelerin ortak bir birincil yapıyı paylaştığına ilişkin temel bir varsayım bulunmaktadır (DeMars, 2010). Ayrıca, çoğu MTK modelinde örtük özelliğin tek boyutlu bir süreklilik üzerinde yer aldığı varsayılmaktadır (De Ayala, 2008). Ancak, Embretson ve Reise (2000) gerçek durumlarda

saf bir tek boyutluluğun elde edilmesinin neredeyse imkânsız olduğunu belirtmiştir. Bu durumda testin tümünü kapsayan tek bir baskın boyutun bulunması yeterli kabul edilebilmektedir (Hambleton ve diğerleri, 1991). Ayrıca katılımcıların boyutlardan birinde farklılık göstermemesi durumunda bireysel farklılıkların diğer yapıdan kaynaklandığı ve bu durumda yapının matematiksel olarak tek boyutlu olabileceği belirtilmektedir (DeMars, 2010). MTK'ya ilişkin tek boyutluluk varsayımının ihlali parametrelerin ve standart hataların yanlış kestirilmesine sebep olabilmektedir. TBMTK ile ÇBMTK modellerinin parametre kestirimlerinin incelendiği çalışmalar (de la Torre & Patz, 2005; Spencer, 2004) yapıların uygun olması durumunda ÇBMTK modellerinin daha iyi kestirimler gerçekleştirdiğini göstermektedir. Yerel bağımsızlık ise, bireylerin yetenek düzeyleri kontrol altına alındığında, bir maddeye verilen yanıtın diğer maddeye verilen yanıtlardan bağımsız olmasıdır (DeMars, 2010; Fox, 2010, Hambleton ve diğerleri, 1991). Diğer bir deyişle, herhangi bir maddeye verilen yanıtın diğer maddelere verilecek yanıtları olumlu veya olumsuz olarak etkilememesi yani maddelere verilen yanıtların yalnızca katılımcıların yeteneğinden kaynaklanması yerel bağımsızlığı belirtmektedir. ÇBMTK'da ise ilk olarak bireylerin yeteneklerine ilişkin uzaydaki konumlarının değişmediği ve kullanılan test maddesinin özelliklerinin tüm durumlarda sabit kaldığı varsayılmaktadır. Yerel bağımsızlık varsayımı ÇBMTK'da da yer almakta ve bu varsayıma ek olarak bir de bireylerin yetenek düzeylerinin konumları arttıkça maddeye doğru cevap verme olasılığının da artmakta veya en azından azalmamakta olduğunu ifade eden monotonluk varsayımı da bulunmaktadır (Reckase, 2009).

MTK modelleri, boyutluluk yapısına göre tek boyutlu ve çok boyutlu olarak; madde puan kategorilerine göre ise ikili puanlanan ve çoklu puanlanan modeller olarak sınıflandırılabilir.

Tek Boyutlu Madde Tepki Kuramı Modellerine Genel Bir Bakış

TBMTK modelleri her bir madde ile ölçülen özelliğin tek bir özellik veya boyutla ilişkili olması durumunda kullanılabilir. TBMTK, bireyin test maddeleri ile

etkileşimlerinin, bireyin özelliklerini tanımlayan tek bir parametre içeren matematiksel bir ifadeyle yeterince temsil edilebileceğine dair temel bir önermeye sahip olan bir dizi modelden oluşmaktadır (Reckase, 2009).

İkili Puanlanan Maddeler İçin Modeller. Bu bölümde eğitimsel ve psikolojik testlerde sıklıkla kullanılan ikili puanlanan maddelere yönelik geliştirilmiş TBMTK modelleri ele alınmıştır. Maddelere verilen yanıtlar örneğin başarı testlerinde olduğu gibi doğru-yanlış veya başarılı-başarısız olmak üzere iki kategoriye ayrılmaktadır. Ayrıca, kişilik testlerinde, tutum değerlendirmelerinde ve davranışsal derecelendirme ölçeklerinde de bu yapıdaki maddeler kullanılabilir. Lojistik dağılıma dayanan ve kullanılan parametre sayısına bağlı olarak ele alınan bir parametrelili lojistik model (1PLM), iki parametrelili lojistik model (2PLM) ve üç parametrelili lojistik model (3PLM) yaygın olarak kullanılan modellerdir.

Bir Parametrelili Lojistik Model (1PLM). Tüm maddelerin ayırıcılık parametresinin aynı olduğunun varsayıldığı ve şans parametresinin ihmal edildiği modeldir. Bu modelde yalnızca madde güçlük parametresi serbestçe kestirilmektedir. 1PLM'de tüm maddeler için ayırıcılık parametresi 1'e sabitlendiğinde model Rasch model olarak adlandırılmaktadır (de Ayala, 2008).

İki Parametrelili Lojistik Model (2PLM). 1PLM'nin genelleştirilmiş hali olarak kabul edilen 2PLM'de, modele güçlük parametresine ek olarak serbestçe kestirilen ayırıcılık parametreleri de eklenmektedir. Maddelerin örtük özellikle eşit şekilde ilişkili olmadığı durumlarda 2PLM'nin veri setine 1PLM'den daha uygun olacağı belirtilmektedir (Embretson & Reise, 2000).

Üç Parametrelili Lojistik Model (3PLM). Düşük yetenek grubunda yer alan katılımcıların çoktan seçmeli testlerde sıfır olmayan performansını açıklamak üzere, 2PLM'ye maddelerin düşük yetenek grubundaki bireyler tarafından şansla doğru yanıtlama olasılığını belirten düşük asimptot parametresi eklenmiştir. Bu durumda, modelde güçlük ve ayırıcılık parametrelerine ek olarak şansla yanıtlamayı açıklayan düşük asimptot parametresi de yer almaktadır.

Çoklu Puanlanan Maddeler İçin Modeller. Çoklu puanlanan maddelerde maddeye verilen yanıtlar iki kategoriden daha fazla kategori ile temsil edilmektedir. Likert tipi maddeler, çok kategorili puanlama anahtarı ile puanlanan açık uçlu maddeler veya ikiden fazla kategoriye sahip sınıflama maddeleri çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş MTK modelleri ile ele alınmaktadır. Maddeye verilen yanıtlar arasında başarı veya yoğunluk kademelerine göre bir sıralama olması durumunda sıralı yanıt modelleri, aksine kategoriler arasında herhangi bir sıralama bulunmaması durumunda nominal yanıt modellerinden söz edilebilir. Sıralı yanıtlar için aşamalı tepki modeli, kısmi puan modeli ve genelleştirilmiş kısmi puan modeli olarak sınıflamalı yanıtlar için ise sınıflamalı tepki modeli olarak ele alınmaktadır.

Aşamalı Tepki Modeli (AT). Samejima (1969) tarafından geliştirilmiş AT modeli kısmi şekilde puanlanan başarı maddeleri veya farklı derecelerde katılım belirten Likert tipi maddeler gibi sıralı kategorik şekilde puanlanan maddeler için kullanılmaktadır. 2PLM'nin çoklu puanlanan maddelere genelleştirilmiş hali olan AT modelinde her bir kategoriye veya daha yükseğini işaretleme olasılığı modellenmiş ve modelde 2PLM'deki ayırıcılık parametresine benzer şekilde yorumlanan (Demars, 2010) a parametresi ile k kategorisi veya daha üzerinde puan alma olasılığını belirten eşik parametresi (b_{ik}) yer almaktadır.

Kısmi Puan Modeli (KP). Masters (1982) tarafından geliştirilmiş KP modeli Rasch modelinin çoklu puanlanan maddelere genişletilmiş halidir. AT modeline benzer şekilde sıralı kategorik olarak puanlanan maddeler için kullanılmaktadır. Modelde madde ayırıcılık parametresi 1PLM'de olduğu gibi maddeler arasında sabit kabul edildiğinden dolayı modelde yer almamaktadır (Demars, 2010). İki'den fazla yanıt kategorisi bulunduğundan dolayı, yanıt kategori sayısının bir eksiği kadar adım güçlük parametresi (b_i) elde edilmektedir.

Genelleştirilmiş Kısmi Puan Modeli (GKP). Muraki (1992) tarafından geliştirilen GKP modeli, KP modeline ayırıcılık parametresinin eklenmesi ile elde edilen özel bir halidir. Bu modelde ayırıcılık parametresi maddeler arasında serbestçe kestirilmektedir. GKP

modelinde AT modelinden farklı olarak her bir kategoriyi puanlama olasılığı doğrudan modellenmiştir (Demars, 2010). Adım güçlük parametresi KP modelinde olduğu gibi ardışık iki yanıt eğrisinin kesişim noktası olarak yorumlanmaktadır (Embretson & Reise, 2000).

Sınıflamalı Tepki Modeli (ST). Bock (1972) tarafından geliştirilen ST modeli maddelerin her bir yanıt kategorisi için katılımcıların yanıt verme olasılığını modellemektedir. Sıralı kategorik modellerden farklı olarak sınıflama ölçeğindeki maddeler için kullanılmaktadır. Dolayısıyla modelde katılımcıların puanları toplanamamakta, yalnızca yanıtların oranları temsil edilebilmektedir.

Çok Boyutlu Madde Tepki Kuramı Modelleri

MTK modelleri sağladıkları avantajları sayesinde yaygın şekilde kullanılmasına karşın güçlü varsayımlar gerektirmektedir. TBMTK varsayımları arasında bulunan tek boyutluluk varsayımı yalnızca tek bir yapının varlığını işaret etmektedir. Ancak, gerçek durumlarda saf bir tek boyutluluğun elde edilmesinin neredeyse imkânsız olduğu (Embretson & Reise, 2000; Reckase, 2009) belirtilmektedir. Literatürde gerçekleştirilen çalışmalarda da çoğu zaman test veya maddeler ile ölçülen yapının tek boyutlu olduğu varsayılmaktadır. Ancak bireylerin test performansı üzerinde bilişsel beceri, motivasyon, kaygı gibi birçok faktörün etkisi olabilmektedir ve gerçekte ölçülmek istenen yapı TBMTK modellerinin ele aldığından çok daha karmaşıktır. Ackerman (1996) çoğu psikolojik ve eğitimsel testin değişik derecelerdeki çoklu özelliği veya özellik bileşkesini ölçtüğünü belirtmiştir. TBMTK modellerinin en büyük sınırlılıklarından biri de gerçekte çok boyutlu yapıya sahip olan verilerden elde edilen hata miktarlarını olduğundan fazla gösterebilmesi veya modelin veriye uyum sağlayamamasıdır. Birden fazla özelliği ölçen bir maddenin TBMTK modelleri ile analiz edilmesi, elde edilen yetenek ve madde parametresi kestirimlerinin hatalı sonuçlar üretmesine sebep olmaktadır (Reckase, 1985; Sireci ve diğerleri, 1991). Bu nedenle, gerçekte iki veya daha fazla boyut içeren yeteneklerin performans üzerindeki etkilerini açıklamak ve çok boyutlu uzayda bireylerin ve maddelerin daha doğru bir şekilde temsil edilebilmesini sağlamak amacıyla TBMTK modellerinin

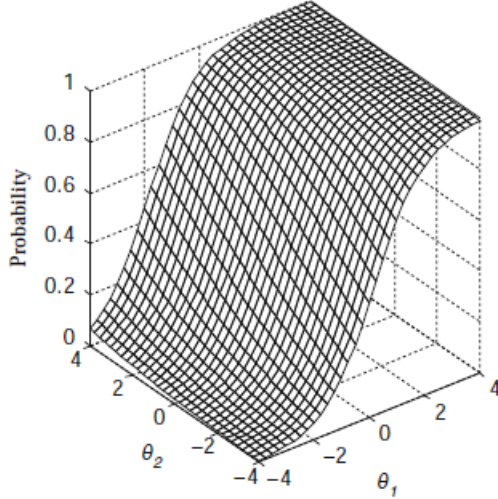
uzantısı olarak ÇBMTK modelleri geliştirilmiştir (Ackerman, 1994; Reckase, 2009). Bu modellerde bireylerin ölçülen performans bakımından birden fazla yetenek boyutuna sahip olduğu varsayılır ve maddeye doğru yanıt verme olasılığı bu yetenek boyutlarının bileşimi yardımıyla modellenir.

ÇBMTK analizleri tek boyutlu analizlere göre daha fazla zorluk içermekte ve olası bazı önemli sorunlar barındırmaktadır. Şüphesiz ki analizleri etkileyecek en önemli sorunların başında boyutluluk yapısının doğru şekilde değerlendirilmesi gelmektedir (Ackerman, 1994). Boyutluluk yapısının değerlendirilmesinde geleneksel olarak faktör analizine dayanan özdeğerler ve yamaç grafiği incelenebilmektedir. Ancak faktör analizinin madde performansı ile örtük özellik arasında doğrusal ilişki bulunmaması (Hattie, 1984) nedeniyle model veri uyumsuzluğu yaratabilmesi ve boyutluluğun madde güçlüğü ile karıştırılabilmesi (Ackerman ve diğerleri, 2003) gibi sorunları bulunabilmektedir. Boyutluluğun değerlendirilmesinde faktör analizine alternatif olarak ise DETECT (Zhang & Stout, 1999) ve DIMTEST (Stout, 1987) yöntemleri kullanılabilir.

Bireylerin yeteneğinin madde karakteristik eğrisi (MKE) aracılığıyla doğru yanıt verme olasılığıyla ilişkilendirilen TBMTK modellerinden farklı olarak, ÇBMTK modellerinde MKE'nin yerini madde karakteristik yüzeyi (MKY) almıştır. ÇBMTK'da maddelerin birden fazla yetenek ile ilişkili olmasından dolayı çok boyutlu bir grafik elde edilmektedir. Çünkü ÇBMTK'da TBMTK'dan farklı olarak bireylerin kestirilen yeteneği her bir boyut için ayrı ayrı elde edilmektedir. Diğer bir deyişle ÇBMTK'da tek bir yetenek değerinden değil, yeteneklerin oluşturduğu bir vektörden bahsedilmektedir. Dolayısıyla MKY ile modele bağlı olarak maddeye ait parametreler belirlenebilmektedir. ÇBMTK modellerinden biri olan 2PL telafisel modelin çok boyutlu uzantısına ait örnek bir MKY Şekil 1'de verilmiştir.

Şekil 1

$a_1=1.2$, $a_2=.3$ ve $d=1$ parametrelerine sahip bir maddeye ait madde karakteristik yüzeyi (Reckase, 2009; syf. 88)



ÇBMTK modelleri, maddeye verilen yanıtların olasılıklarını hesaplamak için koordinat vektörü ile madde özelliklerinin birleştirilme şekline göre telafisel ve kısmi telafisel (veya telafisel olmayan) modeller olarak tanımlanabilir. Telafisel modellerde koordinatların doğrusal kombinasyonları toplanarak kullanılmaktadır. Dolayısıyla bir koordinatın yüksekliği diğer koordinatın düşüklüğünü telafi edebilmektedir (Reckase, 2009). Diğer bir deyişle, bir yetenek düzeyindeki yetkinliğin diğer bir boyut veya boyutlardaki eksik olan yetkinliği tamamlaması telafisel modeli tanımlamaktadır. Kısmi telafisel modellerde ise bir maddenin yapısı birden fazla parçaya ayrılarak her biri için tek boyutlu bir yapı kullanılmaktadır. Bu durumda madde yanıt olasılığı her bir parça için elde edilen olasılıkların çarpımı şeklinde kullanılmaktadır. Bu durumda da bir koordinatın yüksekliği diğer koordinatın düşüklüğünün telafi edilmesini azaltmaktadır. Bu iki model, bireylerin maddelere verdikleri tepkilerin olasılığını belirleyen yetkinlikler arasındaki ilişki açısından farklılaşmaktadır. Telafisel modelde maddeye doğru yanıt verme olasılığı birden fazla yetkinliğin doğrusal kombinasyonu ile ilgilidir ve bu açıdan faktör analizine benzemektedir. Bu nedenle, yetkinlikler toplanabilir yani yüksek boyuttaki bir yetkinlik düşük boyuttaki bir yetkinliği tamamlayabilmektedir. Spray vd. (1990) telafisel ve kısmi telafisel ÇBMTK modellerinden elde edilen madde parametrelerini incelenmiş ve yetenekler arasındaki korelasyon arttığında modeller arasındaki tespit edilebilir farkın azaldığını bulmuşlardır. Bu nedenle, bu iki model arasındaki farkın pratik olarak önemsiz kabul edilebileceği belirtilmektedir.

Madde yanıt toplamının altında birden fazla örtük özelliğin yattığını varsayan ÇBMTK ile ilişkili olarak maddeler-arası boyutluluk ve madde-içi boyutluluk kavramı ortaya çıkmıştır. Maddeler-arası boyutluluk testte yer alan her bir maddelerin test ile ölçülen boyutlardan yalnızca herhangi biri ile ilişkili olması olarak tanımlanabilir. Bu tür boyutluluk durumu basit yapı olarak da adlandırılmaktadır. Karmaşık yapı olarak da adlandırılan madde-içi boyutluluk ise test maddelerinden en az birinin birden fazla boyut ile ilişkili olması durumunu belirtmektedir. Ancak araştırmacılar tarafından çok boyutlu analizlerin çoğunda daha kolay yorumlama yapılabildiğinden dolayı basit yapıli modellerin incelendiği belirtilmektedir (Ackerman ve diğeri, 2003).

TBMTK'ya benzer olarak ÇBMTK'da da maddelerin puanlama kategorilerine göre ikili puanlanan maddeler için geliştirilmiş modeller ve çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş modeller yer almaktadır. İkili puanlanan maddeler için telafisel ve kısmi telafisel modeller yaygın olarak kullanılmaktadır ancak kısmi telafisel modeller kestirimsel zorlukları nedeniyle telafisel modeller kadar ilgi görmemiştir (de Ayala, 2008). Çoklu puanlanan maddeler için geliştirilen ÇBMTK modellerinin tümü ise telafisel modeller kategorisine girmektedir (Reckase, 2009).

İkili Puanlanan Maddeler İçin Modeller. Daha önce de bahsedildiği üzere, ikili puanlanan maddelerde ÇBMTK modelleri bireyin maddeye doğru yanıt verme olasılığının bir boyuttaki yüksek yeterliğin diğeri boyuttaki düşük yeterliğı telafi edip etmemesine göre telafisel ve kısmi telafisel modeller olarak ikiye ayrılmaktadır. Telafisel modellerden çok boyutlu 2PLM, çok boyutlu 3PLM ve çok boyutlu Rasch modelleri açıklanmıştır.

2 Parametrelili Lojistik Modelin Çok Boyutlu Uzantısı. θ yetenek parametresinin çoklu şekilde ifade edildiği bu lojistik modelde a parametresi madde karakteristik yüzeyinin eğimini temsil etmektedir ve olasılıktaki değışim oranı ile ilişkilidir (Reckase, 2009). Modelde yer alan bir diğeri parametre olan d konum parametresi ise doğru yanıt verme olasılığının 0.5 olduğı durumda θ uzayına ait çizgilerin uzaydaki konumu ile ilişkilidir (Koğar, 2014). U_{ij}

maddeye verilen yanıt; θ_j yetenek düzeylerinin vektörü; a_i ayırıcılık parametresi ve d_i kesişim parametresi olmak üzere model

$$P(U_{ij} = 1|\theta_j, a_i, d_i) = \frac{e^{a_i\theta_j'+d_i}}{1+e^{a_i\theta_j'+d_i}} \quad (1)$$

denklemleri ile matematiksel olarak ifade edilmektedir.

3 Parametrelili Lojistik Modelin Çok Boyutlu Uzantısı. Çok boyutlu 2PLM'ye düşük yetenek düzeyindeki bireylerin maddeyi şansla doğru yanıtlama olasılığını belirten c şans parametresinin eklenmesiyle elde edilmektedir. Düşük yeterliklere sahip bireylerin çoktan seçmeli maddelere doğru yanıt verme olasılıklarının sıfır olmadığını gösteren ampirik verileri açıklamak üzere tasarlanmıştır ve modele şans ile doğru yanıt verme olasılığını temsil eden düşük asimptot parametresi eklenmiştir (Reckase, 2009). Çok boyutlu 2PLM'ye ek olarak, c_i şansla doğru yanıtlama olasını belirten düşük asimptot parametresi olmak üzere model

$$P(U_{ij} = 1|\theta_j, a_i, c_i, d_i) = c_i + (1 - c_i) \frac{e^{a_i\theta_j'+d_i}}{1+e^{a_i\theta_j'+d_i}} \quad (2)$$

denklemleri ile matematiksel olarak ifade edilmektedir.

Rasch Modelin Çok Boyutlu Uzantısı. Rasch modelin çok boyutlu uzantısı, çok boyutlu 2PLM'de tüm a parametrelerinin 1'e eşitlenmesi ile elde edilen modeldir. TBMTK modellerinden 2PLM ve Rasch model arasındaki ilişki çok boyutlu modellerde de bulunmaktadır (Reckase, 2009). Model

$$P(U_{ij} = 1|a_i, d_i, \theta_j) = \frac{e^{a_i\theta_j'+d_i}}{1+e^{a_i\theta_j'+d_i}} \quad (3)$$

denklemleri ile ifade edilebilmektedir. Model denklemleri çok boyutlu 2PLM ile aynı şekildedir ancak, burada a vektörünün temsil edilmesi ile farklılık oluşmaktadır. Örneğin basit yapı ve iki boyutlu bir yapı için a vektörü $[1,0]$ veya $[0,1]$ olarak ifade edilmektedir.

Modelin tek boyutlu Rasch modelden farkı yetenek parametresinin tek bir yapıda yorumlanması yerine koordinatların toplamı olan bir değer olmasıdır. Bu modelde de maddeye ait her bir boyut ayrı ayrı ele alınmakta ve her bir boyut için ayrı ayrı parametreler elde edilmektedir. Yalnızca modele ait c parametresi genel bir parametre olarak hesaplanmaktadır (Reckase, 2009).

Çoklu Puanlanan Maddeler İçin Modeller. Anket veya testlerde ikiden fazla cevap seçeneğine sahip çoklu puanlanan maddeler sıklıkla kullanılmaktadır. Çoklu puanlanan maddeler için farklı TBMTK modelleri geliştirilmiştir. Puanlama rubriği ile puanlanmış maddeler için veya likert tipi ölçekler için geliştirilmiş olan Samejima'nın (1969) AT modeli ve Muraki'nin (1992) GKP modeli en sık kullanılan modeller arasında yer almaktadır. Ancak ölçülen yapının çok boyutu olması durumunda ÇBMTK modelleri kullanılması gerekmektedir. Bu araştırma kapsamında GKP modeli ve AT modelinin çok boyutlu uzantıları incelenmiştir. Bu modellerin ikisi de telafisel modeller kapsamında ele alınmıştır.

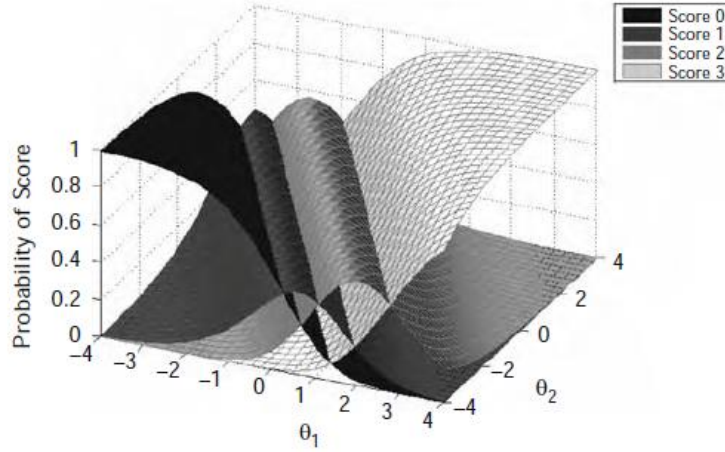
Çok Boyutlu Genelleştirilmiş Kısmi Puan Modeli. GKP modelinin çok boyutlu uzantısı olan bu model ikiden fazla kategorisi olan maddelerle etkileşimi tanımlamak için Yao ve Schwarz (2006) tarafından oluşturulmuştur. i maddesi için maksimum alınabilecek puan K_i ile temsil edilmektedir ve en düşük puan 0 olacak şekilde puanlandığı için genel olarak $K+1$ puan kategorisi bulunmaktadır (Reckase, 2009). β_{iu} , u puan kategorisi için eşik parametresi olmak üzere modelin matematiksel gösterimi;

$$P(u_{ij} = k | \theta_j) = \frac{e^{ka_i\theta_j' - \sum_{u=0}^k \beta_{iu}}}{\sum_{v=0}^{K_i} e^{va_i\theta_j' - \sum_{u=0}^v \beta_{iu}}} \quad (4)$$

denklemleri ile ifade edilmektedir. Modelin tek boyutlu GKP modelinden iki önemli farkı bulunmaktadır. İlk olarak, modelde ayrı ayrı zorluk ve eşik parametresi bulunmamaktadır. İkinci olarak da, θ 'nın vektör ve β 'ların da skaler olmasından dolayı eşik parametresini θ 'dan çıkarmak mümkün olmamaktadır. Bunun yerine, GKP modelinin eğim/kesişim formu çok boyutlu genellemenin temeli olarak alınmaktadır ancak kesişimlerin işaretleri ters olacak şekilde yorumlanmaktadır (Reckase, 2009).

Şekil 2

Çok boyutlu GKP modelinde madde tepki yüzeyleri (Reckase, 2009; syf. 103)



Çok Boyutlu Aşamalı Tepki Modeli. Çoklu puanlanan maddelerin çok boyutlu yapılarında kullanılan bir diğer model Muraki ve Carlson (1993) tarafından sunulan AT modelinin çok boyutlu uzantısıdır. Modelde normal ogive yanıt fonksiyonları kullanılmaktadır. Tek boyutlu versiyona benzer şekilde k adımına ulaşmak için bir önceki adımda başarılı olmak varsayımı bulunmaktadır (Reckase, 2009). Bu modelde i maddesine k veya k'dan daha büyük yanıt verme olasılığı kümülatif olasılık fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır (Paek & Cole, 2019). k maddeden alınan puan; a_i ayırıcılık parametreleri vektörü; d_{ik} bireyin maddenin k. adımına ulaşma kolaylığı ile ilgili bir parametreyi temsil etmek üzere modelin normal ogive formuna ilişkin matematiksel ifadesi;

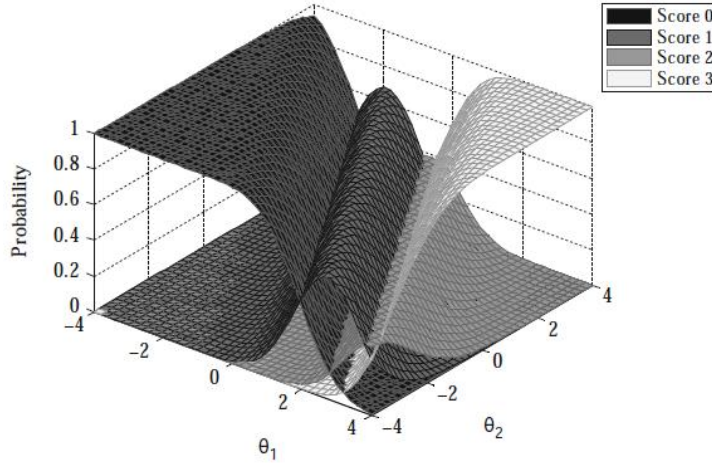
$$P(u_{ij} = k | \theta_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{a_i' \theta_j + d_{i,k+1}}^{a_i' \theta_j + d_{ik}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (5)$$

denklemleri ile ifade edilmektedir. q boyut sayısını ifade etmek üzere basit yapıları bir AT modelinin çok boyutlu uzantısında k veya daha yüksek kategoride puan vermeye ilişkin kümülatif yanıt olasılık fonksiyonu Denklem 6'da olduğu şekilde de ifade edilebilmektedir.

$$P(X_{ikj} \geq k | \theta_j) = \frac{e^{a_i q \theta_j + d_{ik}}}{1 + e^{a_i q \theta_j + d_{ik}}} \quad (6)$$

Şekil 3.

Çok boyutlu AT modelinde kategori tepki yüzeyleri (Reckase, 2009; syf. 109)



Kayıp Veri

Veriye dayalı çalışmalar için tüm gözlemlerin ve tüm değişkenlerin tam bilgiye sahip olması olası değildir (Allison, 2001) dolayısıyla kayıp veri araştırmalarda sıklıkla karşılaşılan bir sorun olarak görülmektedir. Kayıp veriler kısmi bir bilgi kaybına yol açacak şekilde veri setinde yer alan eksik gözlemler olarak tanımlanabilir. Katılımcıların maddelere yanıt vermemesi, veri toplama araçlarından kaynaklanan sorunlar, katılımcıların araştırmaya devam etmemesi veya veri girişlerinde hatalar gerçekleştirilmesi (Osborne, 2013) gibi sebeplerle kayıp veriler oluşabilmektedir.

Veri setleri üzerinde gerçekleştirilen analizler eksiksiz veri matrisleri üzerinden geliştirildiğinden dolayı, veri analiz yöntemlerinin uygulanmasından önce kayıp verinin verilerde ne şekilde ele alınacağı belirlenmelidir. Kayıp veri sorununun çözülememesi araştırmalarda örneklem büyüklüğünün azalması ve gücün azalması gibi problemleri ortaya çıkarabilmektedir. Kayıp verinin ele alınması için ilk olarak kayıp verilerin dağılım özelliklerinin belirlenmesi ve ona göre önlemlerin alınması gerekmektedir. Bu bölümde

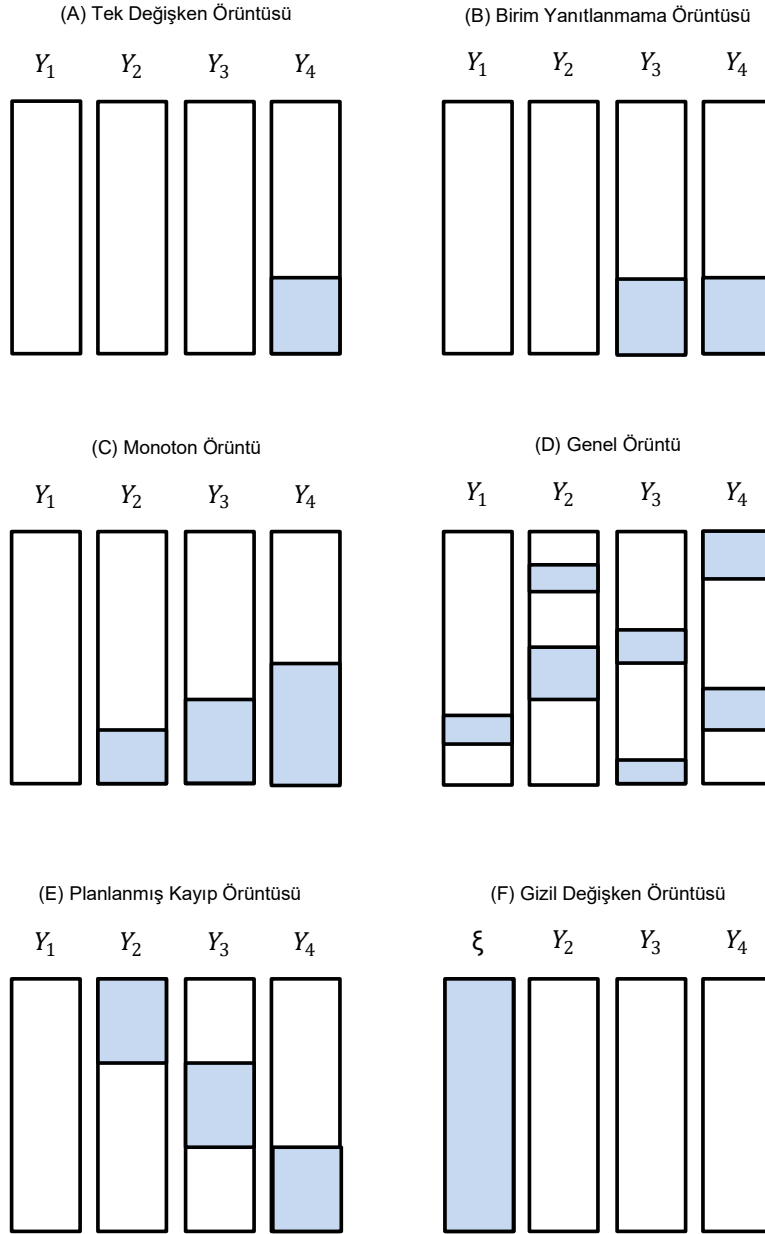
kayıp veri örüntüleri, kayıp verilere yol açan mekanizmalar ve farklı kayıp veri ile baş etme yöntemleri ele alınmıştır.

Kayıp Veri Örüntüleri

Kayıp veri örüntüleri kayıp verilerin veri setleri üzerindeki konumlarını ifade etmektedir. Kayıp veri mekanizmalarından farklı olarak değişkenler ile kayıp veri arasında bir ilişki tanımlanamamaktadır ve kayıp verilerin nedenleri hakkında açıklama sunmamaktadır (Enders, 2010). Ancak gözlenen veriler ve kayıp veriler arasında matematiksel ilişkileri temsil edebilmektedir. Farklı şekillerde ortaya çıkabilen kayıp veri örüntülerine ilişkin grafikler Şekil 4'te verilmiştir.

Şekil 4

Kayıp veri örüntüleri (Enders, 2010)



Tek değişken örüntüsünde kayıp veriler veri setindeki değişkenlerden yalnızca birinde gözlenmektedir. Kayıp verilerin bulunduğu değişken dışındaki değişkenlerin hiçbirinde kayıp veri bulunmamaktadır. Bu örüntü genellikle anket araştırmalarında bir değişkene bireylerin cevap vermekten kaçınması sonucunda veya deneysel çalışmalarda ortaya çıkabilmektedir. Birim yanıtlanmama örüntüsü ise genellikle bazı değişkenlerde tüm katılımcılar için bilgilerin eksiksiz bulunduğu, bazı değişkenler için ise bazı katılımcıların yanıtlamayı reddedeceği ifadeler bulunduğu durumları temsil etmektedir. Bu örüntüde farklı değişkenlerdeki kayıplar aynı katılımcılara ait olmalıdır. Genellikle boylamsal veya panel

çalışmalarında karşılaşılan (Raghunathan, 2016) monoton örüntüde ise zamana bağlı olarak katılımcıların çalışmayı bıraktığı ve tekrar dönmediği durumlarda giderek artan miktarda kayıp veri oluşmaktadır. Kayıp verilerin en yaygın olarak görülen örüntüsü, kayıp verilerin veri matrisindeki değişkenlerde düzensiz olarak dağıldığı genel örüntüdür. Ancak, bu örüntüde rastgele olarak görünen desen herhangi iki değişkende görülen kayıp veriler arasında sistematik bir ilişki olabileceği için aldatıcı olabilmektedir (Enders, 2010). Çeşitli amaçlarla araştırmalarda kullanılabilen planlanmış kayıp örüntüleri, veri toplama sırasında katılımcıların yükünü azaltmak için anketlerin farklı formlarının dağıtılmasıyla oluşturulabilmektedir. Çok sayıda anket maddesinin toplanabilmesi için araştırmacılar tarafından planlı olarak oluşturulmakta ve kullanılmaktadır. Yapısal eşitlik modelleri gibi gizil yapıların yer aldığı durumlarda görülebilen ve genellikle kayıp veri problemi olarak ele almanın gerekli olmadığı (Enders, 2010) gizil değişken örüntüsünde ise oluşturulan bir modeldeki gizil değişkenin değerinin tüm katılımcılar için eksik olduğuna dayanmaktadır.

Kayıp Veri Mekanizmaları

Veri setinde değişkenlerin kayıp olma durumunun veri setindeki değişkenlerin değerleriyle ilişkili olup olmadığı önemli bir soru olarak karşımıza çıkmaktadır. Kayıp veriler incelenirken veri eksikliklerinin neden kaynaklandığına dair bir sonuca varmak önemlidir. Kayıp veri örüntülerinden farklı olarak, kayıp veri mekanizmaları kayıp verilerin neden olduğu ile ilgilenmektedir. Dolayısıyla kayıp veri mekanizmaları kayıp olma durumunu veri setinde yer alan değişkenler ile açıklamaktadır. Kayıp olma durumu, veri setindeki değişkenlerle ilişkisiz ya da kayıp verinin bulunduğu değişken, diğer değişkenler veya tamamen altta yatan farklı bir değişkenle ilişkili olabilir. Veri kayıplığının nedenlerinin araştırılması analizlerde kullanılacak olan yöntemleri de etkileyebilmektedir. Kayıp verilerin nedenine bağlı olarak bu kayıplar analiz süreçlerinde ihmal edilebilir veya ihmal edilemezler olarak sınıflandırılmaktadır. İlk olarak Rubin (1976) tarafından sınıflandırılan ve yaygın olarak kullanılan kayıp veri mekanizmaları tamamen rastlantısal olarak kayıp (TROC), rastlantısal olarak kayıp (ROK) ve ihmal edilemez kayıp (İEK) olmak üzere üç kategoride

ele alınmaktadır. Bu araştırma kapsamında da Rubin'in (1976) sınıflandırmasına yer verilmiştir.

Tamamen Rastlantısal Olarak Kayıp. Veri setinde kayıp bulunma olasılığının veri setinde yer alan gözlenen veya kayıp değerlere bağlı olmaması yani tam veri setiyle tamamen ilişkisiz olması (Enders, 2010; Raghunathan, 2016) TROK mekanizmasını ifade etmektedir. Bu durumda, gözlenen hücreler veya kayıp hücreler toplam veri setinin seçkisiz birer örnekleridir (Allison, 2001). Kayıp olma durumunun tamamen rastgele bir süreç olmasa bile kayıp verinin bulunduğu değişken ile korelasyon göstermeyen bir sebepten dolayı ortaya çıkması da TROK mekanizması olarak tanımlanabilmektedir (Graham, 2012). Eksiksiz veri matrisi $Y = (y_{ij})$, kayıp veri gösterge matrisi $M = (M_{ij})$ ve kayıp veri parametresi Φ olmak üzere, gözlenen veya kayıp tüm Y, Φ için; $f(M | Y, \Phi) = f(M | \Phi)$ koşulu TROK mekanizmasını göstermektedir (Little & Rubin, 2002). Yani kayıp veri oluşma durumunun, veri setindeki diğer gözlenen veya kayıp değerlere bağlı olmaması TROK mekanizmasını işaret etmektedir.

Rastlantısal Olarak Kayıp. TROK mekanizmasından daha kısıtlayıcı bir durumu içeren ROK mekanizması, veride kayıp oluşma durumunun sadece veri setindeki gözlenen bileşenlere bağlı olduğunu belirtmektedir. Bir değişkene ilişkin kayıp veri olasılığı değişkenin kendi değerleriyle değil de farklı bir değişkenle ilişkili olduğu durumlarda ortaya çıkmaktadır (Enders, 2010). Örneğin, fazla sayıda madde içeren bir test veya ölçekte okuma hızına bağlı olarak bazı bireylerin test veya ölçüğü tamamlayamaması okuma hızına bağlı bir yanlılık oluşturmaktadır. ROK mekanizmasında kayıp verinin ortaya çıkmasının bilinen tüm nedenleri kontrol altına alındığında kalan kayıplığın TROK olarak düşünülebileceği belirtilmektedir (Graham, 2012).

Y_{obs} veri setinde gözlenen bileşenler, Y_{mis} veri setindeki kayıp bileşenler ve Φ bilinmeyen parametreleri temsil etmek üzere, kayıp tüm Y_{mis}, Φ için; $f(M | Y, \Phi) = f(M | Y_{mis}, \Phi)$ koşulu ROK mekanizmasını göstermektedir (Little & Rubin, 2002).

İhmal Edilemez Kayıp. Veri setinde kayıp olma olasılığının veri setindeki kayıp verinin bulunduğu değişkene bağlı olma durumu İEK mekanizmasını göstermektedir (Little & Rubin, 2002). Bu durumda kayıp verilerin rastgeleliğinden söz edilemez. Örneğin, gelir durumuyla ilgili bir maddeye yüksek gelire sahip bireylerin yanıt vermekten kaçınması İEK mekanizmasını işaret etmektedir. Çünkü verinin kayıp olma durumu ilgili değişkenin doğrudan kendisinden kaynaklanmaktadır. Kayıp verinin bulunduğu değişkenin kendisinden veya kendisi ile ilişkili ancak ölçülmemiş olan başka bir değişkenden kaynaklanması İEK mekanizmasına işaret etmektedir (Graham, 2012). TROK veya ROK mekanizmasına sahip olmayan kayıp verilerin veri setinden çıkarılarak ihmal edilmesi mümkün değildir. Bu durumda iyi parametreler elde edebilmek için kayıp veri mekanizmasının modellenmesi gerekmektedir (Allison, 2001).

Kayıp Veri İle Baş Etme Yöntemleri

Veri setlerinde bulunan kayıp veri problemini çözmek için önerilmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Verilerin özelliklerine ve araştırmanın amacına göre bazı durumlarda bazı yöntemler daha güvenilir parametre kestirimleri gerçekleştirebilmektedir. Son yıllarda modern yaklaşımların ortaya çıkmasına karşın kullanım kolaylıkları göz önünde bulundurulduğunda silme ve basit atama yöntemleri sıklıkla kullanılmaya devam etmektedir. Geleneksel ve modern olarak sınıflandırılabilen kayıp veri ile baş etme yöntemleri Allison (2001) tarafından geleneksel yöntemler, en çok olabilirlik yaklaşımına dayalı yöntemler ve çoklu atama yaklaşımlarına dayalı yöntemler olarak sınıflandırılmıştır. Kayıp verilerle başa çıkmak için kullanılan farklı silme ve basit atama yöntemleri geleneksel yöntemler olarak adlandırılmaktadır. Silme yöntemlerinde verilerin dışarda bırakılması istatistiksel gücü azaltmaktadır (Shin, 2016). Basit atama yöntemlerinde ise tam veri matrisi üretilmesine karşın, geleneksel yöntemlerde bazı durumlarda yanlış parametreler üretilmediği belirtilmektedir (Enders, 2010). Kayıp veri sorununun üstesinden gelmesinde becerikli olduğu belirtilen (Allison, 2001) en çok olabilirlik yaklaşımına dayalı olarak sık kullanılan bir yöntem de Beklenti Maksimizasyonu yöntemidir. Bu çalışma kapsamında yer almayan

ancak kayıp veri sorununun çözümüne yönelik çoklu atama yaklaşımlarına dayanan ve kayıp verilerin modellenmesine yönelik girişimler de yer almaktadır. Bu araştırma kapsamında kullanımı kolay ve yaygın olan yöntemlerden seri ortalaması atama, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu kullanılmıştır.

Seri Ortalaması Atama (SO). Basit atama yöntemlerinden oldukça sık kullanılan bir yöntem olan SO, kayıp verilerin yerine, kayıp verinin bulunduğu değişkendeki gözlenen verilerin ortalamasını atamaktadır (Little & Rubin, 2002). Kayıp verilerle ilgili başka bir bilgi bilinmediğinde değişkenin değeriyle ilgili en iyi tahminin değişkenin ortalama değeri olduğu söylenebilir (Tabachnick & Fidell, 2013). Ayrıca silme yöntemlerine göre örnekleme azaltmadığı için tercih edilebilmektedir. Ancak, kayıp verilerin yerine değişkenin ortalaması atandığından kayıp verilerin ortalamadan uzaklığı sifıra inmekte ve dolayısıyla varyansı olduğundan düşük göstermektedir (Tabachnick & Fidell, 2013; Enders, 2010). Varyansın düşmesi de diğer değişkenlerle olan korelasyonu düşürmektedir.

Regresyon Atama (RA). RA yönteminde, veri setinde bulunan kayıp veriler, kayıp ve gözlenen değişkenlerden elde edilen bir regresyon ile tamamlanmaktadır (Little ve Rubin, 2002). Gözlenen değişkenler bağımsız değişken, kayıp veriler ise bağımlı değişken olarak kullanılarak regresyon denklemi oluşturulur ve bu denklem aracılığıyla kayıp veriler tahmin edilir. Kayıp verilerin kestirilmesinde yaygın olarak kullanılan regresyon atama yönteminin bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Tabachnick ve Fidell (2013) kayıp verilerin kestirimi için kullanılan regresyonun gözlenen verilere bağlı olarak kestirim yaptığı için gerçekte var olandan daha daha yakın değerler üretebildiğini belirtmektedir. Kayıp verilerin kestirimleri ile gerçek veriler birbirlerine yakın değerler alabileceği için veri setindeki varyans azalabilmektedir. Bir diğer dezavantaj olarak da özellikle gözlenen verilerin bulunduğu değişkenlerin kayıp verilerin bulunduğu değişkenlerin iyi bir yordayıcısı olmaması durumunda kayıp veri tahminlerinin doğruluğu azalabilmektedir. Ayrıca, regresyon denklemi vasıtasıyla kestirilen kayıp veri değerleri gözlenen verilerin değer aralığının dışında değerler alabilmektedir.

Beklenti Maksimizasyonu (BM). Kayıp veriler ile başa çıkmak için Dempster vd. (1977) tarafından geliştirilen ve en çok olabilirlik yaklaşımına dayalı olan BM yöntemi, beklenti (B) basamağı ve maksimizasyon (M) basamağından oluşan iki aşamalı bir yöntemdir. B basamağında gözlenen değerler kullanılarak bir dizi regresyon denklemi elde edilmekte ve kayıp verilere atama yapılmaktadır. M basamağında ise, atama yapılan değerler de kullanılarak yeni değer atamaları yapılır. Bu adımlar çok sayıda tekrar edilerek B ve M basamaklarından her adımda yeni değerler hesaplanır. Ardışık M basamakları arasında değerler artık değişmediğinde, maksimum olasılık tahmini yapılmış olur (Enders, 2010). BM algoritması tahmin edici olarak kullanılacak değişkenlere karar verme ve farklı kayıp veri modellerinin farklı tahmin edici kümelerine sahip olduğu gerçeğiyle başa çıkma konusunda geleneksel regresyon atamasının zorluklarından birini önlemektedir ancak yöntemden elde edilen standart hataların gerçek standart hatalarla tutarlı olmaması (Allison, 2001; Allison, 2003) ve değişkenliğin korunamaması (Enders, 2001) dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır.

İlgili Araştırmalar

Bu bölümde MTK kuramları çerçevesinde kayıp veri problemi ile ilgili alan yazında daha önce gerçekleştirilmiş çalışmalara yer verilmiştir.

Roth vd. (1999) çoklu puanlanan maddeler içeren ölçeklerde kayıp verilerin ele alınmasına yönelik farklı yöntemlerin performansını incelemiştir. Liste bazında silme, regresyon atama, hot-deck atama ve iki çeşit ortalama atama yöntemlerini karşılaştırmak için Monte Carlo analizi gerçekleştirmiştir. Sonuçlar, regresyon atama ve ortalama atama yöntemlerinin çoklu puanlanan maddeler içeren ölçeklerdeki kayıp verilerle baş etmek için umut verici yaklaşımlar olduğunu göstermiştir. Bu yöntemlerin genellikle liste bazında silme yönteminden daha iyi performans gösterdiği belirtilmektedir.

Bernaards ve Sijtsma (1999) TROK ve ROK mekanizmalarına sahip çok boyutlu çoklu puanlanan veri setlerinde, kayıp veri yöntemlerinin faktör analizi sonuçlarına etkisini

incelemişlerdir. Eksiksiz veri setinden elde edilen faktör analizi sonuçları ile farklı kayıp veri yöntemleriyle başa çıkmış veri setlerinden elde edilen sonuçları karşılaştırmışlardır. BM yönteminden elde edilen faktör yüklerinin eksiksiz veri setinden elde edilen faktör yüklerine en yakın sonuçları ürettiğini belirtmişlerdir. BM yöntemine uygulanması basit bir alternatif olarak BM yöntemini uygulayacak uzmanlığın bulunmaması durumunda kişi ortalaması atama yönteminin kullanılması önerilmiştir.

Bernaards ve Sijtsma (2000) İEK mekanizmasına sahip veri setlerinde kayıp veri yöntemlerinin faktör analizine etkisini incelemişlerdir. Farklı boyutlar arası korelasyon, mekanizma, kayıp veri oranı ve örneklem büyüklüğü koşullarında hangi yöntemden elde edilen sonuçların eksiksiz veri setine en yakın sonuçları verdiğini incelemişlerdir. Birey gözlenen madde puanı ortalaması atama yönteminin faktör yapısını en iyi şekilde kurtardığı ve faktör yüklerini en iyi şekilde geri kazanan yöntemin BM olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Sijtsma ve van der Ark (2003) TROK ve ROK mekanizmasına sahip kayıpların bulunduğu Rasch modelle uyumlu veri setlerinde dört farklı kayıp veri atama yönteminin X^2 , Mokken ölçeklenebilirlik katsayısı ve Cronbach alfa katsayısına etkisini incelemiştir. Araştırmanın sonucunda, kendi önerdikleri yöntem olan yanıt fonksiyonu ile atama yönteminin tüm koşullarda diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir.

Holman ve Glas (2005) kayıp verilerin ne ölçüde göz ardı edilebileceğini değerlendirmek ve göz ardı edilemeyen kayıp verilerle başa çıkmak için MTK modellemesine dayanan bir prosedür sunmuştur. Madde tepki verilerinin modellenmesinde 1PL model, 2PL model, kısmi puan ve genelleştirilmiş kısmi puan modelleri kullanılmıştır. Kayıp veri mekanizmasının göz ardı edilmesinin neden olduğu yanlılığın azaltılmasını değerlendirmek için simülasyon çalışmaları yapılmıştır. Araştırmada, TROK, ROK ve İEK mekanizmaları ele alınmıştır. MTK parametre kestirimlerinde yanlılıktan kaçınmak için kayıp veri mekanizmasının analize dahil edilmesinin önemi vurgulanmaktadır. MTK modellerinde

madde parametrelerinin kestirimi için maksimum marjinal olabilirlik olarak bilinen olabilirlik temelli bir yaklaşım önerilmiştir.

Finch (2008) MTK kapsamında 3PL model için kayıp verilere ilişkin çeşitli yaklaşımların madde parametrelerinin kestirimine olan etkisini incelemiştir. TROK ve ROK mekanizmasına sahip tek boyutlu verilerde gerçekleştirilen çalışmada özellikle madde güçlük parametrelerinin kestiriminde kayıp verilerin göz ardı edilmesinin sorun yarattığı görülmüştür. Çalışmada düzeltilmiş madde ortalaması atama, yanıt fonksiyonu atama, çoklu atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemleri ele alınmıştır. Bulgular çoklu atama yönteminin çoğu koşulda diğer yöntemlere kıyasla daha düşük yanlılık değerlerine sahip olduğunu göstermiştir.

Fu vd. (2010) MTK analizlerinde İEK mekanizmasına sahip kayıp verilerle baş etmek için Bayesci bir yaklaşım geliştirmiştir. Kayıp veri süreci için MTK modeli ile eş zamanlı olarak gözlenen verileri kestiren bir model tasarlanmıştır. Önerilen yaklaşım tamamen Bayesci olduğundan, ortak değişkenli modeller gibi daha karmaşık ve gerçekçi modellere kolayca genelleştirilebilmektedir. Yaklaşım çok boyutlu aşamalı tepki modeli bağlamında örneklendirilmiştir. Ayrıca, kayıp veri mekanizmasının göz ardı edilmesinin neden olduğu yanlılığın azaltılmasını değerlendirmek için bir simülasyon çalışması yürütülmüştür. Sonuçlar, kayıp veri sürecinin göz ardı edilmesinin madde parametrelerinin kestirimlerinde önemli ölçüde yanlılığa yol açtığını ve bu yanlılığın Bayesci yaklaşım kullanılarak azaltılabileceğini göstermektedir. Ayrıca önerilen yaklaşımın ortak değişkenleri içerecek şekilde genelleştirilebileceği ve boylamsal verilere, testlet ve çok düzeyli MTK modellerine uygulanabileceği belirtilmektedir.

Hohensinn ve Kubinger (2011) kayıp veri ile başa çıkmak için kullanılan iki farklı prosedürün Rasch modelinde madde uyum indeksleri üzerindeki etkisini incelemişlerdir. Üretilmiş ve gerçek veriler üzerinde gerçekleştirilen çalışmada cevaplanmayan maddelerin yanlış olarak puanlanmasının ciddi şekilde taraflı sonuçlara yol açtığı sonucuna ulaşılmıştır.

Andreis ve Ferrari (2012) farklı kayıp veri yöntemlerinin ikili puanlanan maddeler için geliştirilmiş çok boyutlu MTK modellerine ilişkin parametre kestirimleri üzerindeki etkisini araştırmıştır. Farklı mekanizmalarda ve farklı oranlarda kayıp veri içerme koşulları altında parametre kestirimlerinin yanlılığı açısından dört farklı kayıp veri yönteminin performansı karşılaştırılmıştır. Araştırmadan elde edilen bulgular liste bazında silme yönteminin d parametresi için en kötü performansı göstermesine karşın ayırıcılık parametreleri için diğer atama yöntemlerinden daha iyi sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Genel olarak ileri doğru atama yöntemi ve Miss Forest yönteminin d parametresinin geri kazanımı için diğer yöntemlere göre daha uygun olduğu, çoklu atama yönteminin ise ayırıcılık parametreleri ile ilgileniliyorsa kullanılması gerektiği belirtilmektedir. Araştırma kapsamında, pratik açıdan daha genel göstergeler elde edilebilmesi amacıyla kapsamlı simülasyon çalışmalarına ihtiyaç duyulduğu belirtilmiştir.

Koçak (2016) madde tepki kuramı 1PL modelinde kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin model veri uyumuna, madde model uyumuna, standart hataya ve madde parametre kestirimlerinin standart hatasına etkisini incelemiştir. Bu amaçla üretilen veri setleri üzerinde TROK, ROK ve İEK mekanizmalarına sahip kayıp veriler oluşturulmuş ve bu kayıplar farklı yöntemlerle tamamlanarak çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın sonucunda, DS yönteminin İEK mekanizmasında model veri uyumu için daha iyi performans sergilediğini ancak bu yöntemin tüm mekanizmalarda standart hatayı yükselttiğini belirtmiştir. Ayrıca BM ve ÇA yöntemlerinin rastgele kayıp mekanizmalarında iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmıştır. Son olarak, tüm koşullarda ve tüm mekanizmalarda en iyi sonucu veren tek bir yöntem olmadığını belirtmiştir.

Shin (2016) farklı kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin MTK madde parametrelerine ve dikey ölçeklemeye etkisini incelemiştir. 4 ile 12 sınıflar arasında uygulanan büyük ölçekli bir testi kullanarak çalışmasını gerçek veriler üzerinde gerçekleştirmiştir. Kayıp veri yöntemlerinin dikey ölçeklemeye etkisi sınıftan sınıfa büyüme, sınıf içi değişkenlik ve etki büyüklüğü özellikleri açısından; madde parametrelerine etkisi ise ayırıcılık, güçlük ve şans

parametreleri açısından incelenmiştir. Araştırmanın sonucu farklı yöntemlerin madde parametrelerini ve dikey ölçeklemeyi etkilediğini göstermiştir. Genel olarak, yanlış olarak puanlama yönteminin diğer yöntemlere kıyasla daha yüksek madde ayırıcılık ve madde güçlük parametresi ve daha düşük şans parametresi ürettiğini belirtmiştir.

Suarez-Enciso (2016), kayıp verilerin ele alınmasına yönelik üç farklı yaklaşımın MTK modelleri kullanılarak elde edilen yetenek kestirimleri üzerindeki etkisini araştırmıştır. Bu bağlamda kayıpların yanlış olarak ele alınması, orta nokta atama ve çoklu atama yöntemleri incelenmiştir. Araştırma kapsamında, Rasch ve 2PL modelleri için kayıpların yanlış olarak ele alınmasının ortalama hatayı azalttığı ancak yetenek kestirimlerinin olduğundan daha düşük elde edildiği görülmüştür. Orta nokta atama ve çoklu atama yöntemlerinden elde edilen sonuçların birbirine yakın olduğu dolayısıyla pratik nedenler göz önünde bulundurularak orta nokta atama yönteminin tercih edilebileceği önerilmektedir.

Akbaş (2017), farklı kayıp veri yöntemleri Klasik Test Kuramı ve Madde Tepki Kuramı için kestirilen madde parametreleri üzerindeki etkisini simülasyon ve gerçek veri setleri üzerinde karşılaştırmalı olarak incelemiştir. Çalışmada TROK mekanizmasında 500, 1000 ve 2000 örneklem büyüklüğüne sahip ve %2, %5, %10 oranlarında kayıp içeren veri setleri oluşturulmuş, liste bazında silme, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu gibi farklı kayıp veri yöntemleri ile elde edilen madde parametreleri eksiksiz veri setinden elde edilen parametreler ile karşılaştırılmıştır. Bulgular, liste bazında silme yönteminin daha yüksek güçlük ve daha düşük ayırt edicilik değerlerine yol açtığını, regresyon atama ve beklenti maksimizasyonu yöntemlerinin ise madde güçlüklerini daha doğru kestirdiğini ancak madde ayırt edicilikleri için bu durumun geçerli olmadığını göstermektedir. Ayrıca, tamamen rastgele mekanizmasında bile %2'lik bir kayıp veri oranının önemli sorunlara neden olabileceği vurgulanmaktadır.

Sulis ve Porcu (2017) çalışmasında MTK kapsamında çoklu puanlanana maddelere yönelik kayıp verilerle başa çıkmak için model tabanlı bir çoklu atama prosedürü önermiştir. Bu prosedür, etkinliğinin değerlendirilmesi için yaygın olarak kullanılan diğer kayıp veri

atama yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Çalışma, önerilen prosedürün MTK parametrelerini kestirmede hangi koşullar altında daha verimli olduğunu belirlemeyi amaçlamaktadır. Simülasyon çalışmasından elde edilen sonuçlar önerilen prosedürün tatmin edici bir performans sergilediğini ve ihmal edilemez kayıp mekanizmasına sahip ciddi oranlarda kayıp içeren durumlarda bile yüksek potansiyele sahip olduğunu göstermiştir.

Kalkan vd. (2018), çalışmasında farklı kayıp veri atama yöntemlerinin MTK analizlerinde madde ve yetenek parametrelerinin geri kazanım performanslarını karşılaştırmışlardır. Çalışma, ikili puanlanan maddelerden oluşan veri setlerine odaklanmaktadır. MTK model tabanlı atama, Beklenti maksimizasyonu, Çoklu Atama ve Regresyon Atama olmak üzere dört farklı kayıp veri ile baş etme yöntemi incelenmiştir. Model tabanlı atamanın madde güçlüğü ve yetenek parametrelerinin geri kazanımında, özellikle büyük örneklem boyutlarında, diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini bulmuştur. Bununla birlikte, çoklu atama yöntemi de madde ayırt edicilik parametrelerinin geri kazanılmasında en iyi sonuçları üretmektedir.

Dai vd. (2021) çoklu puanlanan MTK modelleri kapsamında, özellikle aşamalı tepki ve geliştirilmiş kısmi puan modellerinin performansını örneklem büyüklüğü, test uzunluğu ve kayıp veriler bağlamında incelemiştir. Bulgular, yetenek parametreleri için aşamalı tepki modelinin küçük oranlarda kayıp veri ile daha doğru tahminler sağladığını, geliştirilmiş kısmi puan modelinin ise büyük miktarlarda kayıp veri olması durumunda tercih edilebileceğini göstermektedir. Çalışmada kayıp veri, ROK mekanizmasında ve farklı oranlarda ele alınmış ancak yalnızca dizin silme yöntemi ile sınırlı kalmıştır.

İlgili araştırmalar incelendiğinde, yapılan çalışmaların genel olarak MTK modelleri çerçevesinde farklı kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin model parametreleri, model veri uyumu ve standart hata kestirimlerindeki performansının incelendiği görülmektedir. Çalışmalar genellikle örneklem büyüklüğü, kayıp veri mekanizması, kayıp veri oranı, boyutlar arası korelasyon gibi farklı simülasyon koşulları altında üretilen veriler üzerinden gerçekleştirilmiştir. Çoklu puanlanan maddelere yönelik kayıp veri yöntemlerinin

değerlendirilmesi çabaları ilk olarak ölçek verileri üzerinden gerçekleştirilmiş daha sonra MTK bağlamında tek boyutlu yapılar ve ikili puanlanan maddeler üzerinden devam etmiştir. Son zamanlarda çoklu puanlanan maddelere ilişkin aşamalı tepki ve genelleştirilmiş kısmi puan modellerinin performansını değerlendiren çalışmalar olsa da bu modellerin çok boyutlu uzantılarının kayıp veri ile ilişkilendirilerek incelenmesine ilişkin çalışma ihtiyacı bulunmaktadır. Çok boyutlu yapılara ilişkin gerçekleştirilen sınırlı sayıda çalışma ise ikili puanlanan maddelere yönelik modellere yönelik gerçekleştirilmiştir. Çok boyutlu yapıya sahip ve çoklu puanlanan maddelere yönelik literatürdeki ihtiyacı karşılamak amacıyla, bu çalışma kapsamında çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinin çok boyutlu uzantılarında kayıp veri problemi ele alınmıştır.

Bölüm 3

Yöntem

Bu bölümde araştırmanın türü, verilerin üretilmesi, kayıp verilerin elde edilmesi, kayıp verilerin ele alınması ve verilerin analizlerinin gerçekleştirilmesi ile ilgili bilgilere yer verilmiştir.

Araştırmanın Türü

Bu araştırmada, ÇBMTK modellerinden ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinde farklı mekanizmalara sahip ve farklı oranlarda kayıp veri bulunma durumunda, kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin bu modellerden elde edilen parametre kestirimlerine etkisi incelenmiştir. Bu amaçla, farklı koşullarda üretilen veri ve farklı yöntemlerle tamamlanan veri setlerinde ÇBMTK analizleri gerçekleştirilmiştir. Araştırma ile ÇBMTK literatürüne çoklu puanlanan maddeler için kullanılması etkili olan kayıp veri ile baş etme yöntemlerine ilişkin bilgi sunulmuştur. Bu kapsamda araştırma simülasyon tabanlı bir araştırma biçimindedir.

Simülasyon Koşulları

Araştırma kapsamında farklı koşullar altında kayıp veri ile baş etme yöntemleriyle tamamlanan veri setlerinden elde edilen madde ve yetenek parametrelerinin referans veri setlerinden elde edilen parametrelerle karşılaştırılarak etkililiği incelenmiştir. Referans veri setleri ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerine uygun olacak şekilde boyutluluk yapısı, boyut sayısı, boyutlar arası korelasyon, örneklem büyüklüğü, boyut başına düşen madde sayısı ve madde tepki kategorileri sayısı göz önünde bulundurularak “mirt” paketi (Chalmers, 2012) aracılığıyla R programlama dilinde üretilmiştir. Her iki model ve modellerde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olacak şekilde kayıp veri içermeyen toplamda dört farklı veri seti üretilmiştir. Araştırma kapsamında ele alınan sabit ve değişken koşullar Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1*Simülasyon koşulları*

	Koşullar	Açıklama
<i>Sabit</i>	<i>Boyutluluk Yapısı</i>	Basit yapılı çok boyutlu MTK modelleri
	<i>Boyut Sayısı</i>	İki boyutlu yapı
	<i>Boyutlar Arası Korelasyon</i>	0,50 korelasyon
	<i>Örneklem Büyüklüğü</i>	1000 birey
	<i>Puan Kategorisi Sayısı</i>	0-3 arasında puanlanan dört kategori
<i>Değişken</i>	<i>Kayıp Veri Mekanizması</i>	TROK, ROK, İEK
	<i>Kayıp Veri Oranı</i>	%5, %10, %20
	<i>Kayıp Veri ile Baş Etme Yöntemi</i>	SO, RA, BM
	<i>Boyut Başına Düşen Madde Sayısı</i>	5 madde, 10 madde

Çok boyutlu yapılarda boyutlar arasında yüksek düzeyde korelasyon bulunması durumunda tek boyutlu modellerin değerlendirilebileceği (Zhang, 2008) göz önünde bulundurularak çok boyutluluk yapısına uygun şekilde üretilen veri setlerinde boyutlar arası korelasyon değerinin orta düzeyde olmasına karar verilmiştir. Bu nedenle araştırma kapsamında boyutlar arasında 0,50 korelasyon olacak şekilde iki boyutlu ve basit yapılı ÇBMTK modelleri kullanılmıştır.

Çoklu puanlanan maddelere yönelik MTK modelleri kapsamında örneklem büyüklüğünün 250 ve üzerinde olmasının madde ve yetenek parametrelerinin geri kazanımında yeterli olduğu söylenmektedir (Valdivia & Dai, 2023). Çok boyutlu madde tepki kuramı analizlerinin gerçekleştirilmesine yönelik Jiang vd. (2016) tarafından gerçekleştirilen çalışmada ise ÇB-AT modeli bağlamında parametre kestirimlerinin doğru bir şekilde gerçekleştirilebilmesi için çoğunlukla en az 500 örneklem büyüklüğünün yeterli olduğu ancak madde sayısının fazla olması durumunda 1000 örneklem büyüklüğünün gerekebileceği belirtilmiştir. Ayrıca örneklem büyüklüğünün 1000'in üzerine çıkmasının kestirimlerin doğruluğunu daha fazla artırmadığını belirtmişlerdir. Bu bağlamda, araştırmanın boyutluluk yapısı ve madde tepki kategorileri göz önünde bulundurularak örneklem büyüklüğü 1000 olarak belirlenmiştir.

MTK modelleri kapsamında ele alınan test uzunluğu ile ilgili çalışmalar (Köse & Demirtaşlı, 2012; Şengül Avşar, 2019) ve PISA gibi büyük ölçekli değerlendirme programları

incelendiğinde 10 maddeden fazla test uzunluğunun kullanıldığı görülmektedir. Ayrıca, Dai vd. (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmadan elde edilen sonuçlara göre madde parametre tahminleri için en az beş maddelik bir araç uzunluğu önerilmektedir. Bu nedenle çalışmada boyut başına düşen madde sayısının 5 ve 10 olmasına karar verilmiştir.

Verilerin Üretilmesi

Veri üretimi için ilk olarak, boyutlar arası 0,50 korelasyona sahip olacak şekilde çok boyutlu normal dağılımdan 1000 bireylik yetenek parametreleri tanımlanmıştır. Madde parametrelerinin üretimi için ise Jiang vd. (2016) tarafından önerilen parametre değerleri kullanılmıştır. Buna göre a_1 ve a_2 parametrelerinin üretimi için minimum 1.1, maksimum 2.8 olacak şekilde tek biçimli (uniform) bir dağılım kullanılmıştır.

$$a_1, a_2 \sim U(1.1, 2.8)$$

b_1, b_2 ve b_3 parametreleri ise (-2,2) aralığında tek biçimli dağılımdan elde edilmiştir.

$$b_1 \sim U(-2, -0.67)$$

$$b_2 \sim U(-0.67, 0.67)$$

$$b_3 \sim U(0.67, 2)$$

Madde ve yetenek parametreleri belirlenen ölçütler bağlamında oluşturulduktan sonra ÇB-GKP ve ÇB-AT modeline göre madde yanıtları üretilmiştir. Daha sonra elde edilen veri setleri kullanılarak, kayıp veri yöntemleri ile tamamlanan veri setlerinden elde edilen parametreler ile kıyaslanması amacıyla kullanılacak olan referans madde ve yetenek parametreleri kestirilmiştir.

Harwell vd. (1996) MTK çalışmalarında en az 25 replikasyon önermelerine karşın MTK'da yöntem karşılaştırmalarında 10 replikasyon gibi az sayıda replikasyonun da yeterli olabileceğini belirtmişlerdir. Çalışmada replikasyon, üretilen eksiksiz veri setlerinden kayıp veri içeren veri setlerinin elde edilmesi, elde edilen eksik veri setlerinin tamamlanması ve ÇB-GKP ile ÇB-AT modellerinden madde ve yetenek parametrelerin elde edilmesi aşamasında uygulanmıştır. Çalışmanın karmaşık yapısı göz önünde bulundurularak

replikasyon sayısı 10 olarak belirlenmiştir. Replikasyonlardan elde edilen değerlerin ortalaması kullanılarak sonuçlar yorumlanmıştır.

Boyutluluğun Değerlendirilmesi

Üretilen verilerin boyutluluğunun değerlendirilmesi amacıyla Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, verilerin faktör analizine uygunluğunu değerlendirmek amacıyla KMO ve Bartlett testleri incelenmiştir. Üretilen dört eksiksiz veri seti için de KMO değerlerinin 0,875 ile 0,974 arasında değiştiği ve Bartlett testlerinin ise tüm veri setleri için 0,001 düzeyinde anlamlı olduğu görülmüştür. Dolayısıyla verilerin faktör analizi için uygun olduğu belirlenmiş ve her bir veri setinde AFA gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen AFA analizinde faktör çıkarma yöntemlerinden temel bileşenler analizi kullanılmıştır. DeMars (2010) boyutluluğun tespit edilebilmesi için özdeğerlerin ve yamaç grafiğinin incelenebileceğini belirtmektedir. Bu araştırmada da simülasyon sonucunda üretilen eksiksiz veri setlerinin boyutluluğu özdeğerler ve yamaç grafiği ile incelenmiştir. ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumu için üretilen veri seti için sonuçlar Tablo 2 ve Şekil 5'te; 10 madde olma durumu için Tablo 3 ve Şekil 6'da verilmiştir. ÇB-AT modeli boyutluluk sonuçları ise boyut başına 5 madde olma durumu için Tablo 4 ve Şekil 7'de; 10 madde olma durumu için Tablo 5 ve Şekil 8'de verilmiştir.

Tablo 2.

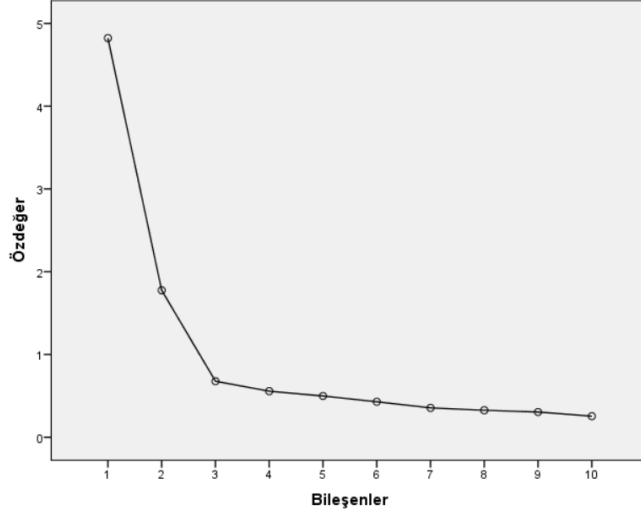
ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler

Bileşenler	Özdeğer	Açıklanan varyans oranı
1	4,823	%48,229
2	1,776	%17,759

*Özdeğeri 1'den yüksek bileşenler raporlanmıştır.

Şekil 5.

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği



Tablo 3.

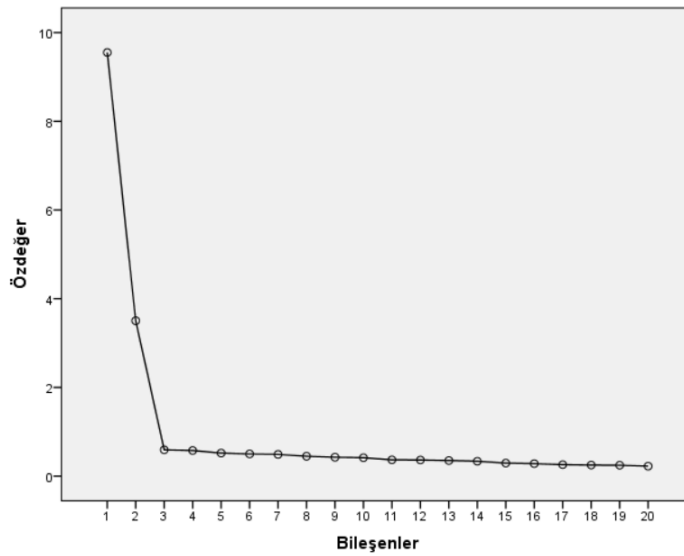
ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler

Bileşenler	Özdeğer	Açıklanan varyans oranı
1	9,551	%47,757
2	3,504	%17,519

*Özdeğeri 1'den yüksek bileşenler raporlanmıştır.

Şekil 6.

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği



Tablo 4.

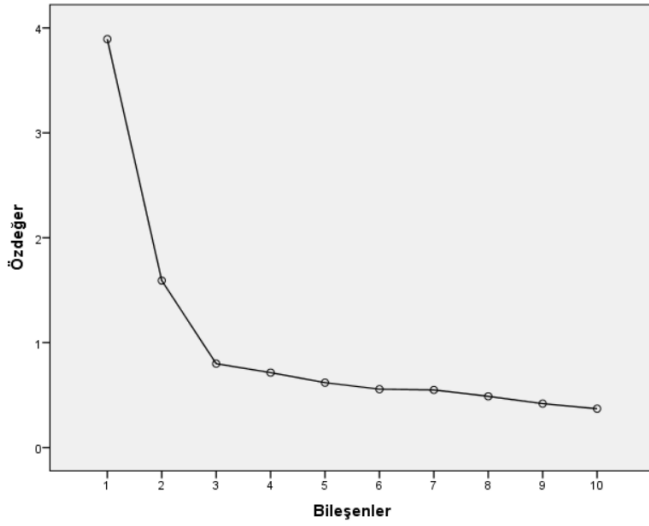
ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler

Bileşenler	Özdeğer	Açıklanan varyans oranı
1	3,894	%38,936
2	1,592	%15,918

*Özdeğeri 1'den yüksek bileşenler raporlanmıştır.

Şekil 7.

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği

**Tablo 5.**

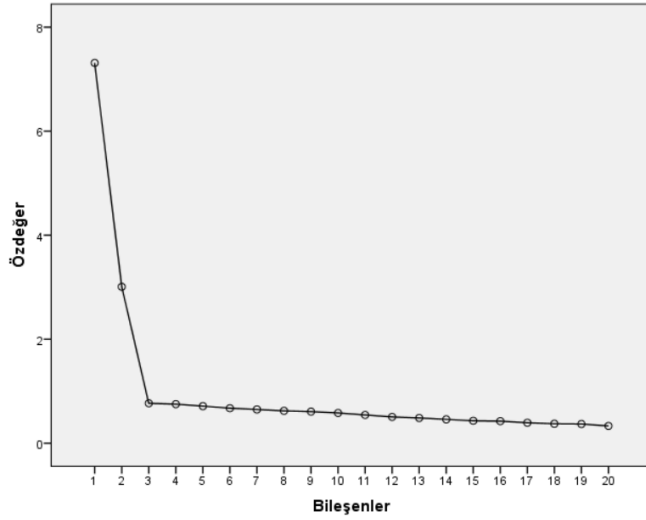
ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin özdeğerler

Bileşenler	Özdeğer	Açıklanan varyans oranı
1	7,312	%36,562
2	3,008	%15,040

*Özdeğeri 1'den yüksek bileşenler raporlanmıştır.

Şekil 8.

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde içeren veri setine ilişkin yamaç grafiği



Dört ayrı eksiksiz veri setine ilişkin özdeğerler, açıklanan varyans oranları ve yamaç grafikleri incelendiğinde, başta üretilen simülatif koşula uygun şekilde her bir veri setinin iki boyutlu bir yapıda olduğu söylenebilir.

Kayıp Verilerin Oluşturulması ve Tamamlanması

Simülasyon koşullarına uygun olarak üretilen dört farklı eksiksiz veri setlerinin her birinden TROK, ROK ve İEK mekanizmalarına sahip olacak şekilde %5, %10 ve %20 kayıp içeren veri setleri R programlama dilinde missMethods (Rockel, 2022) paketi kullanılarak oluşturulmuştur. Literatürde gerçekleştirilen çalışmalar (Chen ve diğerleri, 2012; Sijmsa & van den Ark, 2003; Olinsky ve diğerleri, 2003) dikkate alınarak kayıp veri oranlarının %5, %10 ve %20 olarak ele alınmasına karar verilmiştir. Eksiksiz şekilde üretilen veri setleri SPSS paket programında SO, RA ve BM yöntemleri ile tamamlanmıştır. Yöntemlerden elde edilen ondalık değer şeklindeki madde yanıtları en yakın tamsayıya yuvarlanarak analizlere devam edilmiştir. Ayrıca, RA yönteminde kayıp verilerin tamamlanması için kullanılan regresyon denklemi sonucunda belirlenen sınırlar dışında değerler de kayıp verilerin yerine

atanabilmektedir (McKnight ve diğeri, 2007). Bu nedenle, sınırların dışında çıkan değerler de en yakın sınıra yuvarlanmıştır.

Veri setinden TROK mekanizmasına sahip olacak şekilde veri silinirken veri setindeki satır ve sütun sayısı çarpımının p kayıp olasılığı kadarı tüm hücre bazında rastgele silinmektedir. Dolayısıyla her sütunda yaklaşık p olasılığı kadar kayıp veri ortaya çıkmaktadır. Çalışmada üretilen veri setlerinin TROK mekanizmasında olup olmadığının kontrol edilmesi amacıyla Little'ın tamamen rastlantısallık testi (MCAR) gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgularda tamamen rastlantısal olarak silinen veri setlerine ait Little'ın testinin .05 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmüştür. Dolayısıyla TROK olarak silinen veri setlerinin tamamen rastlantısal yapısına uygun olduğu söylenebilir. ROK mekanizmasında her bir değişkendeki kayıpların varlığı başka bir değişken tarafından kontrol edilmektedir. Bu araştırmada ROK mekanizmasına sahip kayıplar oluşturulurken kontrol değişkeni olarak her bir maddenin ilişkili olduğu yetenek boyutu alınmıştır. Her bir değişken için yetenek parametresine göre kesme değeri 1'e 0,33 olarak ele alınmış dolayısıyla düşük yetenek grubundaki üç bireye karşı yüksek yetenek grubundan bir bireyde kayıp veri oluşturulmuştur. ROK mekanizmasından farklı olarak İEK mekanizmasında bir değişkende oluşturulacak kayıp verilerin varlığı farklı bir kontrol değişkeni tarafından değil doğrudan değişkenin kendisi tarafından kontrol edilmektedir. Dolayısıyla değişkenin kendisinden kaynaklı olacak şekilde üst gruptan bir kayıp veriye karşı alt gruptan üç kayıp veri oluşturulmuştur.

Her bir mekanizma ve koşul için oluşturulan kayıp veriler veri setlerinde genel örüntüye (Enders, 2010) sahip olacak şekilde dağılmaktadır. Veri setlerinde yer alan tüm maddelerde kayıplar ortaya çıkmıştır.

Verilerin Analizi ve Değerlendirme Kriteri

Araştırmada, eksiksiz veri setinden elde edilen referans parametreler ile farklı kayıp veri ile baş etme yöntemleriyle tamamlanmış veri setlerinden elde edilen parametreler

karşılaştırılmıştır. ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinden parametre kestirimlerini elde etmek için Paek ve Cole (2019) tarafından önerilen R kodlarından yararlanılmıştır. Eksiksiz veri setinden her iki model için de maddelere ilişkin ayırıcılık (a_i) ve kategori sınır kesişim (d_{ik}) parametreleri, bireylere ilişkin ise yetenek parametreleri kestirilmiştir.

ÇB-GKP modelinde madde eğimi serbest kestirilen bir parametre olmakla beraber basit yapıya çok boyutlu yapılar için bir boyutta serbest kestirilmektedir ve diğer boyutlardaki değeri 0'a sabitlenmektedir. ÇB-GKP modeline ilişkin madde yanıt olasılığı Denklem 7'de verilmiştir.

$$P(X_{ikj} = k | \theta_{jq}) = \frac{\exp \sum_{h=0}^k (a_{iq} \theta_{jq} + d_{ih}^*)}{\sum_{c=0}^{m_i} \exp \sum_{h=0}^c (a_{iq} \theta_{jq} + d_{ih}^*)} \quad (7)$$

X_{ikj} j bireyinin i maddesine k kategorisinde verdiği yanıt; a_{iq} q boyutunda i maddesi için eğim parametresi; θ_{jq} j bireyinin q boyutu için örtük özelliği ve d_{ik} h=k olduğunda k kategorisi için i maddesinin kesişim parametresi olarak tanımlanmaktadır. $d_{ik} = -a_{iq} \cdot b_{ik}$ şeklinde tanımlanmakla birlikte $d_{ik}^* = \sum_{h=0}^k d_{ik}$ formülü ile ifade edilmektedir. Böylece, olağan kesişim formu $d_{ik} = d_{ik}^* - d_{i(k-1)}^*$ şeklinde hesaplanmaktadır (Paek & Cole, 2019).

ÇB-AT modelinde ise $k \in \{0, 1, 2, \dots, m_i\}$ olmak üzere maddeye k veya daha yüksek kategoride verilecek bir yanıtı modellemek için kümülatif bir yanıt olasılık fonksiyonu kullanılmaktadır. ÇB-AT modeline ilişkin madde yanıt olasılık fonksiyonu Denklem 8'de verilmiştir.

$$P(X_{ikj} \geq k | \theta_j) = \frac{\exp [a_{iq} \theta_{jq} + d_{ik}]}{1 + \exp [a_{iq} \theta_{jq} + d_{ik}]} \quad (8)$$

X_{ikj} j bireyinin k veya daha üst kategoride i maddesine verdiği yanıt; a_{iq} q boyutunda i maddesi için eğim parametresi; θ_{jq} j bireyinin q boyutu için örtük özelliği ve d_{ik} k kategorisi veya daha üst kategori için i maddesinin kategori sınır parametresiyle ilişkili olan kesişim parametresi olarak tanımlanmaktadır. b_{ik} kategori sınır parametresi olmak üzere, kategori sınır kesişim parametresi $d_{ik} = -a_{iq} \cdot b_{ik}$ şeklinde ifade edilmektedir.

Farklı yöntemlerle tamamlanmış veri setlerinden elde edilen parametre kestirimleri ile referans veri setlerinden elde edilen kestirimler karşılaştırılırken parametrelere ilişkin Denklem 9’da formülü verilen hataların ortalama karekökü (RMSE) değerleri kullanılmıştır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (\hat{\delta}_i - \delta_i)^2}{K}} \quad (9)$$

δ_i referans parametre değeri; $\hat{\delta}_i$ kestirilen parametre değeri ve K madde veya birey sayısını ifade etmek üzere RMSE, kestirilen değer ile gerçek değer arasındaki ortalama karesel farkların karekökünü ifade eden istatistiksel bir hata ölçüsüdür. Düşük RMSE değerleri kestirimlerin gerçek değere daha yakın olduğunu göstermektedir.

Yöntemlerin tamamlanmasıyla elde edilen parametre değerlerinin karşılaştırılacağı eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametrelerine ilişkin bilgiler Tablo 6, Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 6

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri

Madde	Parametre Kestirimleri				
	a ₁	a ₂	d ₁	d ₂	d ₃
1	2.977	0	2.05	0.556	--1.185
2	1.329	0	1.043	-0.295	-1.56
3	2.206	0	1.737	0.287	-0.779
4	1.71	0	1.078	-0.357	-0.551
5	2.53	0	2.456	1.044	-0.875
6	0	2.517	1.867	-0.079	-1.712
7	0	1.396	1.049	-0.821	-1.761
8	0	1.07	1.859	-0.688	-1.743
9	0	2.356	0.85	0.506	-1.608
10	0	1.046	0.848	-0.493	-0.976

Tablo 7

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri

Madde	Parametre Kestirimleri				
	a_1	a_2	d_1	d_2	d_3
1	2.746	0	1.238	0.284	-1.486
2	1.558	0	1.172	0.264	-0.808
3	2.31	0	1.634	0.758	-1.977
4	1.654	0	0.776	-0.533	-0.668
5	2.303	0	1.74	0.973	-0.751
6	2.556	0	1.183	-0.098	-0.608
7	1.264	0	0.68	-0.556	-1.291
8	1.209	0	0.809	0.62	-1.746
9	2.721	0	1.897	0.101	-1.633
10	1.248	0	1.086	0.534	-1.552
11	0	3.063	1.553	0.546	-2.153
12	0	1.604	0.742	-0.163	-1.812
13	0	2.139	1.821	0.07	-1.086
14	0	1.882	1.91	-0.416	-0.888
15	0	2.593	0.876	0.151	-1.215
16	0	2.325	0.65	0.469	-1.594
17	0	1.723	1.122	-0.28	-2.151
18	0	2.7	0.834	0.027	-2.129
19	0	1.293	0.938	0.206	-1.308
20	0	1.502	1.531	0.246	-1.499

Tablo 8

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri

Madde	Parametre Kestirimleri				
	a_1	a_2	d_1	d_2	d_3
1	2.974	0	2.063	0.235	-1.407

2	1.435	0	1.149	-0.231	-1.680
3	1.948	0	1.513	0.076	-0.733
4	1.838	0	1.220	-0.347	-0.703
5	2.328	0	2.289	0.561	-1.323
6	0	2.463	1.841	-0.248	-1.869
7	0	1.428	1.105	-0.711	-1.691
8	0	0.970	1.784	-0.535	-1.732
9	0	2.631	0.955	0.581	-1.809
10	0	1.171	0.872	-0.416	-1.133

Tablo 9

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde içeren eksiksiz veri setinden elde edilen madde parametreleri

Madde	Parametre Kestirimleri				
	a_1	a_2	d_1	d_2	d_3
1	2.791	0	1.304	0.381	-1.377
2	1.448	0	1.064	0.093	-0.727
3	2.356	0	1.6	0.599	-2.162
4	1.692	0	0.817	-0.488	-0.649
5	2.286	0	1.835	0.848	-0.875
6	2.721	0	1.209	-0.111	-0.797
7	1.325	0	0.706	-0.487	-1.388
8	1.138	0	0.8	0.51	-1.792
9	2.698	0	1.957	0.099	-1.726
10	1.25	0	1.106	0.517	-1.705
11	0	2.868	1.43	0.466	-2.109
12	0	1.738	0.763	0.091	-1.753
13	0	2.169	1.842	0.415	-1.097
14	0	1.875	1.898	-0.407	-0.781
15	0	2.592	0.991	0.208	-1.137
16	0	2.413	0.733	0.577	-1.491
17	0	1.612	1.074	-0.5	-2.004
18	0	2.55	0.794	0.059	-1.752
19	0	1.232	0.866	0.179	-1.115

20	0	1.588	1.621	0.27	-1.435
----	---	-------	-------	------	--------

Tek boyutlu MTK modellerinde kategori eşik değerleri artan şekilde sıralanmasına karşın çok boyutlu modellerde kategori kesişim parametreleri (d_1, d_2, d_3) için bu durum ters şekilde gerçekleşmektedir. Çünkü çok boyutlu modellerde pozitif kesişim formu kullanılmaktadır (Paek & Cole, 2019). Eğer istenirse, $b_{ik} = -d_{ik}/a_{iq}$ ilişkisi kullanılarak kategori eşik değerleri hesaplanabilir. Bu çalışmada ayırıcılık parametreleri ile birlikte kategori sınır kesişim parametreleri incelenmiştir.

Bölüm 4

Bulgular, Yorumlar ve Tartışma

Araştırmanın bu bölümünde, araştırma problemleri sonucunda elde edilen bulgulara ve bu bulguları dayalı olarak yorumlara ve tartışmaya yer verilmiştir.

1. ÇB-GKP Modeline İlişkin Bulgular

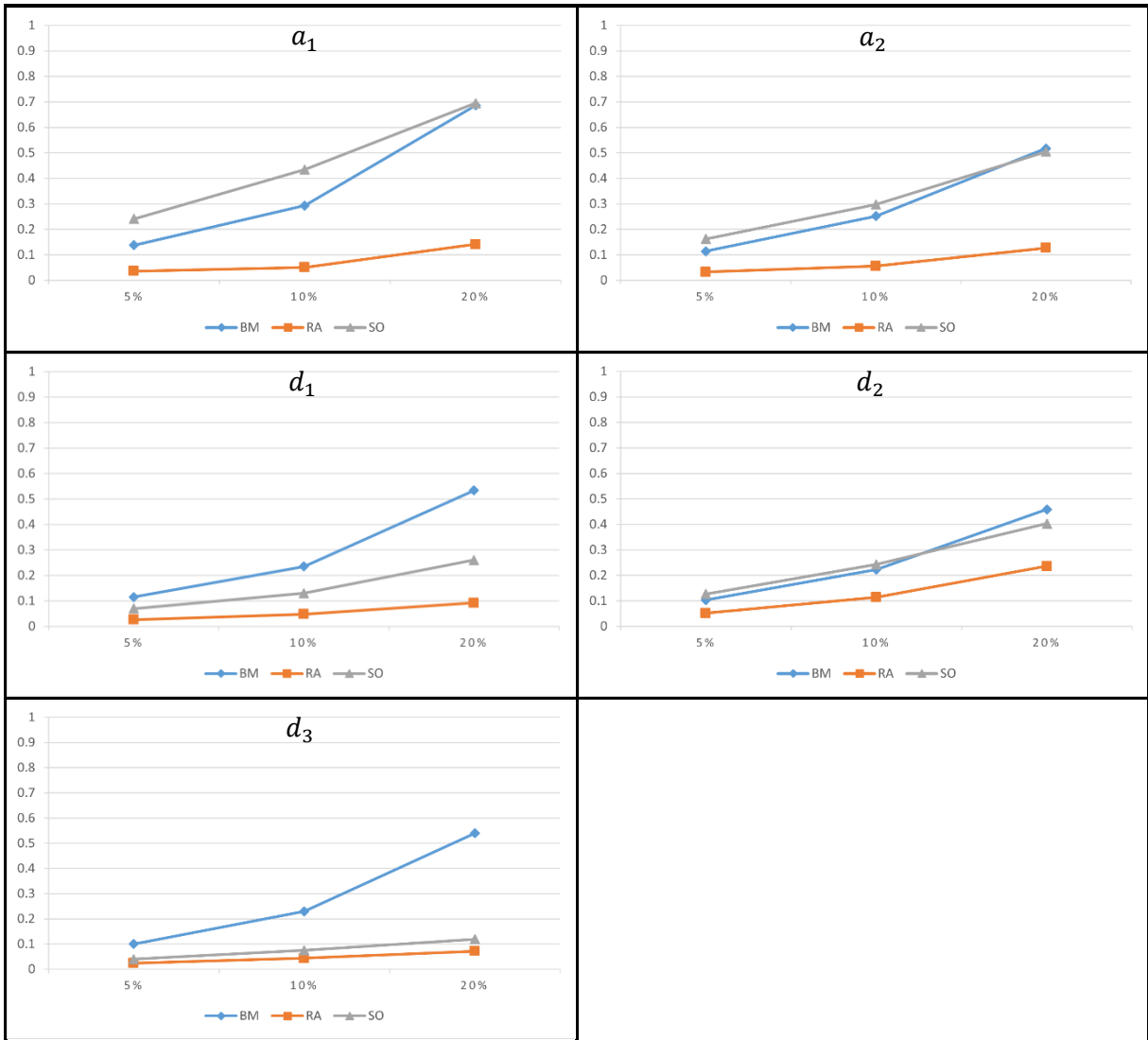
Çoklu puanlanan çok boyutlu MTK modellerinden olan ÇB-GKP modeline uygun olarak üretilmiş verilerde TROK, ROK ve İEK mekanizmalarına sahip olacak şekilde kayıplar oluşturulmuş ve farklı yöntemlerle tamamlanmıştır. İki boyutlu yapılardan oluşan verilerde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olması durumları farklı mekanizmalarda incelenmiş ve RMSE değerleri elde edilmiştir. Bu bölümde farklı koşullardan elde edilen verilerin araştırma sonuçlarına yer verilmiştir.

1.1. TROK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-GKP modeline göre üretilmiş verilerden toplam hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde toplam hücre bazında TROK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-GKP modeline göre madde ve yetenek parametreleri elde edilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak ortalama RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen ortalama RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 9'da ve yetenek parametreleri için Şekil 10'da verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 11'de ve yetenek parametreleri için Şekil 12'de verilmiştir.

Şekil 9

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 9, veri setlerinin içerdiği kayıp miktarının artmasının elde edilen ortalama RMSE miktarlarının da arttığını göstermektedir. Bu durum kayıp gözlem miktarının artması ile kaybedilen bilginin de artmasına bağlı olarak gerçekleşmektedir (Kalkan ve diğerleri, 2018). Böylece parametrelerden elde edilen ortalama RMSE miktarları da artmaktadır. Kayıp veri miktarının %5 olduğu durumda yöntemlerden elde edilen ortalama RMSE miktarları yakındır.

Ayrıricılık parametreleri incelendiğinde, her iki parametre için de benzer sonuçlar elde edildiği görülmektedir. Diğer yöntemlere kıyasla, RA yönteminde en düşük RMSE değerleri elde edilmiştir. %5 kayıp durumunda diğer yöntemler ile arasında çok fazla fark olmamasına karşın %10 ve %20 kayıp durumlarında diğer yöntemlerden oldukça

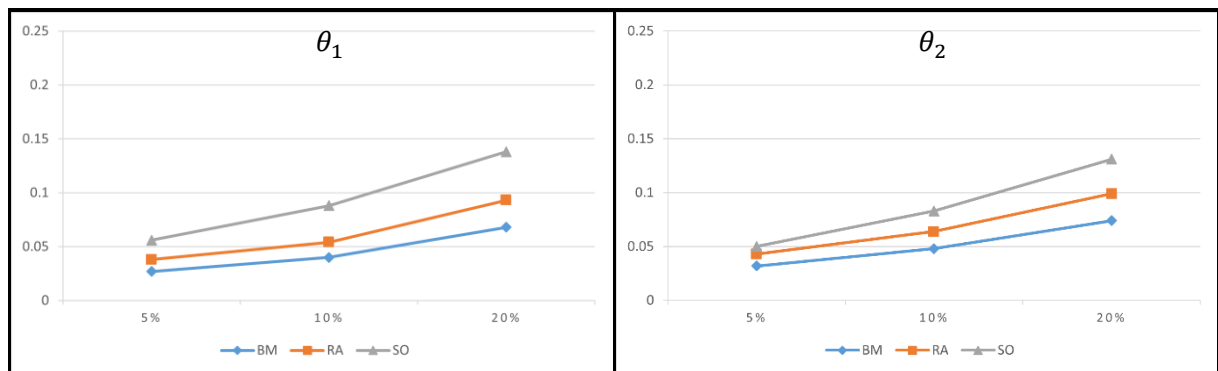
farklılaşarak daha hatasız sonuçlar üretmeyi başarmıştır. TROK mekanizmasına sahip olacak şekilde kayıp veri miktarının artmasına en dayanıklı yöntemin RA olduğu söylenebilir. Kayıp veri miktarının artmasına karşın bu oranlardaki RMSE düzeyleri az miktarda artış göstermiştir. BM ve SO yöntemlerinin özellikle %20 kayıp durumunda oldukça fazla hata ürettiği görülmüştür.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, her üç parametre için de en düşük RMSE üreten yöntemin ayırıcılık parametrelerine benzer şekilde RA yöntemi olduğu görülmektedir. Ancak kategori sınır kesişim parametrelerinde yöntemler arasındaki hata miktarlarının ayırıcılık parametrelerinde olduğu kadar farklılaşmadığı söylenebilir. Ayırıcılık parametrelerinden elde edilen sonuçlardan farklı olarak, kategori sınır kesişim parametrelerinde SO yönteminin BM yönteminden genel olarak daha az hata ürettiği ve kayıp veri miktarının artmasına karşı daha dayanıklı olduğu söylenebilir. Özellikle d_3 parametresi için SO yöntemi RA yöntemine oldukça yakın sonuçlar üretmiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde tüm parametrelerde en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 10

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri

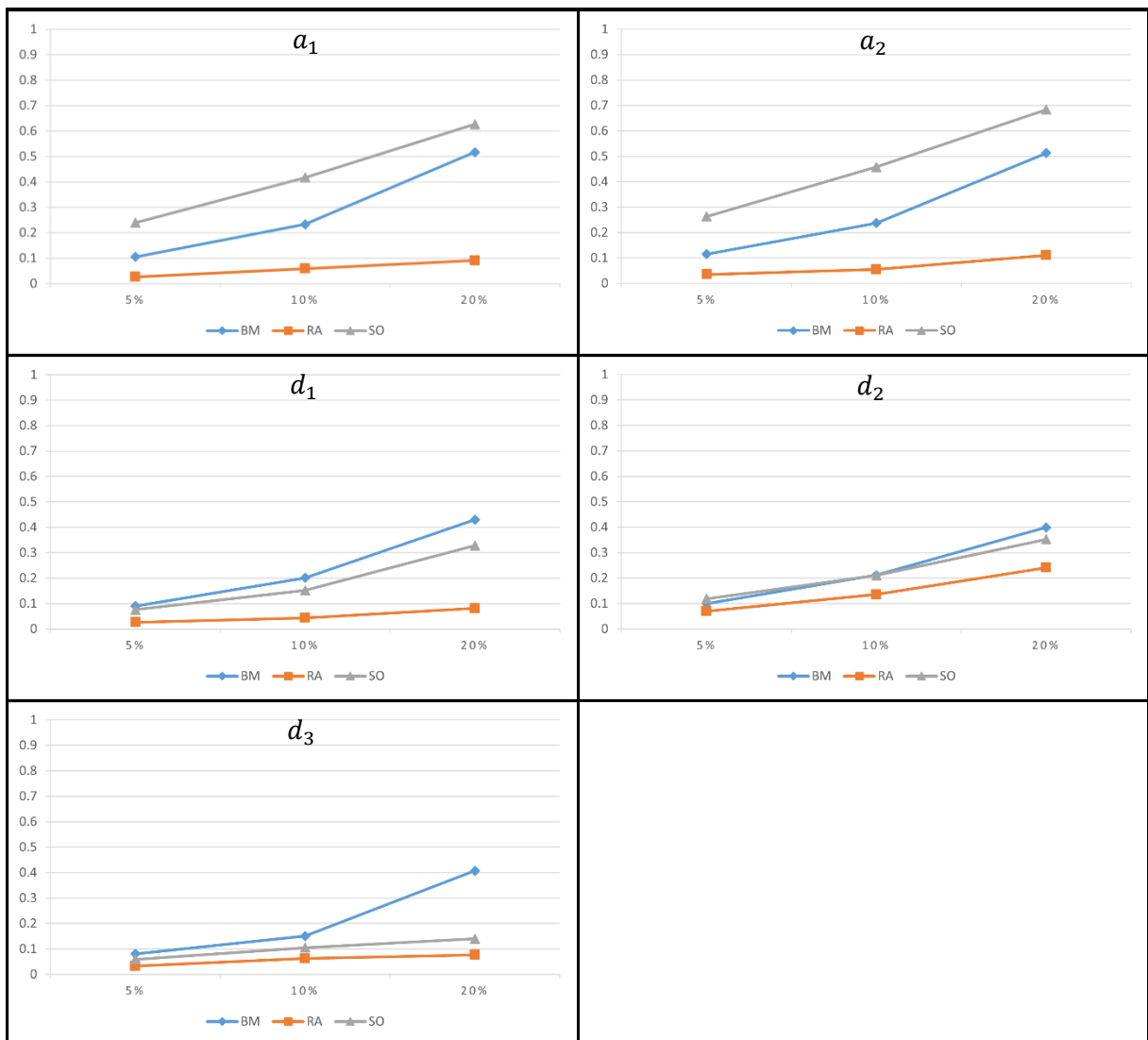


Şekil 10 incelendiğinde, θ_1 ve θ_2 yetenek parametrelerine ilişkin hata miktarlarının tüm yöntemlerde genel olarak düşük olduğu görülmektedir. Madde parametrelerinden elde

edilen sonuçlara benzer şekilde veri setinde bulunan kayıp veri oranının artması ortalama RMSE değerlerini de artırmaktadır. Yetenek parametrelerinin geri kazanımında en düşük hatayı üreten dolayısıyla en iyi çalışan yöntemin her iki yetenek parametresi için de BM olduğu görülmektedir. SO yöntemi ise diğer yöntemlere kıyasla daha düşük performans göstermiştir.

Şekil 11

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 11 incelendiğinde, boyut başına 5 madde içeren veri setlerinde olduğu gibi, kayıp veri miktarının artmasının elde edilen ortalama RMSE miktarlarını da artırmaktadır.

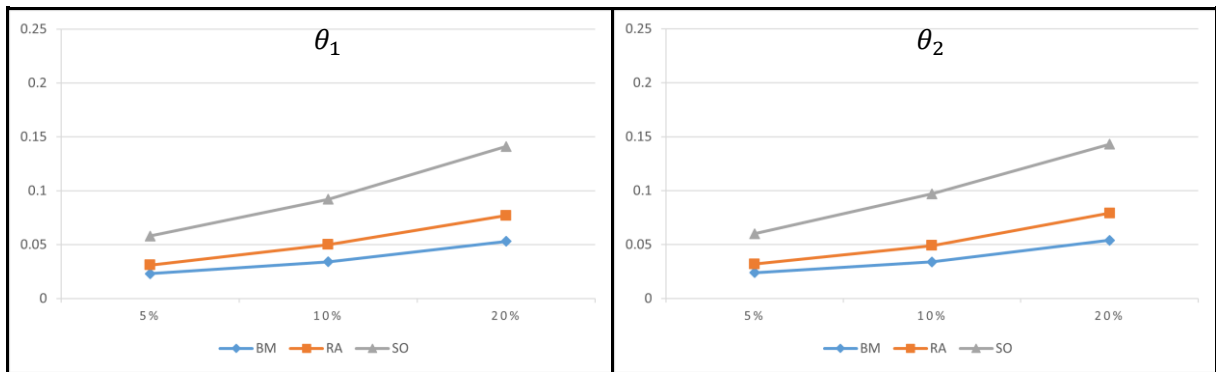
Ayırıcılık parametreleri için, her iki parametre de oldukça benzer sonuçlar elde edildiği görülmektedir. En düşük ortalama RMSE değerleri RA yönteminden elde edilmiştir. Tüm kayıp veri oranlarında diğer yöntemlere göre daha hatasız sonuçlar üretmiştir. Kayıp veri miktarının artmasına karşın hata miktarlarını düşük düzeyde üretmeye devam etmiştir. BM ve SO yöntemlerinin özellikle %20 kayıp durumunda oldukça fazla hata ürettiği görülmüştür. SO yöntemi ayırıcılık parametreleri için diğer yöntemlere kıyasla daha kötü performans sergilemiştir.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, tüm parametreler için en az hata üreten yöntemin ayırıcılık parametrelerinde olduğu gibi RA yöntemi olmuştur. Ancak yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının ayırıcılık parametrelerinde olduğu kadar farklılaşmadığı söylenebilir. Özellikle %5 ve %10 kayıp veri oranlarında yöntemlerden yakın sonuçlar elde edilmiştir. d_1 ve d_3 parametrelerinde SO yönteminin BM yönteminden genel olarak daha az hata ürettiği ve kayıp veri miktarının artmasına karşı daha dayanıklı olduğu söylenebilir. Özellikle d_3 parametresi için SO yöntemi RA yöntemine oldukça yakın sonuçlar üretmiştir. d_2 parametresi için ise BM ve SO yöntemlerinin benzer çalıştığı söylenebilir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde tüm parametrelerde en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu görülmektedir.

Şekil 12

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



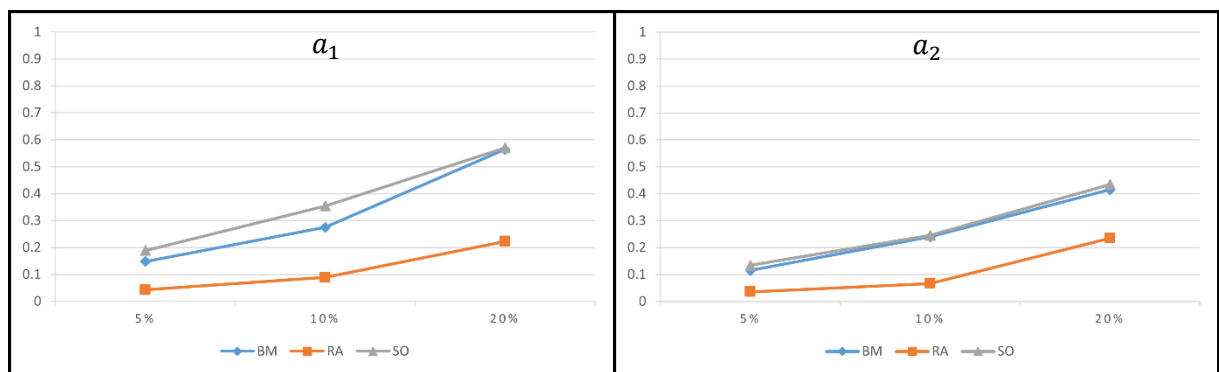
Şekil 12 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ilişkin hata miktarlarının madde parametrelerine kıyasla, tüm yöntemlerde düşük olduğu görülmektedir. Veri setinde bulunan kayıpların artması beklendiği üzere ortalama RMSE değerlerini de artırmaktadır. θ_1 ve θ_2 yetenek parametrelerinden elde edilen hatalar göz önünde bulundurulduğunda en uygun yöntemin BM olduğu görülmektedir. SO yöntemi diğer yöntemlerden düşük performans göstermiştir.

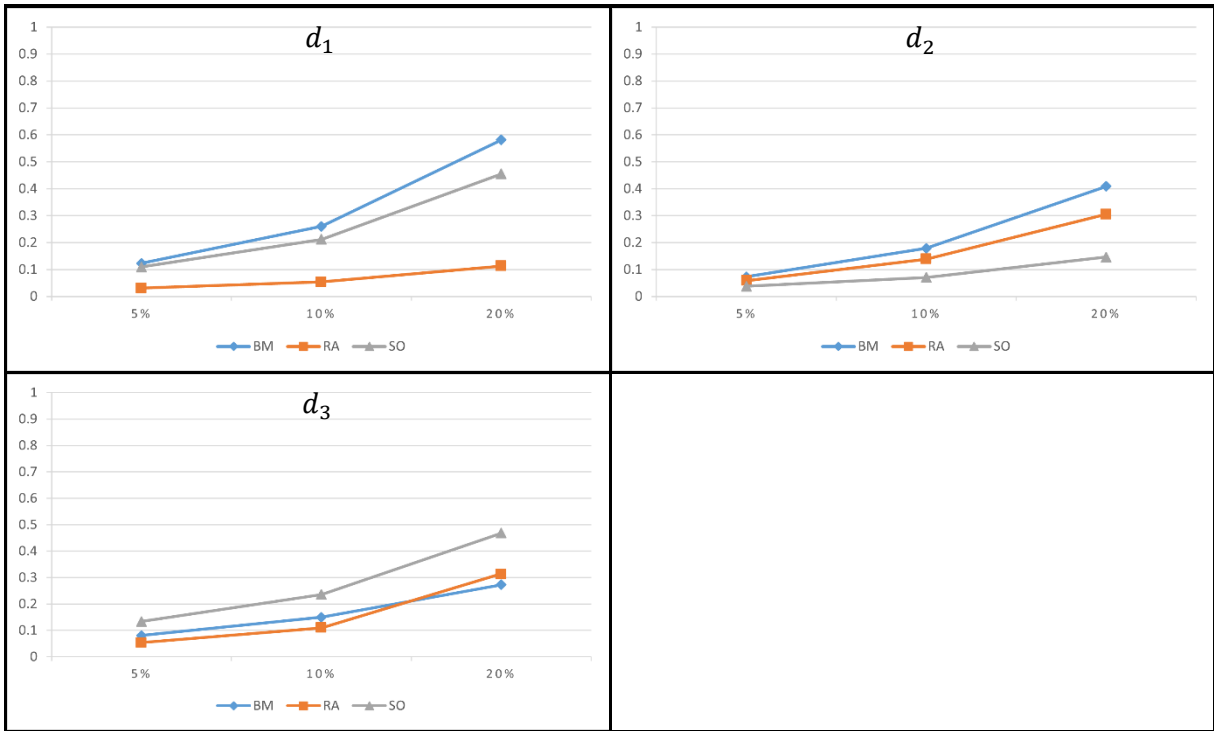
1.2. ROK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-GKP modeline göre üretilmiş verilerden hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde madde bazında ROK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-GKP modeline göre madde ve yetenek parametreleri elde edilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 13'te ve yetenek parametreleri için Şekil 14'te verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 15'te ve yetenek parametreleri için Şekil 16'da verilmiştir.

Şekil 13

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri





Şekil 13 incelendiğinde, kayıp veri miktarının artmasının madde parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarını da artırdığı görülmektedir. Kayıp veri miktarının az olduğu durumda genellikle yöntemlerden elde edilen ortalama RMSE miktarlarının yakın olduğu söylenebilir.

Her iki boyuta ilişkin ayırıcılık parametreleri incelendiğinde, genel olarak benzer sonuçlar ortaya çıkmasına karşın a_2 parametresinden daha düşük hata elde edildiği görülmektedir. Yöntemlerden elde edilen ortalama RMSE değerleri incelendiğinde ise RA yönteminin daha iyi performans sergilediği görülmektedir. RA yöntemi her iki parametre için de benzer sonuçları üretirken, BM ve SO yöntemleri a_2 parametresi için a_1 parametresinden daha düşük hata üretmiştir. Tüm kayıp veri oranlarında diğer yöntemlerden daha hatasız sonuçlar üretmeyi başaran RA yönteminin ROK mekanizmasına sahip kayıp veri durumlarında kullanılması en uygun yöntem olduğu söylenebilir. BM ve SO yöntemleri özellikle %20 kayıp durumunda oldukça fazla hata üretmiştir.

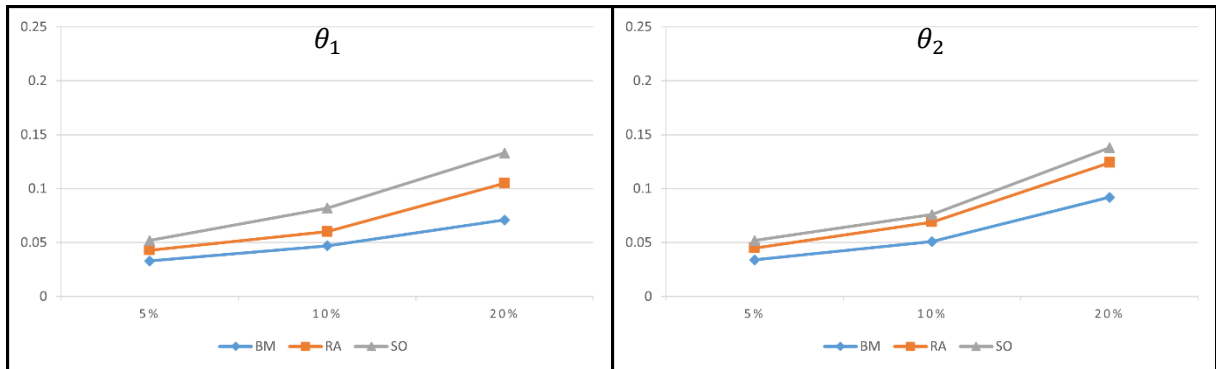
Kategori sınır kesişim parametreleri için ise farklı durumlarda farklı sonuçlar elde edilmiştir. d_1 parametresinde RA yönteminin diğer iki yönteme kıyasla tüm kayıp oranlarında en düşük hatayı ürettiği görülmektedir. Yöntemler arasındaki ortalama RMSE farklarının en

fazla olduğu parametre d_1 parametresidir. SO ve BM yöntemleri özellikle yüksek kayıp oranlarında yüksek hatalar üretmiştir. d_2 parametresi için ise diğer parametrelerden farklı olarak en iyi sonuçlar üreten yöntemin SO olduğu görülmüştür. d_1 ve d_2 için en kötü performansı ise BM yöntemi sergilemiştir. d_3 parametresinden elde edilen sonuçlarda ise %5 ve %10 kayıp oranlarında en iyi performansı RA yöntemi gösterirken %20 kayıp durumunda ise BM yöntemi en az hatalı sonuçlar üretmeyi başarmıştır.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde ayırıcılık parametrelerinde ve d_1 ile d_3 parametrelerinde genel olarak en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 14

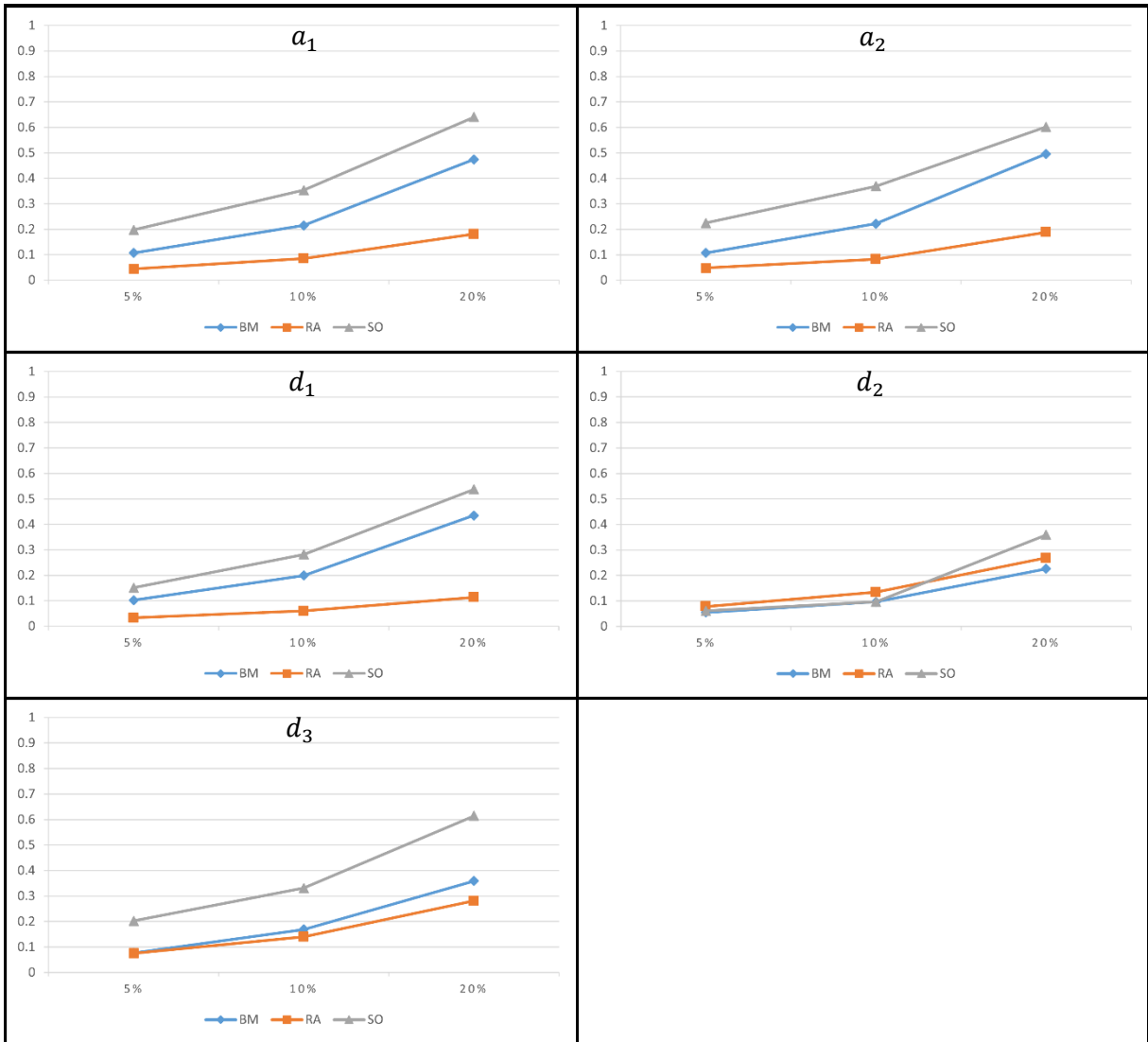
ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 14, θ_1 ve θ_2 parametrelerinde tüm yöntemlerin madde parametrelerine kıyasla nispeten düşük hata ürettiklerini göstermektedir. Önceki sonuçlara benzer şekilde veri setindeki kayıpların artmasının ortalama RMSE değerlerini de artırdığı görülmektedir. Her iki yetenek parametresi için de en düşük hatayı üreten yöntemin BM olduğu, SO yönteminin ise diğer yöntemlere kıyasla daha düşük performans gösterdiği söylenebilir.

Şekil 15

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 15 incelendiğinde, ilk olarak veri setindeki kayıp veri miktarının artmasının elde edilen ortalama RMSE'yi de artırdığı görülmektedir.

a_1 ve a_2 ayırıcılık parametrelerine ilişkin sonuçların oldukça benzer olduğu görülmektedir. Diğer yöntemlere kıyasla RA yöntemi veri setlerinde en düşük ortalama hatayı üretmiştir ve kayıp veri miktarındaki değişime daha dirençlidir. BM ve SO yöntemleri ise özellikle yüksek miktarda kayıp içeren durumlarda oldukça fazla hata üretmektedir. Her iki ayırıcılık parametresi için de SO yöntemi diğer yöntemlerden daha kötü performans göstermiştir.

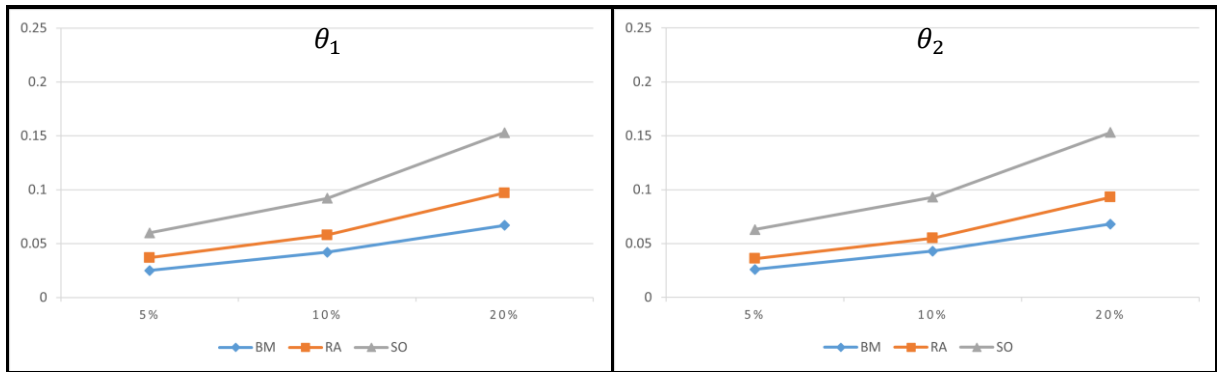
Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, d_1 ve d_3 parametresi için en az hata üreten yöntemin RA, d_2 parametresi için de BM olduğu görülmektedir. d_2

parametresi için %5 ve %10 kayıp durumunda tüm yöntemler oldukça yakın sonuçlar üretmiştir. Tüm kayıp oranları değerlendirildiğinde ise d_2 parametresi için en iyi performansı BM yöntemi sergilemiştir. BM yönteminden d_3 parametresi için de RA yöntemine yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde d_2 parametresi dışındaki tüm parametrelerde en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu görülmektedir.

Şekil 16

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 16 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarının tüm yöntemlerde düşük olduğu görülmektedir. Veri setinde bulunan kayıpların artması hata miktarlarını da artırmaktadır. θ_1 ve θ_2 yetenek parametrelerinin geri kazanımına ilişkin en uygun yöntem BM yöntemidir. Her iki parametre için de diğer yöntemlerden daha düşük hata üretmiştir. SO yöntemi ise en düşük performansı gösteren yöntemdir. Ancak yine de tüm yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının düşük olduğu göz önünde bulundurulmalıdır.

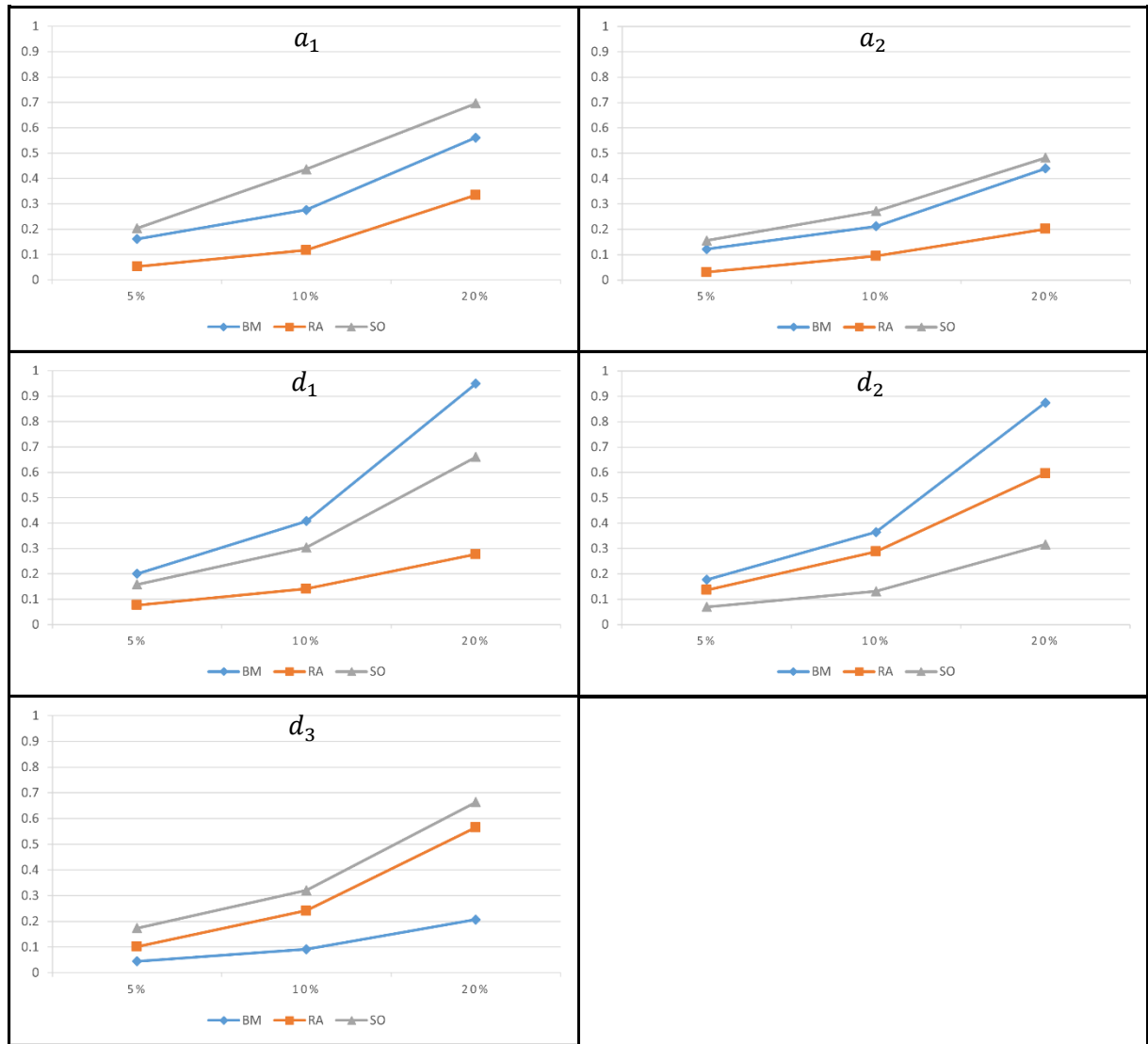
1.3. İEK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-GKP modeline göre üretilmiş verilerden hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde madde bazında İEK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve

BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-GKP modeline göre madde ve yetenek parametreleri kestirilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 17’de ve yetenek parametreleri için Şekil 18’de verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 19’da ve yetenek parametreleri için Şekil 20’de verilmiştir.

Şekil 17

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 17 incelendiğinde, kayıp veri miktarının artmasının tüm yöntemlerde madde parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarını da artırdığı görülmektedir. Kayıp veri miktarının az olduğu durumda genellikle yöntemlerden elde edilen ortalama RMSE miktarlarının yakın olduğu söylenebilir. Ayrıca, TROK ve ROK mekanizmasına kıyasla parametrelerden elde edilen hata miktarları İEK mekanizmasında daha fazladır.

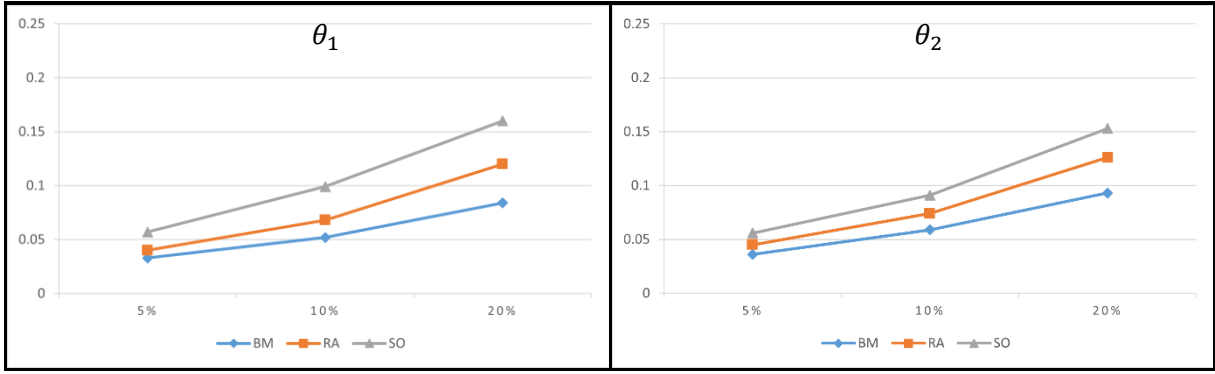
Ayırıcılık parametrelerine ilişkin sonuçlar incelendiğinde, a_1 parametresi için yöntemlerin oldukça yüksek hatalar ürettiği görülmektedir. Yine de yöntemler arasında en düşük RMSE değerlerini üreterek daha iyi performans sergileyen yöntem RA olarak ortaya çıkmaktadır. Özellikle %5 ve %10 kayıp oranlarında düşük değerler gözlenmiştir. Dolayısıyla İEK mekanizmasına sahip kayıp veri durumlarında RA yönteminin kullanılmasının uygun olduğu söylenebilir. BM ve SO yöntemleri özellikle %20 kayıp durumunda oldukça fazla hata üretmiştir.

Kategori sınır kesişim parametreleri için elde edilen sonuçlar incelendiğinde her bir parametre için farklı bir yöntemin daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. d_1 parametresi için RA, d_2 parametresi için SO ve d_3 parametresi için BM yöntemi en iyi performansı sergilemiştir. Diğer mekanizmalardan farklı olarak İEK mekanizmasında yöntemlerden elde edilen hata miktarları ile yöntemler arasındaki farklar oldukça fazladır. Yalnızca %5 kayıp durumunda yakın hata sonuçları elde edilmiştir. d_1 ve d_2 parametreleri için en kötü performansı BM yöntemi göstermiştir. Özellikle %20 kayıp durumunda çok yüksek hata elde edilmiştir. d_3 parametresi için ise SO yöntemi en kötü performansı sergilemiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde ayırıcılık parametreleri ile d_1 parametresi için en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 18

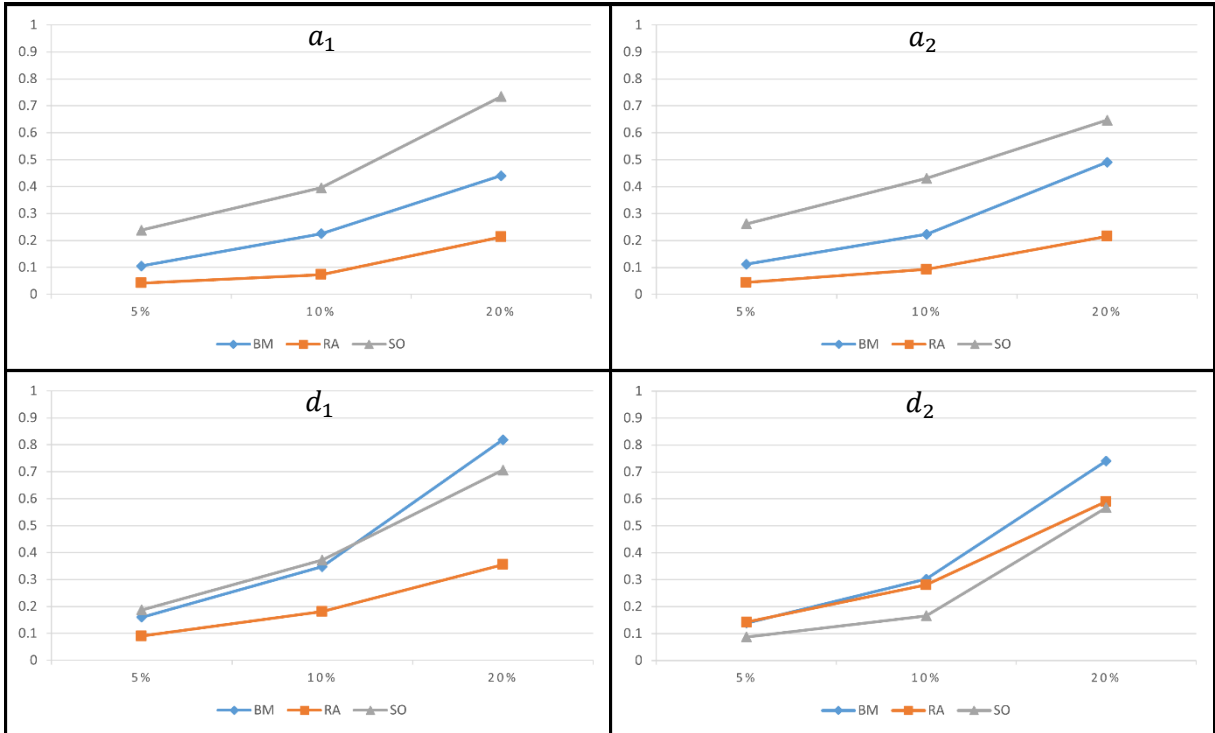
ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri

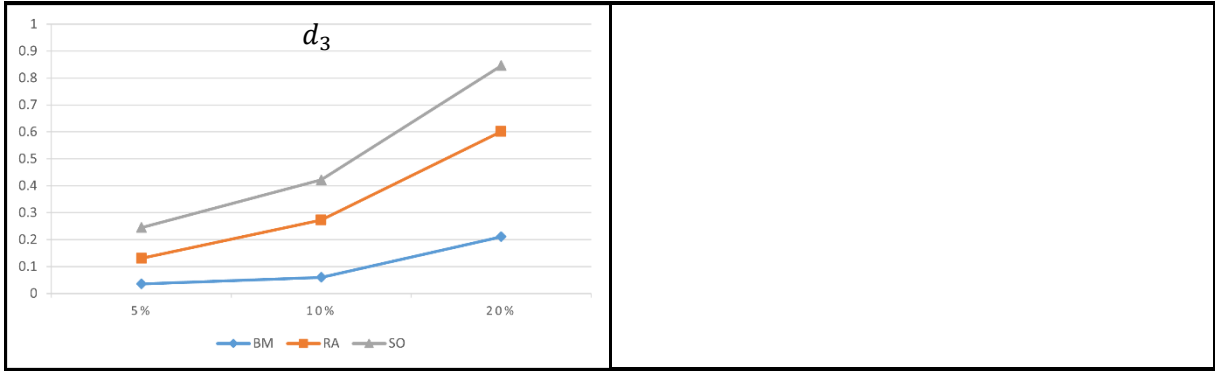


Şekil 18 incelendiğinde, yetenek parametrelerinin geri kazanımında tüm yöntemlerden düşük RMSE değerleri edildiği görülmektedir. Kayıp veri oranı arttıkça yöntemlerden elde edilen hata miktarları da artmaktadır. θ_1 ve θ_2 için en düşük ortalama RMSE BM yönteminden, en yüksek ortalama RMSE ise SO yönteminden elde edilmiştir.

Şekil 19

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri





Şekil 19 incelendiğinde, veri setlerindeki kayıp veri miktarının artmasıyla birlikte madde parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarının da arttığı görülmektedir.

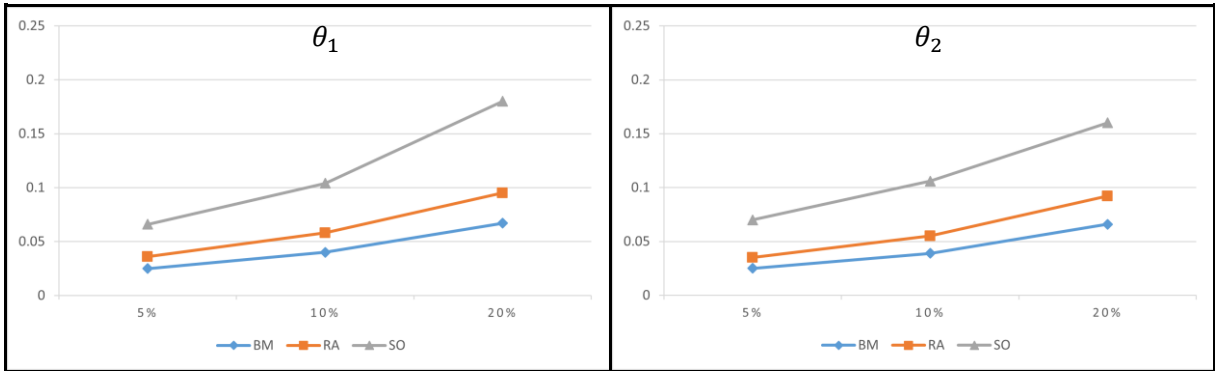
Ayırıcılık parametrelerine ilişkin sonuçlar yöntemlerin etkililiği ve elde edilen hata miktarları açısından oldukça benzerdir. Yöntemler arasında tüm kayıp veri oranlarında en az hata üreten yöntem RA'dır. En kötü performansı ise SO yöntemi sergilemiştir. BM ve SO yöntemlerinin yüksek kayıp veri oranlarında oldukça fazla hata ürettiği görülmüştür.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, boyut başına 5 madde olması durumuna benzer şekilde her bir parametre için farklı bir yöntemin en iyi performansı gösterdiği görülmektedir. d_1 parametresi için RA yöntemi, d_2 parametresi için SO yöntemi ve d_3 parametresi için de BM yöntemi en az hatayı üretmiştir. d_1 ve d_2 parametresi için kayıp veri oranının %5 olması durumunda tüm yöntemlerin birbirine yakın düzeyde ve düşük hatalar ürettikleri söylenebilir. Ancak kayıp veri oranının %20 olması durumunda hata miktarları oldukça fazlalaşmaktadır.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerleri değerlendirildiğinde a_1 , a_2 ve d_1 parametreleri için RA yönteminin diğer yöntemlere göre daha iyi performans gösterdiği, d_3 parametresinde BM yönteminin en düşük hatayı ürettiği görülmüştür. d_2 parametresi için ise SO yöntemi daha iyi sonuçlar üretirken, yöntemler arasındaki fark diğer parametrelere göre nispeten daha azdır.

Şekil 20

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 20 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarının madde parametrelerine kıyasla daha düşük olduğu görülmektedir. Veri setinde bulunan kayıpların artmasıyla ortalama RMSE değerleri de artmaktadır. Yetenek parametrelerinin her ikisinde de benzer sonuçlar elde edilmiştir. θ_1 ve θ_2 parametreleri için en iyi performansı BM yöntemi göstermiştir. Elde edilen RMSE değerleri göz önünde bulundurulduğunda RA yönteminin de uygun olduğu söylenebilir. SO yöntemi ise diğer yöntemlere kıyasla daha düşük performansı göstermiştir.

Boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olma durumları karşılaştırıldığında, yöntemlerden elde edilen grafiklerin genel olarak benzer olduğu görülmektedir. ROK mekanizmasında özellikle ayırıcılık parametresi başta olmak üzere madde ve yetenek parametreleri için boyut başına 5 madde olma durumunda yöntemler nispeten daha az hata üretmişlerdir. İEK mekanizmasında ise özellikle yetenek parametresi için BM ve RA yöntemlerinde boyut başına 10 madde olma durumunda daha az hata elde edildiği görülmüştür.

ÇB-GKP modelinden elde edilen sonuçların manidarlığının incelenmesi

Çalışmada farklı durumlardan elde edilen ortalama RMSE değerlerinin anlamlı şekilde farklılaşıp farklılaşmadığını belirlemek amacıyla faktöriyel ANOVA testleri gerçekleştirilmiştir. ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları Tablo 10'da, yetenek parametrelerine ilişkin sonuçlar ise Tablo 11'de verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde

parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları Tablo 12'de, yetenek parametrelerine ilişkin sonuçlar ise Tablo 13'te verilmiştir.

Tablo 10

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

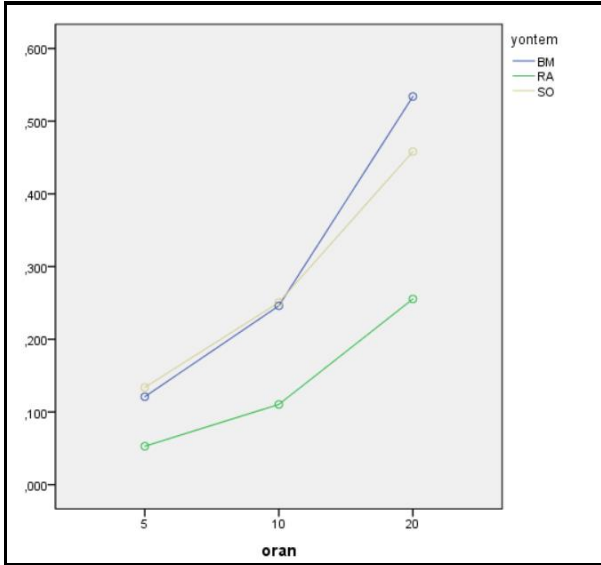
Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	3,563 ^a	26	,137	10,586	,000	,718
Kesişim	7,792	1	7,792	601,989	,000	,848
Mekanizma	,221	2	,111	8,550	,000	,137
Yöntem	,693	2	,347	26,778	,000	,332
Oran	2,306	2	1,153	89,072	,000	,623
Mekanizma*Yöntem	,048	4	,012	,931	,449	,033
Mekanizma*Oran	,085	4	,021	1,647	,168	,058
Yöntem*Oran	,177	4	,044	3,411	,011	,112
Mekanizma*Yöntem*Oran	,032	8	,004	,309	,961	,022
Hata	1,398	108	,013			
Toplam	12,753	135				
Düzeltilmiş Toplam	4,961	134				

^aR kare = ,718 (Düzeltilmiş R kare = ,650)

Tablo 10 incelendiğinde, ortalama RMSE değerlerinin diğer faktörler kontrol altına alındığında mekanizmalara, yöntemlere ve oranlara göre ayrı ayrı anlamlı şekilde farklılaştığı görülmektedir ($p < ,001$). Farklılaşmanın hangi gruplar arasında olduğunu belirlemek amacıyla ikili karşılaştırma testleri gerçekleştirilmiştir. Buna göre, ortalama RMSE değerleri açısından İEK mekanizmasının diğer iki mekanizmadan anlamlı şekilde farklılaştığı görülmüştür. İEK mekanizmasında anlamlı derecede daha yüksek ortalama hata miktarları elde edilmiştir. Yöntemsel açıdan karşılaştırmalar incelendiğinde ise madde parametreleri için RA yönteminin diğer iki yöntemden anlamlı şekilde farklılaştığı görülmüştür. RA yönteminin ortalama hata miktarları BM ve SO yöntemlerinden anlamlı şekilde daha düşüktür. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise yöntem ve oran etkileşiminin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Yöntem ve oran etkileşimine ait grafik Şekil 21'de verilmiştir.

Şekil 21

ÇB-GKP modeli boyut başına 5 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 21 farklı oranlarda yöntemlerin etkilerinin farklılaşabileceğini göstermektedir. Kayıp veri oranı %10'dan %20'ye çıktığında BM yöntemi SO yönteminden daha yüksek hata miktarları üretmektedir.

Tablo 11

ÇB-GKP modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	,063 ^a	26	,002	75,898	,000	,987
Kesişim	,293	1	,293	9253,326	,000	,997
Mekanizma	,001	2	,001	21,707	,000	,617
Yöntem	,014	2	,007	228,218	,000	,944
Oran	,043	2	,022	682,524	,000	,981
Mekanizma*Yöntem	,000	4	6,474E-5	2,043	,116	,232
Mekanizma*Oran	,001	4	,000	4,522	,006	,401
Yöntem*Oran	,003	4	,001	19,907	,000	,747
Mekanizma*Yöntem*Oran	8,137E-5	8	1,017E-5	,321	,951	,087
Hata	,001	27	3,169E-5			
Toplam	,357	54				
Düzeltilmiş Toplam	,063	53				

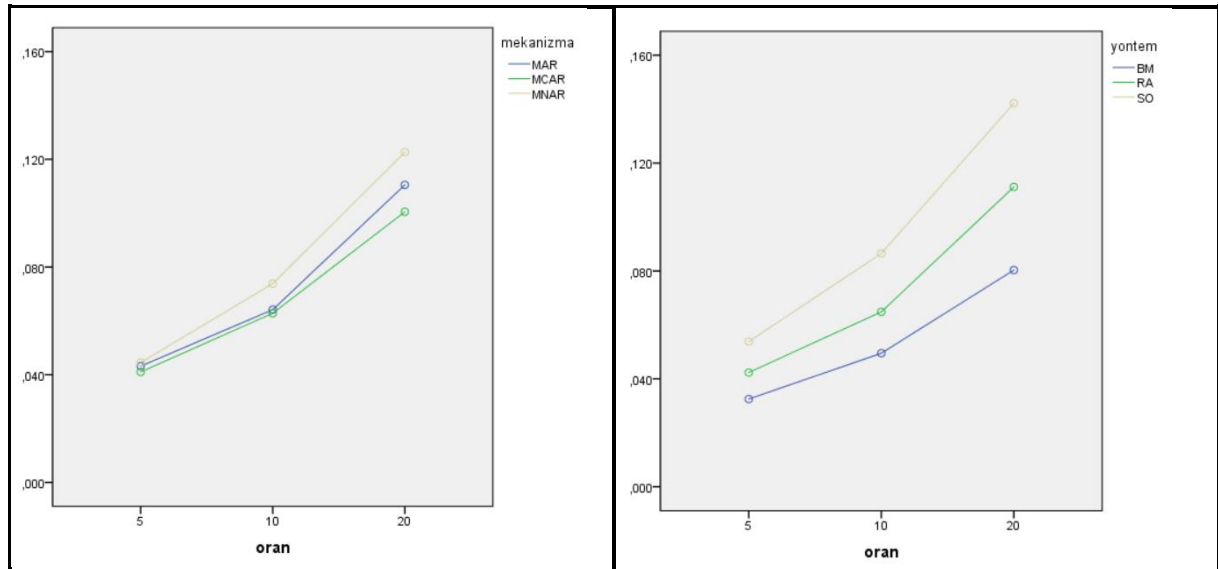
^aR kare = ,987 (Düzeltilmiş R kare = ,974)

Tablo 11 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ait ortalama RMSE değerlerinin diğer faktörler kontrol altına alındığında mekanizma, yöntem ve oranların ana etkilerinin ayrı ayrı anlamlı olduğu görülmektedir ($p < ,001$). İkili karşılaştırma testlerinden elde edilen bulgulara göre, ortalama RMSE değerleri açısından İEK mekanizması diğer iki mekanizmadan anlamlı şekilde farklılaşmaktadır. Buna karşın TROK ve ROK mekanizmaları arasında

manidar bir fark yoktur. İEK mekanizmasında anlamlı derecede daha yüksek ortalama hata miktarları elde edilmiştir. Yöntemsel açıdan karşılaştırmalar incelendiğinde ise tüm yöntem çiftleri arasında anlamlı farklılıklar ortaya çıktığı görülmektedir. Ortalama hata miktarlarının en düşük olduğu yöntem BM'dir. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise mekanizma ve oran ile yöntem ve oran etkileşimlerinin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 22'de verilmiştir.

Şekil 22

ÇB-GKP modeli boyut başına 5 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler



Bu durum farklı oranlarda yöntem etkilerinin farklılaşabileceğini ve mekanizma ve oran düzeylerinde farklı RMSE değerleri elde edilebileceğini göstermektedir. Grafiklerde eğimlerin farklı olması mekanizma ve yöntemlerin basit etkilerinin farklı oran kademelerinde aynı olmadığını göstermektedir.

Tablo 12

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	3,929 ^a	26	,151	13,725	,000	,768

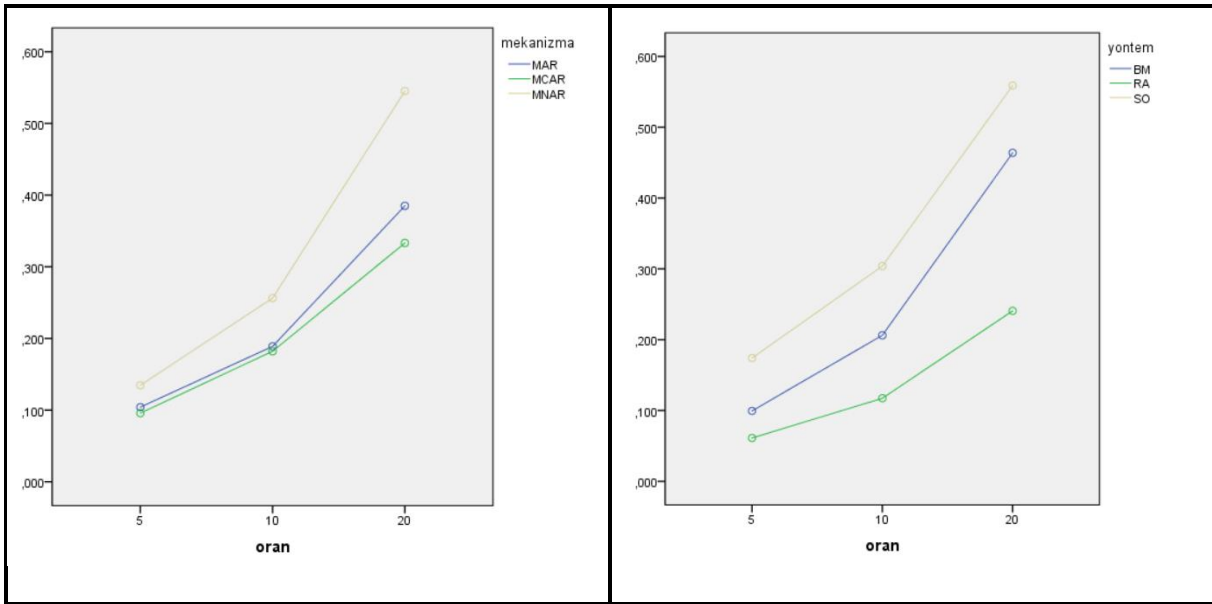
Kesişim	8,255	1	8,255	749,608	,000	,874
Mekanizma	,295	2	,147	13,376	,000	,199
Yöntem	,960	2	,480	43,596	,000	,447
Oran	2,255	2	1,128	102,399	,000	,655
Mekanizma*Yöntem	,057	4	,014	1,287	,280	,045
Mekanizma*Oran	,135	4	,034	3,061	,020	,102
Yöntem*Oran	,201	4	,050	4,566	,002	,145
Mekanizma*Yöntem*Oran	,027	8	,003	,305	,963	,022
Hata	1,189	108	,011			
Toplam	13,373	135				
Düzeltilmiş Toplam	5,119	134				

^aR kare = ,768 (Düzeltilmiş R kare = ,712)

Tablo 12 incelendiğinde, ortalama RMSE değerlerinin mekanizmalara, yöntemlere ve oranlara göre ayrı ayrı anlamlı şekilde farklılaştığı görülmektedir ($p < ,001$). Farklılaşmanın hangi gruplar arasında olduğunu belirlemek amacıyla gerçekleştirilen ikili karşılaştırma testlerinden elde edilen sonuçlara göre, ortalama RMSE değerleri açısından İEK mekanizmasının diğer iki mekanizmadan anlamlı şekilde farklılaştığı görülmüştür. İEK mekanizmasında anlamlı derecede daha yüksek ortalama hata miktarları elde edilmiştir. Yöntemsel açıdan karşılaştırmalar incelendiğinde ise madde parametreleri için tüm yöntemlerin birbirinden anlamlı şekilde farklılaştığı görülmektedir. RA yönteminden elde edilen ortalama hata miktarları BM ve SO yöntemlerinden anlamlı şekilde daha düşüktür. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise mekanizma ve oran etkileşimi ile yöntem ve oran etkileşiminin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 23'te verilmiştir.

Şekil 23

ÇB-GKP modeli boyut başına 10 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler



Bu durum, farklı oranlarda mekanizmaya ait basit etkilerin farklılaştığını, benzer şekilde yöntemlerin etkilerinin de farklı oranlarda manidar şekilde etkileşim bulunduğunu göstermektedir.

Tablo 13

ÇB-GKP modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	,080 ^a	26	,003	317,472	,000	,997
Kesişim	,255	1	,255	26432,862	,000	,999
Mekanizma	,001	2	,001	53,367	,000	,798
Yöntem	,038	2	,019	1985,482	,000	,993
Oran	,035	2	,017	1800,697	,000	,993
Mekanizma*Yöntem	,000	4	9,003E-5	9,331	,000	,580
Mekanizma*Oran	,000	4	9,219E-5	9,556	,000	,586
Yöntem*Oran	,005	4	,001	122,980	,000	,948
Mekanizma*Yöntem*Oran	7,433E-5	8	9,292E-6	,963	,484	,222
Hata	,000	27	9,648E-6			
Toplam	,335	54				
Düzeltilmiş Toplam	,080	53				

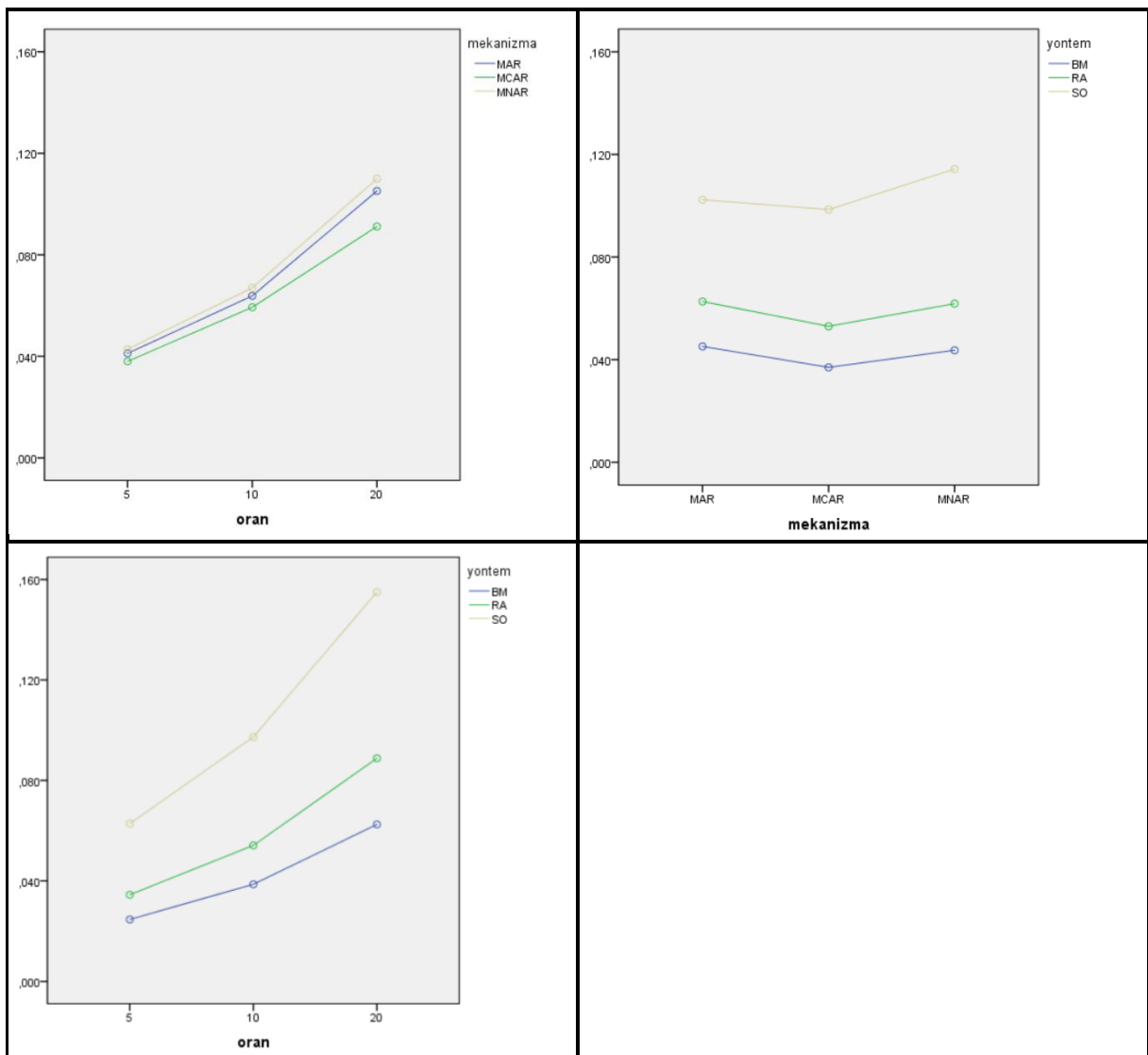
^aR kare = ,997 (Düzeltilmiş R kare = ,994)

Tablo 13 incelendiğinde, mekanizma, yöntem ve oran ana etkilerinin ayrı ayrı manidar olduğu görülmektedir ($p < ,001$). ÇB-GKP modelinden elde edilen önceki sonuçlara benzer şekilde farklılaşma İEK mekanizması aleyhinedir. Yöntemsel olarak farklılaşma incelendiğinde ise yetenek parametreleri için tüm yöntemler arasında manidar farklar

bulunduğu ve BM yönteminin diğer yöntemlerden daha düşük ortalama RMSE ürettiği görülmüştür. Kayıp veri oranlarına ilişkin farklarda ise beklendiği üzere düşük oranlar lehine manidar farklılık bulunmaktadır. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise tüm ikili etkileşimlerin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 24'te verilmiştir.

Şekil 24

ÇB-GKP modeli boyut başına 10 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 24 farklı oranlarda mekanizmaların ve yöntemlerin basit etkilerinin farklılaştığını göstermektedir. Kayıp oranı arttığında mekanizmalar arasındaki ortalamalar arasında fark büyümektedir. Benzer bir durum oran ve yöntem etkileşiminde de görülmektedir.

2. ÇB-AT Modeline İlişkin Bulgular

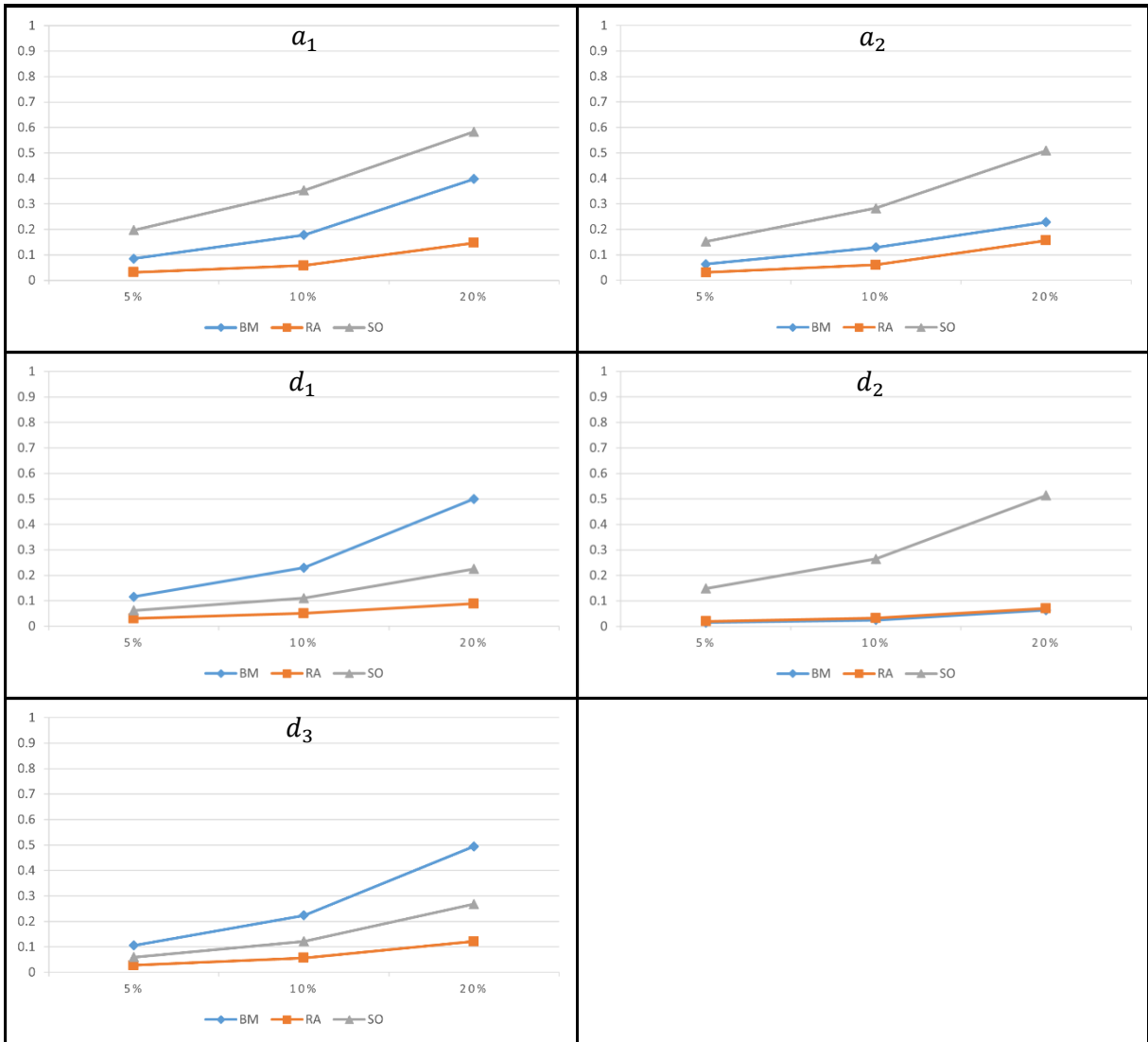
Çoklu puanlanan çok boyutlu MTK modellerinden olan ÇB-AT modeline uygun olarak üretilmiş verilerde TROK, ROK ve İEK mekanizmalarına sahip olacak şekilde kayıplar oluşturulmuş ve farklı yöntemlerle tamamlanmıştır. İki boyutlu yapılardan oluşan verilerde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olması durumları farklı mekanizmalarda incelenmiş ve maddelere ilişkin ortalama RMSE değerleri elde edilmiştir. Bu bölümde farklı koşullardan elde edilen verilerin araştırma sonuçlarına yer verilmiştir.

2.1. TROK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-AT modeline göre üretilmiş verilerden toplam hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde toplam hücre bazında TROK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-AT modeline göre madde ve yetenek parametreleri elde edilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 25'te ve yetenek parametreleri için Şekil 26'da verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 27'de ve yetenek parametreleri için Şekil 28'de verilmiştir.

Şekil 25

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 25 incelendiğinde, veri setlerinde kayıp veri miktarının artmasının elde edilen ortalama RMSE miktarlarını artırdığı görülmektedir. Kayıp verinin varlığında kaybedilen bilginin de artması parametrelerden elde edilen ortalama RMSE miktarlarını da artırmaktadır. Düşük kayıp oranlarında yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının birbirine yakın olduğu görülmektedir.

Ayırıcılık parametreleri incelendiğinde, her iki parametre için de benzer sonuçlar elde edildiği görülmektedir. a_1 ve a_2 parametreleri için SO yöntemi en yüksek ortalama RMSE değerlerini üretmiştir. Tüm kayıp veri oranlarında en iyi performans gösteren yöntemin ise RA olduğu görülmektedir. Özellikle %5 ve %10 kayıp durumlarında bu RA yönteminden düşük hata miktarları elde edilmiştir. Özellikle a_2 parametresi için de BM

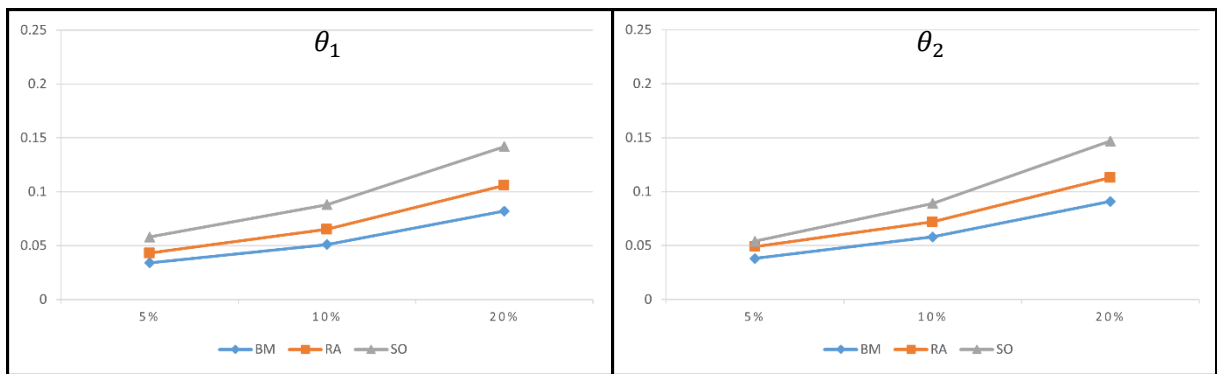
yöntemin en iyi performansı sergileyen RA yöntemine nispeten yakın sonuçlar ürettiği de söylenebilir. Kayıp veri miktarının artışına karşın hata miktarlarında en az değişimi gösteren yöntemin de RA olduğu söylenebilir. SO yönteminin ise özellikle %20 kayıp durumunda oldukça fazla hata ürettiği görülmüştür.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, d_1 ve d_3 parametresinden elde edilen sonuçların birbirine benzer olduğu görülmektedir. Bu parametreler için en az hata RA yönteminden elde edilmiştir. d_2 parametresine ilişkin değerler incelendiğinde ise diğer madde parametrelerinden farklı olarak, özellikle RA ve BM yöntemlerinden oldukça düşük ortalama RMSE değerleri elde edildiği görülmektedir. Bu yöntemler neredeyse aynı ve oldukça düşük sonuçlar üretmiş ancak SO yöntemi bu iki yönteme kıyasla oldukça fazla RMSE üretmiştir.

Tüm madde parametreleri değerlendirildiğinde, tüm kayıp oranlarında en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 26

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri

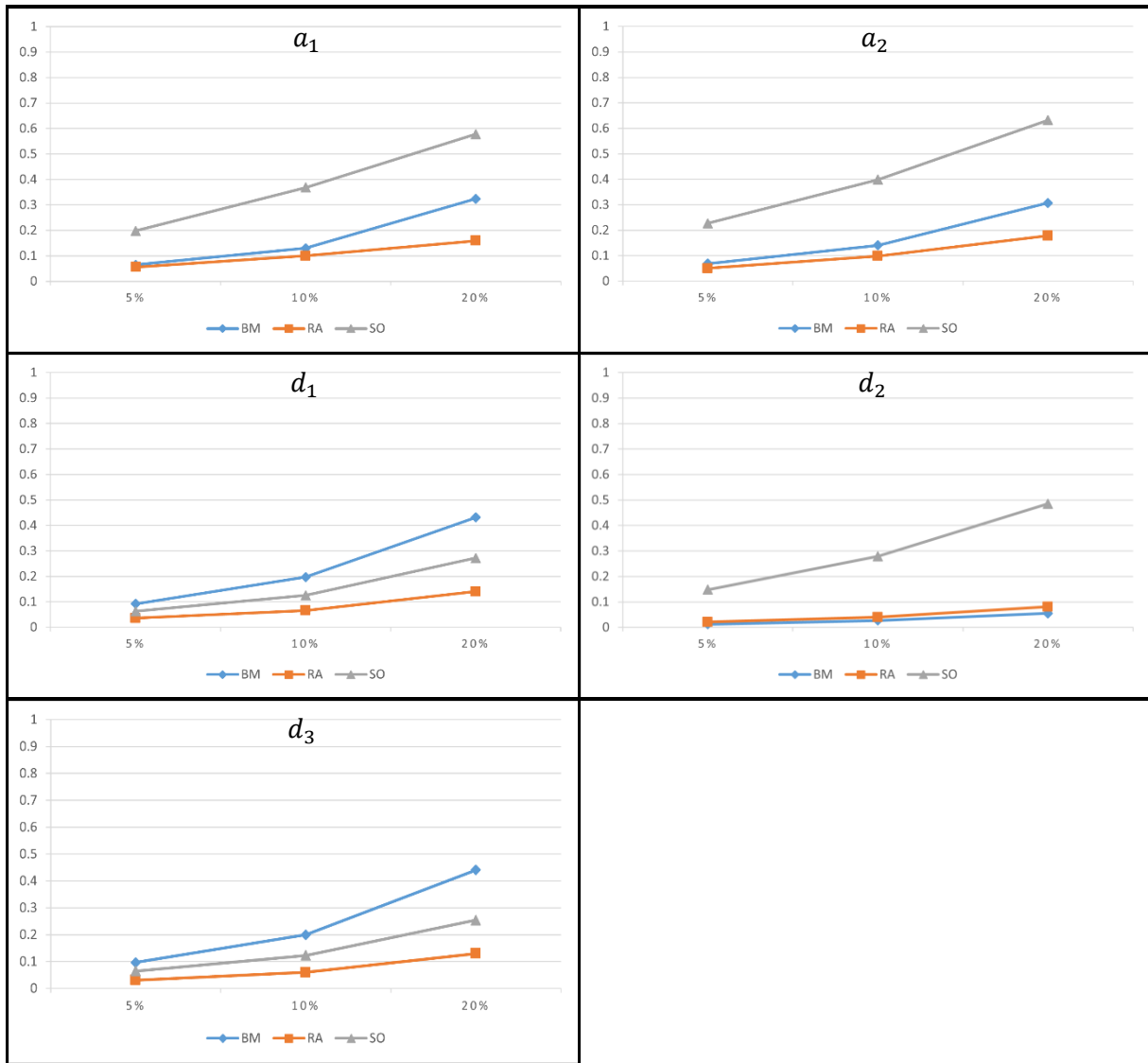


Şekil 26 incelendiğinde, her iki yetenek parametresi için de tüm kayıp veri yöntemleri düşük RMSE değerleri üretmiştir. Kayıp verinin artması kayıp bilginin de artmasına dolayısıyla tüm yöntemlerden elde edilen RMSE değerinin de artmasına yol açmaktadır.

θ_1 ve θ_2 yetenek parametrelerinin geri kazanımında en düşük ortalama RMSE değerlerini üreten yöntemin BM olduğu görülmektedir. En yüksek hata miktarları ise SO yönteminden elde edilmiştir.

Şekil 27

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 27 incelendiğinde, ilk olarak kayıp veri miktarının artmasının elde edilen ortalama RMSE miktarlarını da artırdığı görülmektedir.

a_1 ve a_2 ayırıcılık parametrelerine ilişkin grafikler her iki parametreden elde edilen sonuçların oldukça benzer olduğunu göstermektedir. En düşük hata miktarları RA

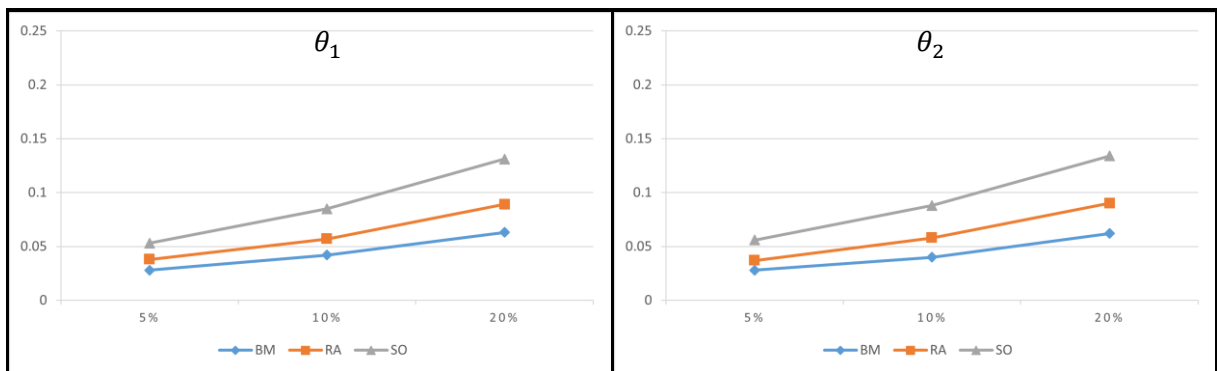
yönteminden elde edilmiştir. Tüm kayıp veri oranlarında diğer yöntemlere göre daha hatasız sonuçlar üretmiştir. Ayrıca belirli koşullarda BM yönteminden de düşük sonuçlar elde edilmiştir. Özellikle %5 ve %10 kayıp olma durumlarında her iki parametre için de en düşük sonuçlar üreten RA yöntemine oldukça yakın değerler ortaya çıkmıştır. SO yöntemi ise ayırıcılık parametreleri için diğer yöntemlere kıyasla daha kötü performans sergilemiştir.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, d_1 ve d_3 parametrelerinden benzer sonuçlar elde edilmesine karşın d_2 parametresinde farklı bir sonuç ortaya çıkmıştır. d_1 ve d_3 için en az hata üreten yöntem ayırıcılık parametrelerinde olduğu gibi RA yöntemi olmuştur. Bu parametreler için en kötü performansı ise BM yöntemi sergilemiştir. d_2 parametresi için ise BM ve RA yöntemleri oldukça düşük hatalar üretmiş ve en iyi performansı sergilemiştir. SO yönteminden bu parametre için çok yüksek RMSE değerleri elde edilmiştir. Kategori sınır kesişim parametrelerinde genel olarak %5 kayıp veri olması durumunda yöntemlerden yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Tüm madde parametreleri birlikte değerlendirildiğinde boyut başına 10 madde olması durumu için parametre geri kazanımında en az hata ile kestirim yapan yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 28

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda TROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 28, yetenek parametrelerine ilişkin hata miktarlarının, boyut başına 5 madde olması durumuna benzer şekilde, tüm yöntemlerde düşük olduğunu göstermektedir.

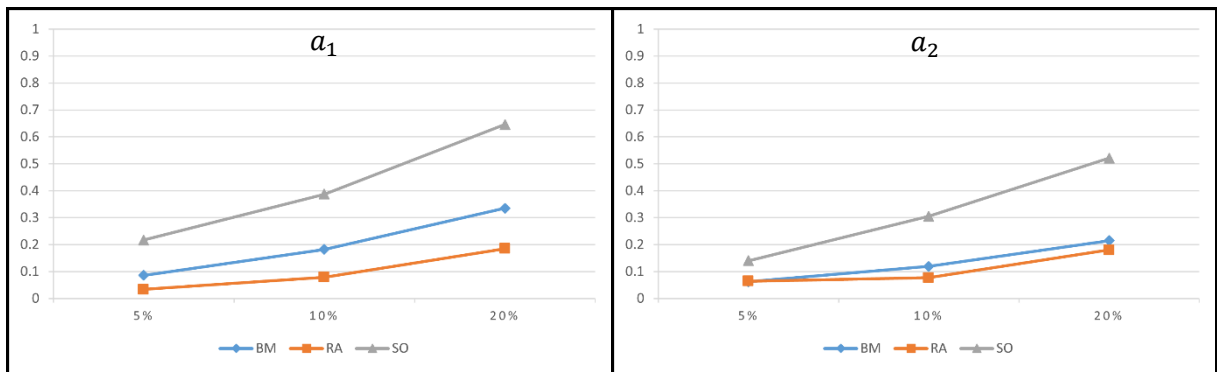
Verilerdeki kayıpların artması beklendiği üzere hata miktarlarını da artırmaktadır. Her iki yetenek parametresinden elde edilen hatalar göz önünde bulundurulduğunda BM yöntemi en iyi performansı sergilemiştir. SO yöntemi diğer yöntemlerden daha yüksek hata üretmiştir.

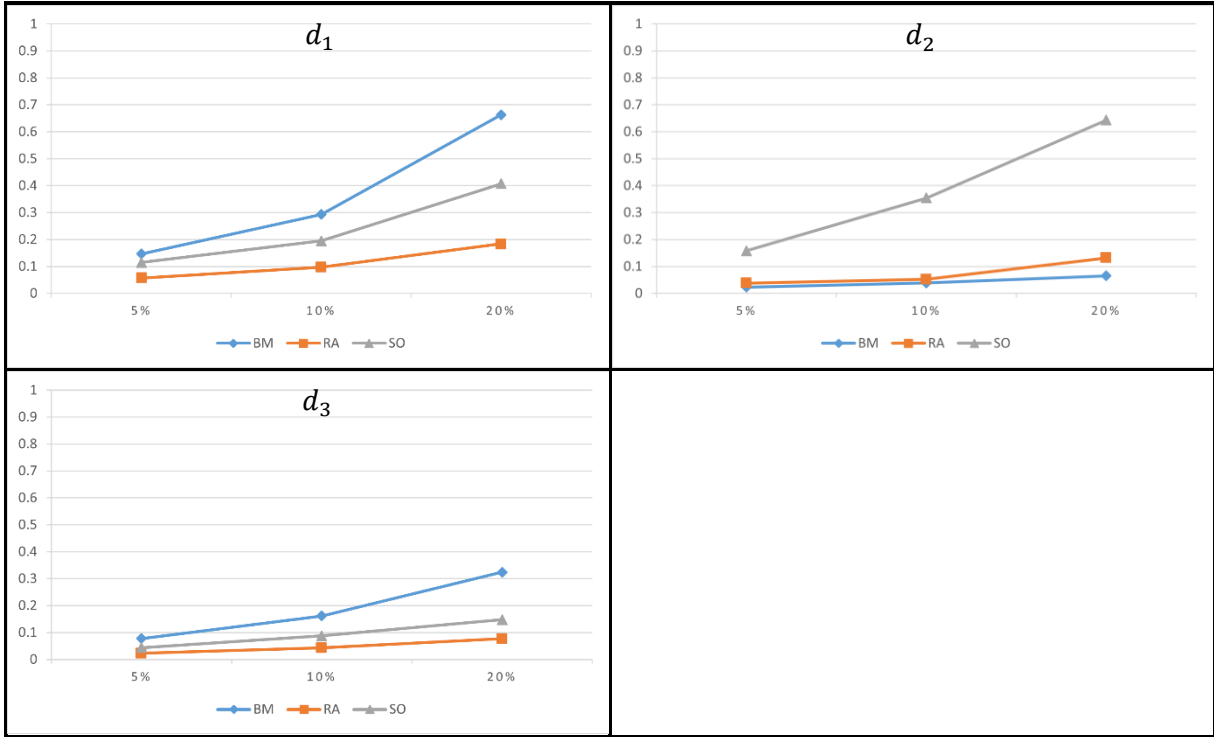
2.2. ROK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-AT modeline göre üretilmiş verilerden hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde madde bazında ROK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-AT modeline göre madde ve yetenek parametreleri elde edilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 29'da ve yetenek parametreleri için Şekil 30'da verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 31'de ve yetenek parametreleri için Şekil 32'de verilmiştir.

Şekil 29

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri





Şekil 29 incelendiğinde, kayıp veri miktarının artmasıyla birlikte bazı parametreler için daha az miktarda olmakla birlikte genel olarak parametrelere ilişkin ortalama RMSE miktarlarının da görülmektedir. Veri setinde daha düşük miktarda kayıp olması durumunda genellikle yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının yakın olduğu söylenebilir.

Her iki boyuta ilişkin ayırıcılık parametreleri incelendiğinde, a_1 parametresi için yöntemlerden daha yüksek RMSE değerleri elde edildiği görülmektedir. Her iki ayırıcılık parametresi için elde edilen ortalama RMSE değerleri incelendiğinde RA yönteminin diğer yöntemlere göre daha iyi performans sergilediği görülmektedir. a_2 parametresinin geri kazanımında BM yöntemi RA yöntemine oldukça yakın sonuçlar üretmiştir. SO yöntemi ile tamamlanan veri setinden elde edilen parametrelerin hata miktarları ise diğer yöntemlerden oldukça fazladır.

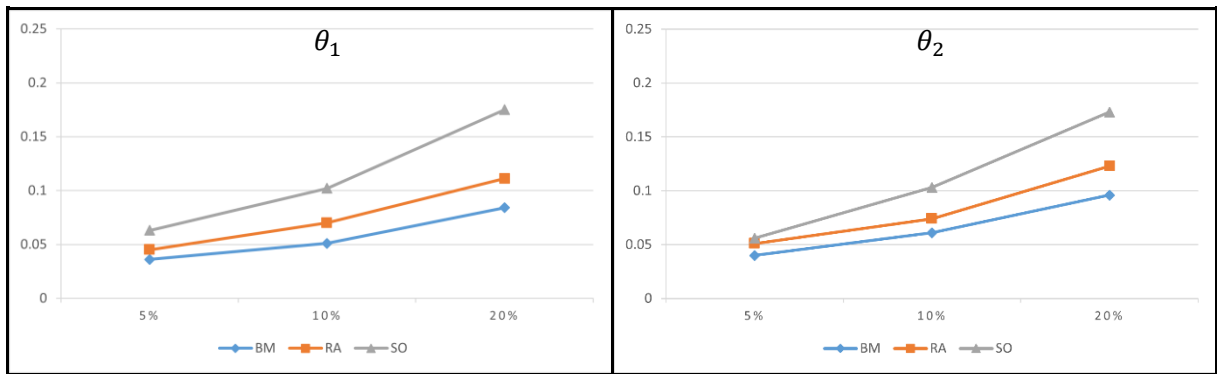
Kategori sınır kesişim parametreleri için ise bazı farklılıklar söz konusudur. d_1 ve d_3 parametreleri için yöntemlerin hata miktarları sıralamaları aynı olmasına karşın d_1 parametresinde yöntemler d_3 parametresine göre çok daha fazla ortalama RMSE üretmişlerdir. Bu iki parametre için de en iyi performansı RA yöntemi gösterirken en kötü performansı ise BM yöntemi sergilemiştir. d_2 parametresi incelendiğinde ise en iyi

performansı BM yöntemi göstermesine rağmen RA ve BM yöntemlerinin oldukça düşük ve çok yakın sonuçlar ürettiği görülmektedir. Bu parametre için SO yöntemi ise çok yüksek RMSE değeri üretmiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin genel olarak değerlendirildiğinde ise tüm parametreler için düşük hata miktarları üreterek en uygun performans gösteren yöntemin RA olduğu söylenebilir.

Şekil 30

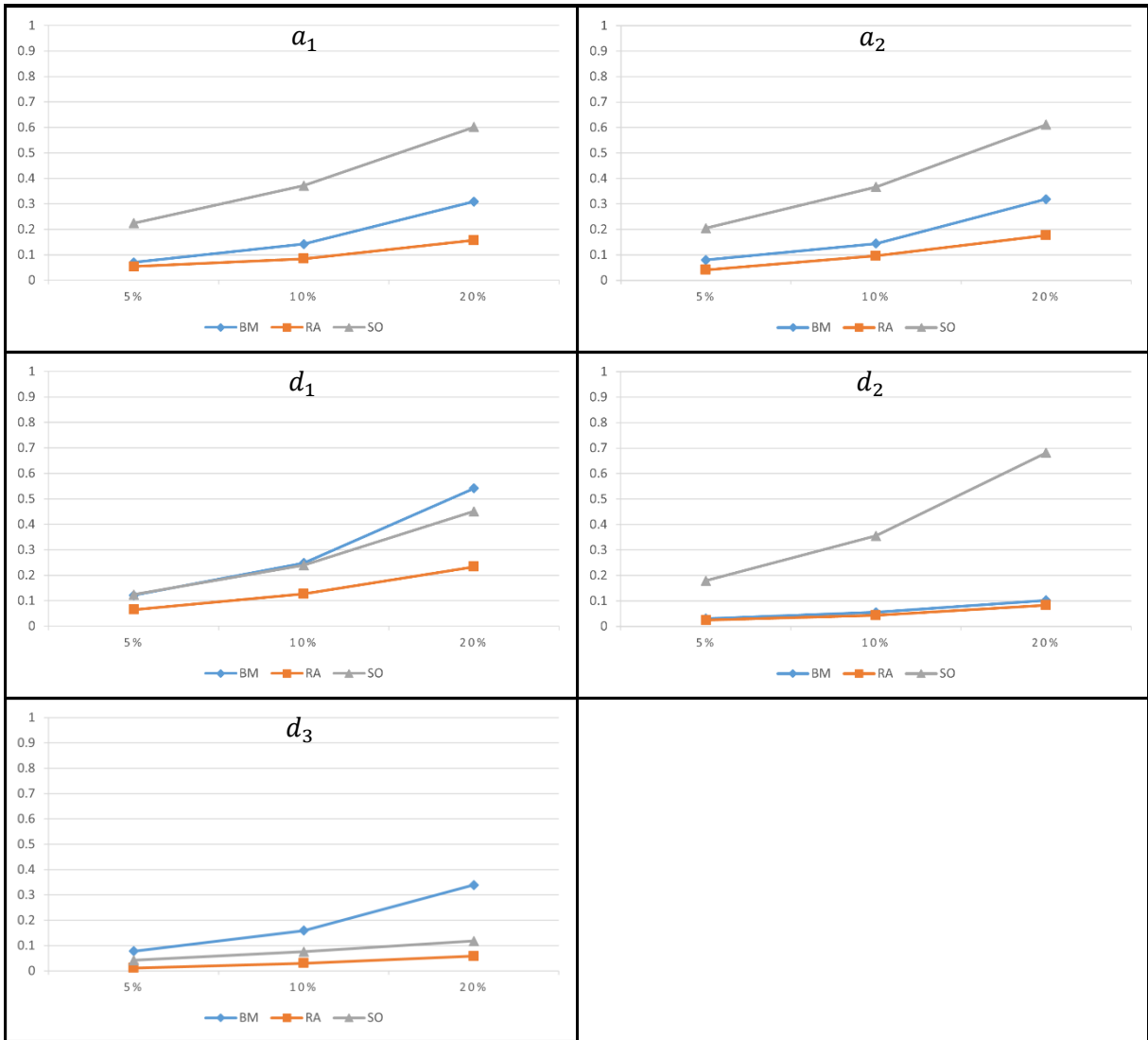
ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 30 incelendiğinde, yetenek parametreleri için tüm yöntemlerin nispeten düşük hata ürettikleri görülmektedir. Farklı koşullardaki tüm parametrelerde olduğu gibi kayıp veri oranının yükselmesi ortalama RMSE değerlerini artırmaktadır. θ_1 ve θ_2 parametreleri için elde edilen sonuçların neredeyse birbirinin aynısı olduğu söylenebilir. Her iki parametre için de en düşük hatayı BM yöntemi, en yüksek hatayı ise SO üretmiştir. Ancak yine de tüm yöntemlerden elde edilen hata miktarlarının düşük olduğu göz önünde bulundurulmalıdır.

Şekil 31

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 31 incelendiğinde, kayıp verilerle birlikte kaybolan bilgiyle ilişkili olarak veri setindeki kayıp veri miktarının artmasıyla kestirimlerden elde edilen ortalama RMSE'nin de arttığı görülmektedir.

a_1 ve a_2 ayırıcılık parametrelerinden elde edilen bulgular birbirine oldukça benzerdir. Boyut başına 5 madde olması durumuna benzer şekilde, her iki ayırıcılık parametresi için en iyi performansı RA yöntemi en kötü performansı ise SO yöntemi sergilemiştir. BM yöntemi de nispeten RA yöntemine daha yakın sonuçlar üretmiştir. Ayrıca RA yönteminin diğer yöntemlere kıyasla kayıp veri miktarındaki değişime daha dirençli olduğu söylenebilir.

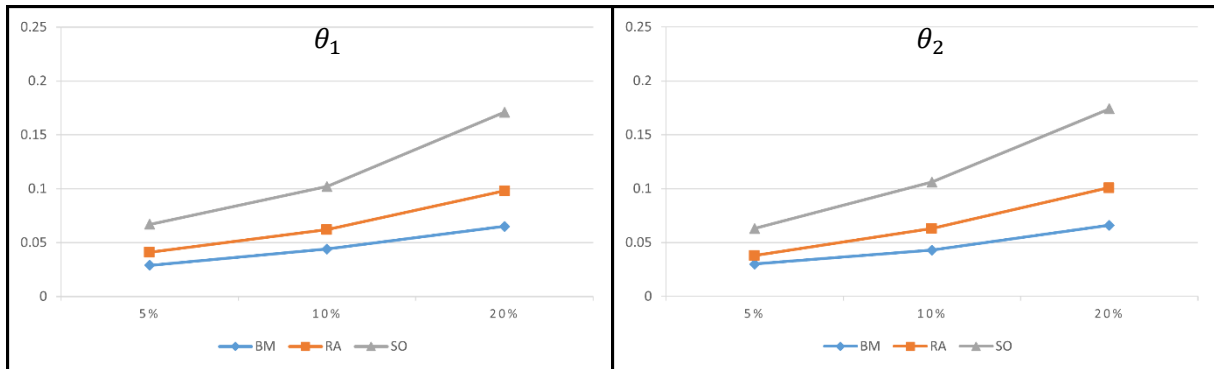
Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise tüm parametreler için en az hata üreten yöntemin RA olduğu görülmektedir. d_2 parametresi için tüm kayıp veri

oranlarında RA ve BM yöntemleri neredeyse aynı hata miktarlarını üretmiştir. Dikkat çeken bir husus tüm parametreler içinde diğer yöntemlerden en büyük ayrışmayı ve en büyük ortalama RMSE miktarını d_2 parametresinde SO yönteminin ürettiğidir. d_3 parametresi için ise tüm yöntemlerin nispeten daha yakın sonuçlar ürettiği söylenebilir. d_1 ve d_3 parametresinde en yüksek RMSE miktarlarını üreterek en kötü performansı BM yöntemi göstermiştir. En iyi performansı ve kayıp veri miktarının değişimine en yüksek direnci ise boyut başına 5 madde olması durumundakine benzer şekilde RA yöntemi göstermiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerleri incelendiğinde RA yönteminin tüm parametrelerde en az hata ile kestirim yapan yöntem olduğu söylenebilir.

Şekil 32

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda ROK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



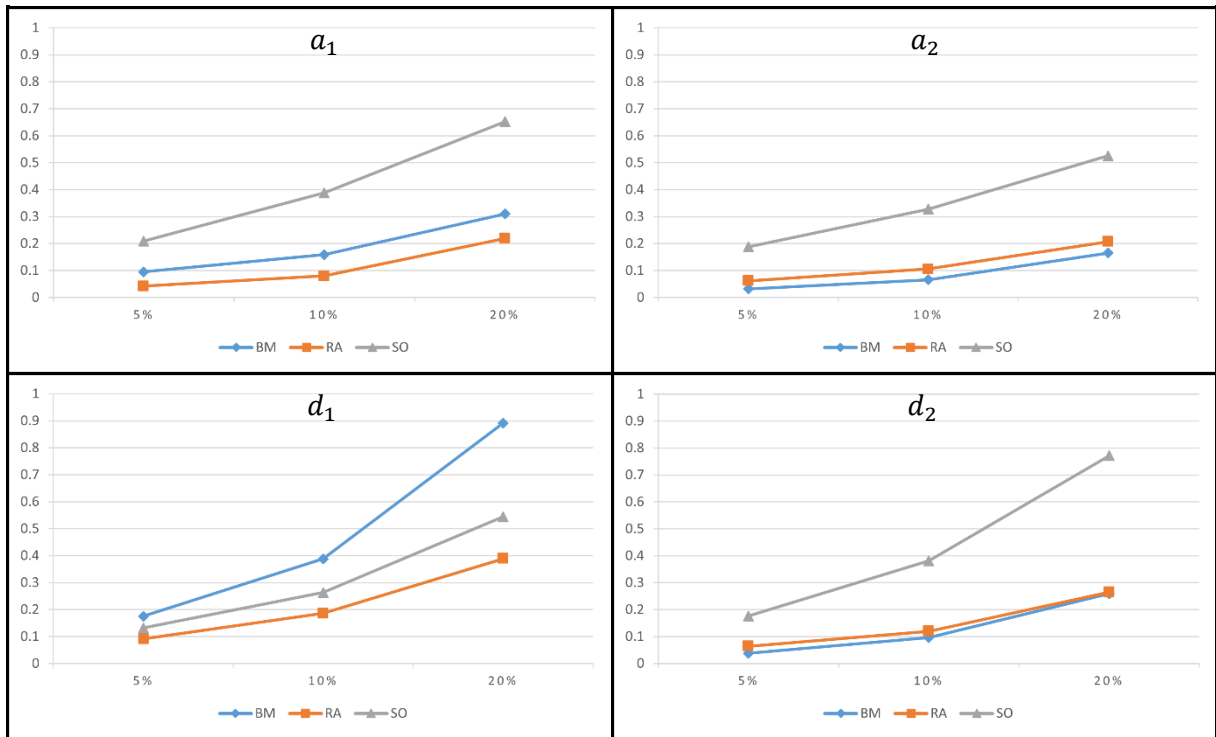
Şekil 32 incelendiğinde, önceki koşullardan elde edilen bulgulara benzer bulgular elde edildiği söylenebilir. Yetenek parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarları tüm yöntemlerde genel olarak düşüktür. Veri setindeki kayıp veri oranlarının artması RMSE miktarlarını da artırmaktadır. θ_1 ve θ_2 yetenek parametrelerinin geri kazanımına ilişkin en uygun yöntemin BM olduğu görülmektedir. Her iki parametre için de diğer yöntemlerden daha düşük RMSE üretmesine karşın, tüm yöntemlerden elde edilen RMSE miktarlarının genel olarak düşük düzeyde olduğu da göz önünde bulundurulmalıdır. SO yöntemi ise yöntemler arasında en düşük performansı göstermiştir.

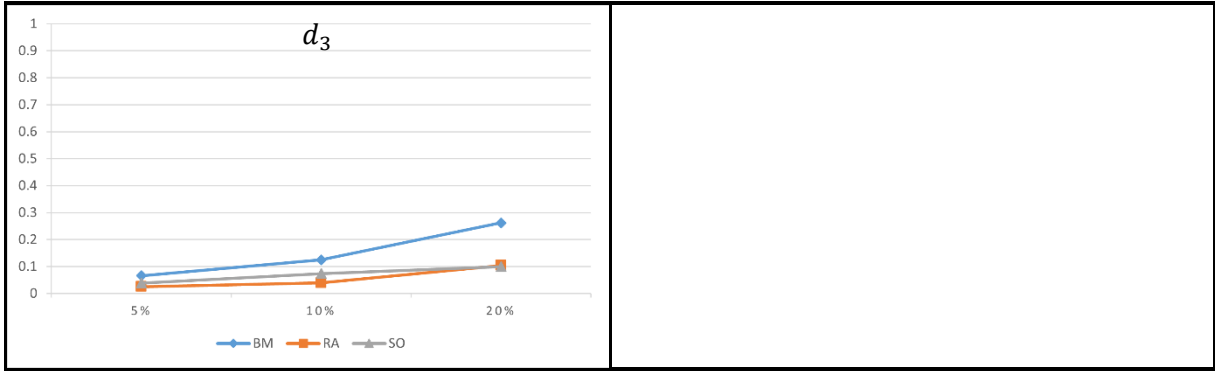
2.3. İEK mekanizmasından elde edilen bulgular

ÇB-AT modeline göre üretilmiş verilerden hücre sayısının %5'i, %10'u ve %20'si olacak şekilde madde bazında İEK mekanizmasına göre oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleriyle tamamlanmış ve tamamlanan veri setlerinden ÇB-AT modeline göre madde ve yetenek parametreleri elde edilmiştir. Elde edilen parametreler referans verilerle karşılaştırılarak RMSE değerleri hesaplanmıştır. Boyut başına 5 madde olması durumunda elde edilen RMSE değerleri madde parametreleri için Şekil 33'te ve yetenek parametreleri için Şekil 34'te verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumunda ise madde parametreleri için Şekil 35'te ve yetenek parametreleri için Şekil 36'da verilmiştir.

Şekil 33

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri





Şekil 33 incelendiğinde, kayıp veri miktarının artması ile madde parametrelerine ilişkin ortalama hata miktarlarının da arttığı görülmektedir. Kayıp veri miktarının az olduğu durumlarda parametrelere ilişkin elde edilen hata miktarlarının yakın olduğu söylenebilir. Ayrıca, TROK ve ROK mekanizmasına kıyasla bazı parametrelerin geri kazanımında yöntemlerden elde edilen hata miktarları oldukça fazladır.

Ayırıcılık parametrelerine ilişkin sonuçlar incelendiğinde, a_1 ve a_2 parametresi için en kötü performansı gösteren yöntem aynı olmasına karşın, en iyi performansı gösteren yöntem değişiklik göstermektedir. a_1 parametresi için en düşük ortalama RMSE üreten yöntem RA iken a_2 parametresi için BM yönteminden en düşük hata elde edilmiştir. Yine de her iki ayırıcılık parametresi için elde edilen RMSE miktarlarının birbirine yakın oldukları söylenebilir. Özellikle %5 ve %10 kayıp oranlarında her iki yöntemden de düşük değerler gözlenmiştir. Her iki durumda da yüksek hata üreterek en düşük performansı SO yöntemi göstermiştir.

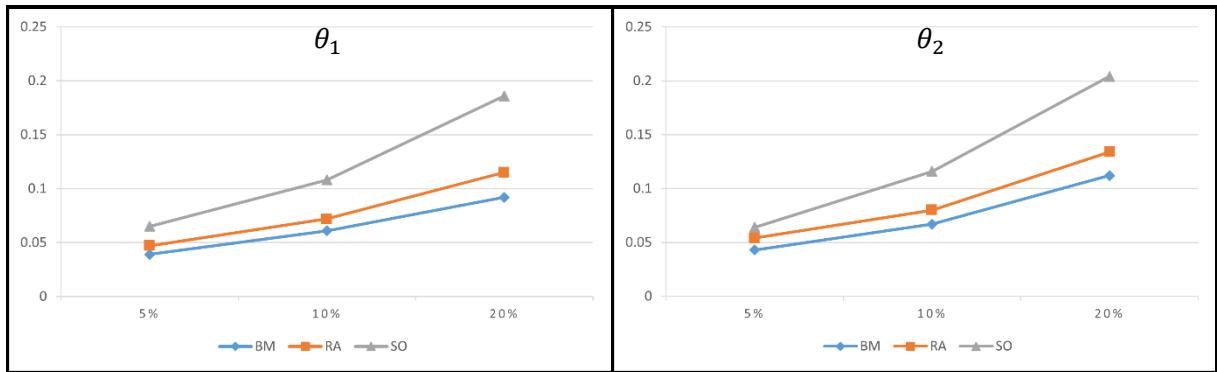
Kategori sınır kesişim parametreleri için elde edilen sonuçlar incelendiğinde ise farklı sonuçlar elde edildiği görülmüştür. d_1 parametresi için RA en iyi performansı göstermesine rağmen elde edilen hata miktarları diğer parametrelere göre oldukça yüksektir. Özellikle %20 kayıp olma durumunda her üç yöntemden de yüksek miktarda RMSE değerleri elde edilmiştir. BM yöntemi diğer kategori sınır kesişim parametrelerinden farklı olarak d_1 parametresi için çok kötü sonuçlar üretmiştir. d_2 parametresi için ise BM ve RA yöntemleri oldukça düşük ve birbirlerine yakın hata değerleri üretmiştir. d_2 parametresinde de SO yöntemi diğer yöntemlerden oldukça ayrılarak çok fazla hata üretmiş ve en kötü

performansı sergilemiştir. d_3 parametresi nispeten daha düşük hataların elde edildiği ve yöntemler arasındaki farklılaşmaların daha az olduğu bir parametre olarak karşımıza çıkmaktadır. RA ve SO yöntemleri en iyi performansı gösteren yöntemler olarak söylenebilir. %5 ve %10 kayıp içeren durumlarda her üç yöntem de düşük RMSE değerleri üretmiştir ancak BM yönteminde kayıp miktarının artmasıyla birlikte daha yüksek hata miktarları gözlenmiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerlerinin geneli değerlendirildiğinde madde parametreleri için RA ve BM yöntemlerinin nispeten daha az hata ile kestirim yaptığı söylenebilir. Diğer kayıp veri mekanizmalarından farklı olarak İEK mekanizmasında yöntemlerden elde edilen hata miktarları ve yöntemler arasındaki farkların fazla olduğu görülmüştür.

Şekil 34

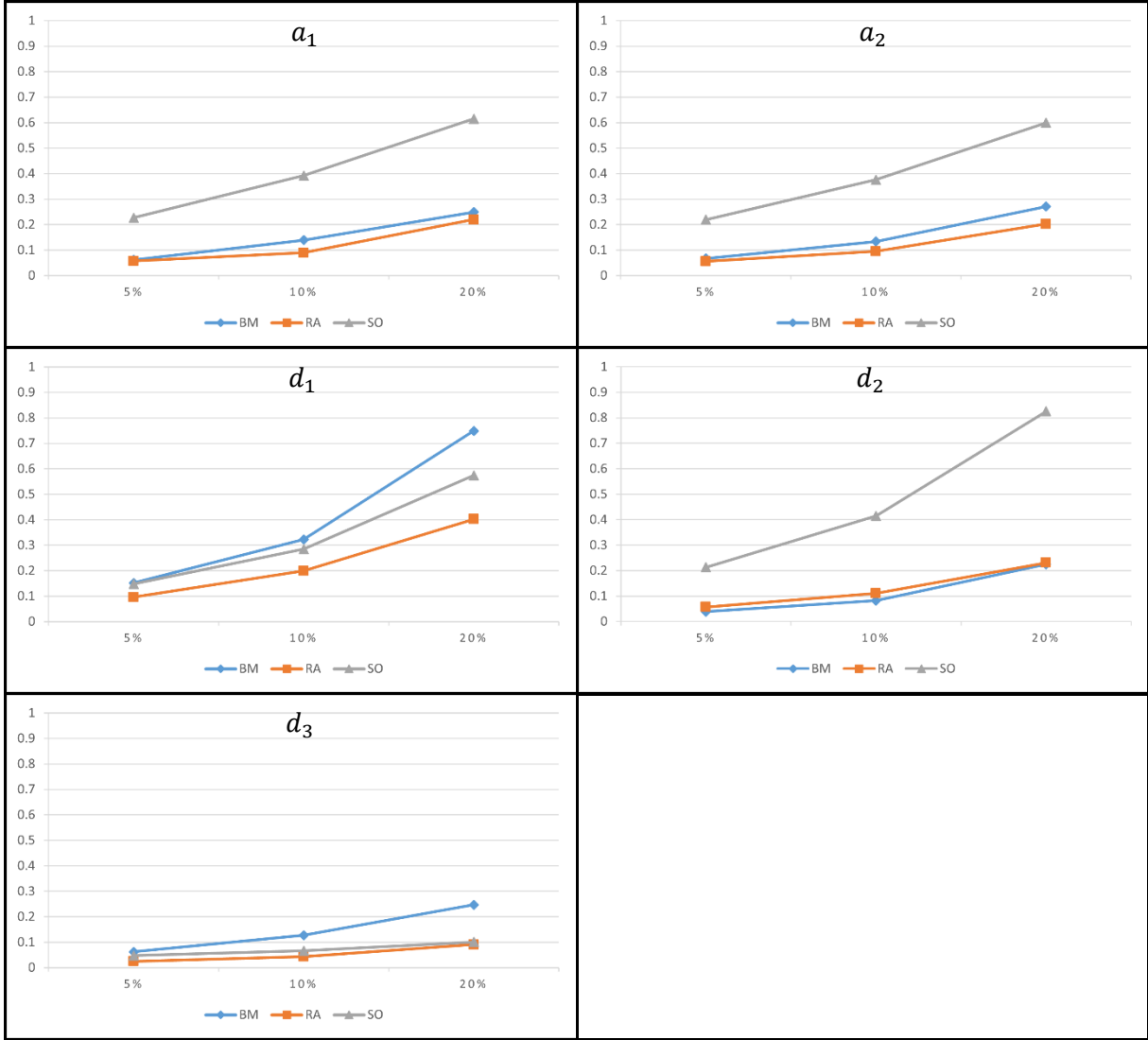
ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 34 incelendiğinde, yöntemlerden elde edilen RMSE değerlerinin nispeten düşük olduğu görülmektedir. Ancak yine de yetenek parametreleri için en yüksek hata miktarları İEK mekanizmasına sahip koşulda ortaya çıkmıştır. Diğer koşullara benzer şekilde kayıp veri oranının artmasının yöntemlerden elde edilen hata miktarlarını da artırdığı gözlenmiştir. θ_1 ve θ_2 için en düşük hata BM yönteminden, en yüksek hata ise SO yönteminden elde edilmiştir.

Şekil 35

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen madde parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 35 incelendiğinde, veri setlerindeki kayıp veri miktarının artmasıyla birlikte madde parametrelerine ilişkin ortalama RMSE miktarlarının da arttığı görülmektedir. Ancak a_1 , a_2 ve d_3 parametrelerinin diğer parametrelere göre kayıp veri miktarının artmasına daha dirençli olduğu söylenebilir.

Ayırıcılık parametrelerine ilişkin yöntemlerin etkililiği ve elde edilen hata miktarları açısından neredeyse aynı sonuçlar elde edilmiştir. Yöntemler arasında tüm kayıp veri oranlarında en az hata üreten yöntem RA'dır. En kötü performansı ise SO yöntemi

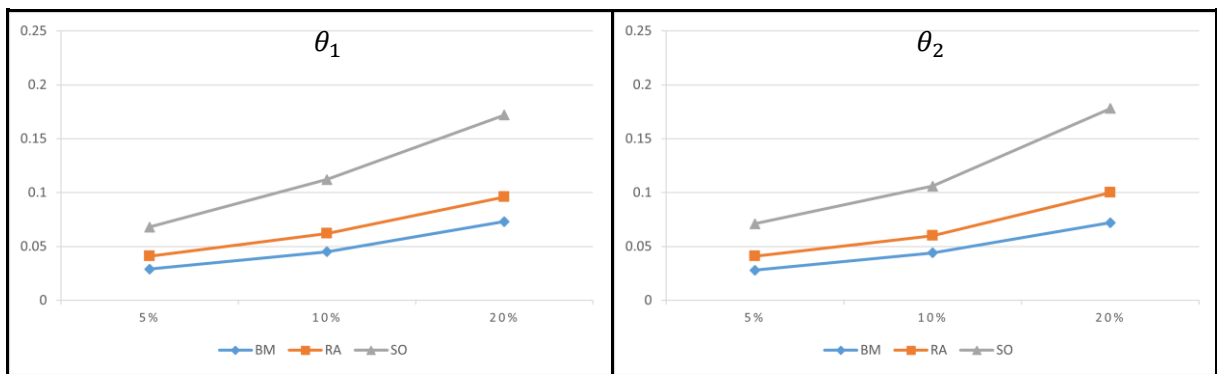
sergilemiştir. Ancak BM yöntemi de tüm kayıp veri durumlarında RA yöntemine oldukça yakın RMSE değerleri üretmiştir.

Kategori sınır kesişim parametreleri incelendiğinde ise, boyut başına 5 madde içeren koşuldan elde edilen sonuçlara benzer sonuçların elde edildiği görülmektedir. d_1 parametresi için diğer yöntemlere kıyasla RA yöntemi daha iyi performans sergilemiştir ancak özellikle veri setinin %10 ve %20 kayıp içermesi durumlarında elde edilen ortalama RMSE değerleri nispeten yüksektir. BM yöntemi ise diğer yöntemlerden daha kötü sonuçlar üretmiştir. d_2 parametresi için ise BM ve RA yöntemlerinden elde edilen RMSE miktarları SO yönteminden elde edilen RMSE miktarlarına kıyasla oldukça düşüktür. d_3 parametresinde ise her üç yöntemden düşük hata miktarları ile karşılaşılmıştır. RA ve SO yöntemleri en iyi performansı göstermiştir.

Madde parametrelerinden elde edilen ortalama RMSE değerleri genel olarak değerlendirildiğinde RA yönteminin tüm madde parametreleri için iyi bir performans sergilediği söylenebilir.

Şekil 36

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olması durumunda İEK mekanizmasına sahip verilerden elde edilen yetenek parametrelerine ilişkin RMSE değerleri



Şekil 36 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ilişkin hata miktarlarının madde parametrelerine kıyasla daha düşük olduğu görülmektedir. Veri setinde bulunan kayıpların artması ortalama RMSE değerlerini de artırmaktadır. θ_1 ve θ_2 parametreleri için benzer sonuçlar elde edilmiştir. Yetenek parametreleri için en iyi performansı BM yöntemi

göstermesine karşın, elde edilen hata miktarları göz önünde bulundurulduğunda RA yönteminin de uygun olduğu söylenebilir. SO yöntemi ise diğer yöntemlere kıyasla en yüksek hata miktarlarını üretmiştir.

Boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde olma durumları karşılaştırıldığında, yöntemlerden elde edilen grafikler genel olarak benzer olduğu, TROK mekanizmasında yetenek parametreleri için boyut başına 5 madde olma durumunda yöntemlerden nispeten daha az hata elde edildiği görülmektedir. ROK mekanizmasında ise özellikle BM ve RA yöntemleri bağlamında boyut başına 10 madde olma durumunda daha az hata elde edilmiştir. Madde parametrelerinden elde edilen grafiklerin benzer olduğu söylenebilir. İEK mekanizmasında ise özellikle ayırıcılık parametresi için BM ve RA yöntemlerinin hata grafiklerinde farklılık görülmüştür. a_2 parametresi için boyut başına 5 madde olma durumunda BM en düşük hatayı üretirken boyut başına 10 madde olma durumunda RA daha az hata üretmiştir.

ÇB-AT modelinden elde edilen sonuçların manidarlığının incelenmesi

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları Tablo 14'te, yetenek parametrelerine ilişkin sonuçlar ise Tablo 15'te verilmiştir. Boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları Tablo 16'da, yetenek parametrelerine ilişkin sonuçlar ise Tablo 17'de verilmiştir.

Tablo 14

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	2,472 ^a	26	,095	6,171	,000	,598
Kesişim	5,036	1	5,036	326,925	,000	,752
Mekanizma	,055	2	,028	1,797	,171	,032
Yöntem	,838	2	,419	27,199	,000	,335
Oran	1,370	2	,685	44,454	,000	,452
Mekanizma*Yöntem	,013	4	,003	,204	,936	,008
Mekanizma*Oran	,020	4	,005	,323	,862	,012
Yöntem*Oran	,172	4	,043	2,795	,030	,094
Mekanizma*Yöntem*Oran	,004	8	,001	,033	1,000	,002

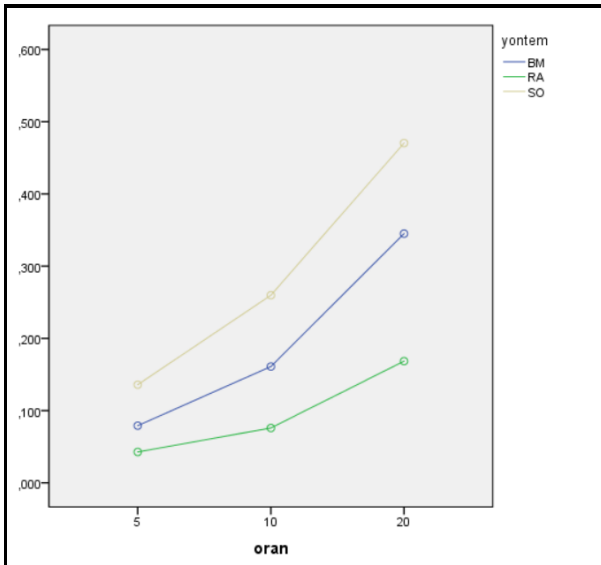
Hata	1,664	108	,015
Toplam	9,171	135	
Düzeltilmiş Toplam	4,135	134	

^aR kare = ,598 (Düzeltilmiş R kare = ,501)

Tablo 14 incelendiğinde, ortalama RMSE değerlerinin diğer faktörler kontrol altına alındığında yöntem ve orana göre ayrı ayrı anlamlı şekilde farklılaştığı görülmektedir ($p < ,001$). Mekanizmaya ilişkin ana etki manidar bulunmamıştır. Yöntem ve oranlara ilişkin gerçekleştirilen ikili karşılaştırma testlerine göre, ortalama RMSE değerleri açısından tüm kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin birbirinden anlamlı şekilde farklılaştığı görülmüştür. Ortalama RMSE değerleri incelendiğinde farkın RA yöntemi lehine olduğu ve daha az hata ürettiği görülmüştür. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise yöntem ve oran etkileşiminin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 37'de verilmiştir.

Şekil 37

ÇB-AT modeli boyut başına 5 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 37 incelendiğinde farklı oranlarda yöntemlere ait basit etkilerin farklılaştığı, yüksek oranlarda kayıp veri durumunda yöntemler arasında daha fazla fark ortaya çıktığı görülmektedir.

Tablo 15

ÇB-AT modelinde boyut başına 5 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin

ANOVA sonuçları

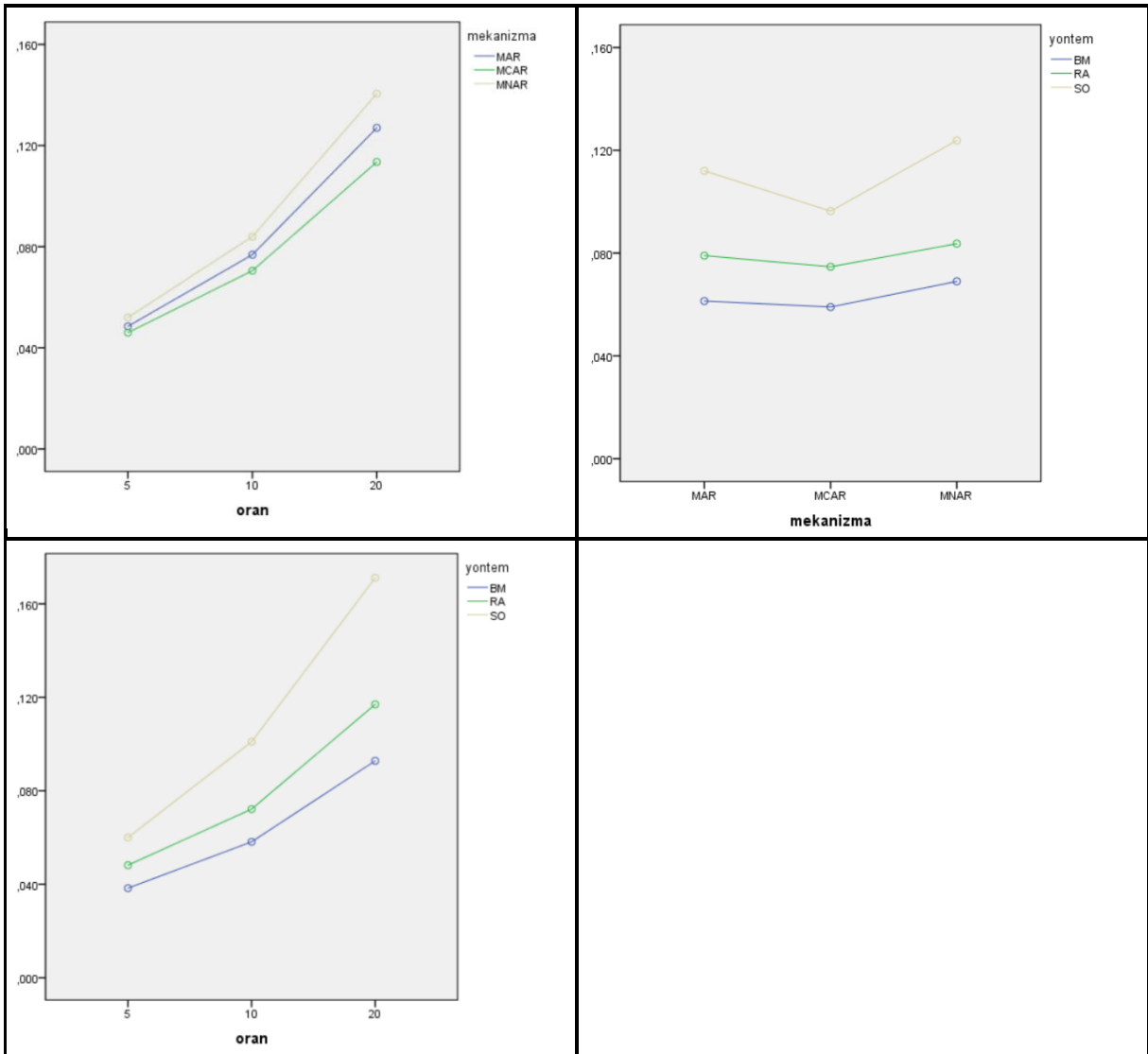
Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	,087 ^a	26	,003	83,907	,000	,988
Kesişim	,384	1	,384	9655,244	,000	,997
Mekanizma	,002	2	,001	27,206	,000	,668
Yöntem	,021	2	,011	265,755	,000	,952
Oran	,056	2	,028	709,160	,000	,981
Mekanizma*Yöntem	,001	4	,000	4,349	,008	,392
Mekanizma*Oran	,001	4	,000	4,276	,008	,388
Yöntem*Oran	,005	4	,001	33,403	,000	,832
Mekanizma*Yöntem*Oran	,000	8	4,587E-5	1,154	,362	,255
Hata	,001	27	3,976E-5			
Toplam	,472	54				
Düzeltilmiş Toplam	,088	53				

^aR kare = ,988 (Düzeltilmiş R kare = ,976)

Tablo 15 incelendiğinde, yetenek parametrelerine ait ortalama RMSE değerlerinin diğer faktörler kontrol altına alındığında mekanizma, yöntem ve oranların ana etkilerinin ayrı ayrı anlamlı olduğu görülmektedir ($p < ,001$). İkili karşılaştırma testlerinden elde edilen bulgulara göre, ortalama RMSE değerleri açısından tüm mekanizmalar birbirinden anlamlı şekilde farklılaşmaktadır. İEK mekanizmasından diğer iki mekanizmaya kıyasla anlamlı derecede daha yüksek ortalama hata miktarları elde edilmiştir. Yöntemsel açıdan karşılaştırmalar incelendiğinde ise tüm yöntem çiftleri arasındaki farklar manidardır. Ortalama hata miktarlarının en düşük olduğu yöntem BM'dir. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise tüm ikili etkileşimlerin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 38'de verilmiştir.

Şekil 38

ÇB-AT modeli boyut başına 5 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 38 farklı oranlarda yöntem etkilerinin farklılaşabileceğini, benzer şekilde farklı mekanizmalarda yöntem etkilerinin farklılaşabileceğini göstermektedir. Kayıp veri oranının artmasının mekanizma ve yöntemlerden elde edilen ortalamaların daha fazla farklılaşmasına sebep olduğu görülmektedir. Mekanizma ve yöntem etkileşiminde ise SO yönteminin diğer iki yönteme kıyasla mekanizmaların farklı durumlarında daha fazla farklılaşma ortaya çıkardığı söylenebilir.

Tablo 16

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait madde parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

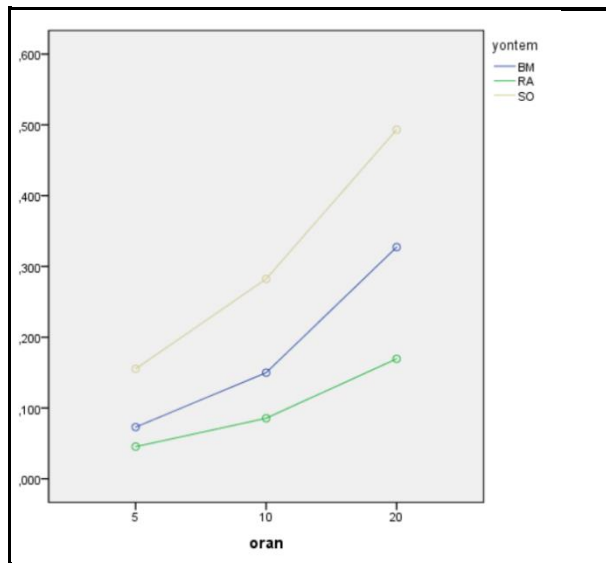
Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	2,581 ^a	26	,099	7,249	,000	,636
Kesişim	5,289	1	5,289	386,189	,000	,781
Mekanizma	,044	2	,022	1,619	,203	,029
Yöntem	1,008	2	,504	36,798	,000	,405
Oran	1,326	2	,663	48,396	,000	,473
Mekanizma*Yöntem	,008	4	,002	,148	,963	,005
Mekanizma*Oran	,014	4	,003	,251	,909	,009
Yöntem*Oran	,178	4	,045	3,258	,015	,108
Mekanizma*Yöntem*Oran	,003	8	,000	,027	1,000	,002
Hata	1,479	108	,014			
Toplam	9,350	135				
Düzeltilmiş Toplam	4,061	134				

^aR kare = ,636 (Düzeltilmiş R kare = ,548)

Tablo 16 incelendiğinde, ortalama RMSE değerlerinin yöntemlere ve oranlara göre ayrı ayrı anlamlı şekilde farklılaştığı görülmektedir ($p < ,001$). Gerçekleştirilen ikili karşılaştırma testlerinden elde edilen sonuçlara göre, ortalama RMSE değerleri açısından tüm yöntemler birbirinden manidar şekilde farklılaşmaktadır. Madde parametrelerine ilişkin RA yöntemi daha düşük ortalama hata miktarları üretmiştir. Kayıp veri oranlarına ilişkin de düşük oranlarda daha düşük hata miktarları elde edilmiştir. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise yalnızca yöntem ve oran etkileşiminin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 39'da verilmiştir.

Şekil 39

ÇB-AT modeli boyut başına 10 madde olma durumunda madde parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 39 önceki durumlara benzer şekilde farklı kayıp oranlarında yöntemlere ilişkin basit etkilerin farklılaştığını göstermektedir. Kayıp veri oranı arttıkça yöntemler arasındaki farklar da açılmaktadır.

Tablo 17

ÇB-AT modelinde boyut başına 10 madde olma durumuna ait yetenek parametrelerine ilişkin ANOVA sonuçları

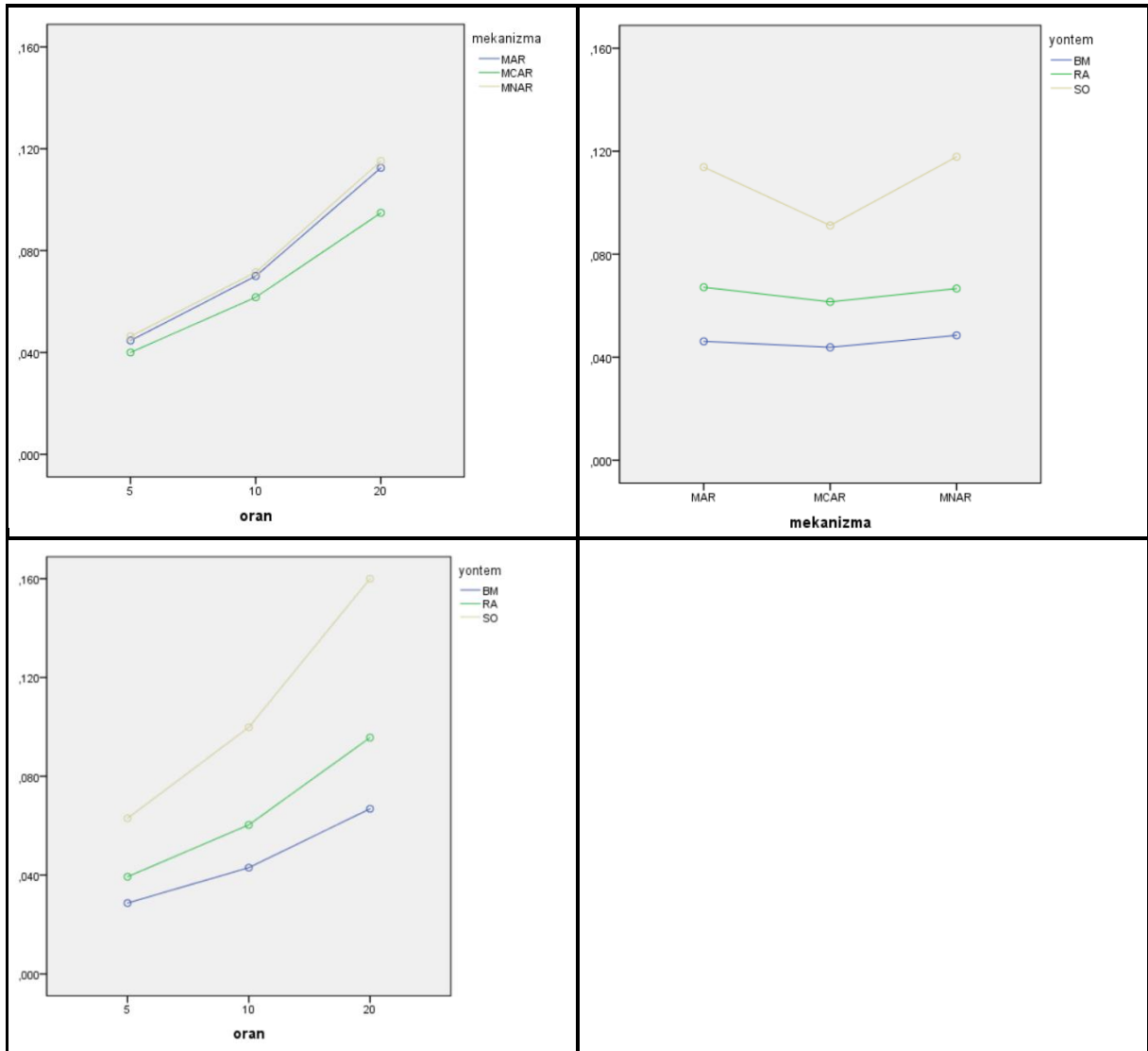
Kaynak	Kareler Toplamı	Sd	Kareler Ortalaması	F	p	η_p^2
Düzeltilmiş Model	,082 ^a	26	,003	842,562	,000	,999
Kesişim	,287	1	,287	76849,505	,000	1,000
Mekanizma	,002	2	,001	205,550	,000	,938
Yöntem	,036	2	,018	4764,213	,000	,997
Oran	,037	2	,019	5000,856	,000	,997
Mekanizma*Yöntem	,001	4	,000	75,347	,000	,918
Mekanizma*Oran	,000	4	9,841E-5	26,307	,000	,796
Yöntem*Oran	,006	4	,001	370,498	,000	,982
Mekanizma*Yöntem*Oran	,000	8	3,589E-5	9,595	,000	,740
Hata	,000	27	3,741E-6			
Toplam	,370	54				
Düzeltilmiş Toplam	,082	53				

^aR kare = ,999 (Düzeltilmiş R kare = ,998)

Tablo 17 incelendiğinde, mekanizma, yöntem ve oran ana etkilerinin ayrı ayrı manidar olduğu görülmektedir ($p < ,001$). İkili karşılaştırma testlerinden elde edilen bulgular incelendiğinde mekanizmalar açısından İEK mekanizmasının aleyhine manidar fark olduğu, yöntemsel olarak ise BM yöntemi lehine manidar fark bulunduğu görülmüştür. Etkileşim etkileri incelendiğinde ise tüm ikili etkileşimlerin manidar olduğu görülmektedir ($p < ,05$). Manidar etkileşimlere ilişkin grafikler Şekil 40'ta verilmiştir.

Şekil 40

ÇB-AT modeli boyut başına 10 madde olma durumunda yetenek parametrelerine ilişkin etkileşimler



Şekil 40 incelendiğinde ise kayıp veri oranının farklı düzeylerinde mekanizma ve yöntemlere ait etkilerin aynı olmadığı söylenebilir. Ayrıca mekanizma ve yöntem etkileşiminde de farklı mekanizmalarda yöntemler arasındaki farklılıklar değişkenlik göstermektedir. Diğer veri setlerinden farklı olarak bu veri setinde mekanizma, yöntem ve oran üçlü etkileşimi de manidar bulunmuştur.

Tartışma

Bu araştırmada, basit yapıllı çok boyutlu yapılar için geliştirilmiş olan ÇBMTK modellerinden ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinde kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin madde ve yetenek parametrelerine etkisi araştırılmaktadır. İki boyutlu ve 0-3 şeklinde çoklu

puanlanan, boyut başına farklı sayıda madde içeren veri setlerinde TROK, ROK ve İEK mekanizmalarına sahip olacak şekilde %5, %10 ve %20 oranında kayıplar oluşturulmuş ve oluşturulan kayıplar SO, RA ve BM yöntemleri ile tamamlanmıştır. Tamamlanan veri setinden elde edilen parametreler ile eksiksiz veri setinden elde edilen referans parametrelere ilişkin RMSE değerleri hesaplanmış ve elde edilen bulgular ÇBMTK modellerine göre ayrı ayrı yorumlanmıştır.

Kalkan vd. (2018) ikili puanlanan tek boyutlu MTK modelinde farklı koşullarda kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin etkililiğini değerlendirmişlerdir. Tüm madde ve yetenek parametreleri için %5 kayıp içeren veri setlerinde ortalama hataların diğer kayıp oranlarından daha düşük olduğu görülmüştür. Benzer şekilde bu araştırma sonucunda da her iki ÇBMTK modelinde tüm durumlar için en düşük ortalama RMSE değerlerinin %5 kayıp veri olma durumunda ortaya çıktığı görülmüştür. Bu durum Akbaş'ın (2017) tolere edilebilir kayıp veri oranının %2'nin altında olması gerektiğini belirten görüşünün aksine MTK modelleri bağlamında tüm mekanizmalarda %5 ve daha altında kayıp içeren veri setlerinde kayıp verilerin etkisinin az olacağını göstermektedir. Ayrıca literatürde kayıp verilerin istatistiksel analizlere etkisi üzerine büyük örneklem için %5 ve daha az orandaki kayıpların önemsiz olduğunu belirten görüşlerle (Tabachnick & Fidell, 2007; Schafer, 1999) de uyumaktadır. Dai vd. (2021) çoklu puanlanan MTK modelleri kapsamında kayıp veri etkisini inceledikleri çalışmalarında da benzer sonuçlar ortaya çıkmıştır. Kayıp veri oranının %10 veya daha az olduğu durumlarda çoklu puanlanan MTK modellerinde kayıp veri etkisinin kabul edilebilir düzeyde olduğunu belirtmişlerdir. Ancak, yüksek oranlarda kayıp içeren veri setlerinde kayıp verilerin uygun yöntemlerle başa çıkılması gerektiği önerilmiştir.

Madde ayırıcılık parametreleri için tüm kayıp mekanizmalarında ve tüm kayıp oranlarında RA ve BM yöntemlerinin SO yöntemine göre daha iyi performans sergilediği görülmüştür. ÇB-AT modelinde İEK mekanizmasına sahip veri seti için a_2 parametresi istisna olmak üzere RA yönteminden en düşük RMSE değerleri elde edilmiştir. Kategori sınır kesişim parametrelerinde ise farklı koşullarda farklı durumlar olmakla birlikte TROK

mekanizmasına sahip kayıpların bulunduğu veri setlerinde RA yönteminin genel olarak daha az hata ürettiği görülmüştür. RA yönteminin kayıp verinin bulunduğu değişken ile eksiksiz değişkenlerin güçlü bir ilişkisi bulunduğu durumlarda iyi bir performans gösterdiği belirtilmektedir (Durrant, 2005). Boyut içi değişkenlerin ilişkisi ve boyutlar arası korelasyon değeri göz önünde bulundurulduğunda RA yönteminin etkili çıkması bu durum ile açıklanabilir. ROK mekanizmasından da genel olarak TROK mekanizmasına benzer sonuçların elde edildiği görülmekle birlikte İEK mekanizmasının kullanımında üretilen hata miktarları göz önünde bulundurulduğunda dikkatli olunması gerekmektedir. Finch (2008) İEK mekanizmasına sahip veri setleri için MTK madde parametrelerinin geri kazanımında BM yönteminin iyi çalışmadığını göstermiştir. Bu çalışma bağlamında da özellikle kategori sınır kesişim parametreleri için BM yönteminin diğer yöntemlerden daha kötü performans sergilediği görülmüştür. Bu nedenle İEK mekanizması için, özellikle yüksek oranlarda kayıpların bulunduğu durumlarda bayes kestirimlerine dayalı yaklaşımlar (Fu ve diğerleri, 2010) ve ölçülmek istenen örtük değişken ile kayıp veri oluşumuna sebep olan nedenleri ele alarak MTK çerçevesinde modelleyen çalışmalar (Holman & Glas, 2005) gibi daha farklı yöntemlerin kullanılması da düşünülebilir. Çoklu puanlanan ölçekler üzerinde kayıp veri etkisinin incelendiği çalışmalarda RA yönteminin sonuçları yeniden üretmede oldukça iyi olduğu sonucuna ulaşan çalışmalar (Roth ve diğerleri, 1999) bulunmaktadır. MTK modelleri bağlamında ise RA yönteminin ROK mekanizmasında model veri uyumu üzerinde iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir (Koçak & Çokluk Bökeoğlu, 2017). Bernaards ve Sijtsma (2000) ise çoklu puanlanan çok boyutlu madde tepki verilerinde kayıp veri yöntemlerinin performansını faktör analizi bağlamında incelemiştir. TROK ve ROK mekanizmasının incelendiği çalışmada BM yönteminin diğer yöntemlere kıyasla daha iyi sonuçlar ürettiğini ve BM yöntemine alternatif olarak ortalama atama yönteminin de kullanılabileceğini belirtmişlerdir.

Yetenek parametrelerinin geri kazanımı için ise ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinde tüm mekanizmalarda ve incelenen tüm kayıp oranlarında madde parametrelerine kıyasla

oldukça düşük ortalama RMSE deęerleri elde edilmiřtir. Bu durum Oshima'nın (1994) kayıp verilerin madde parametre tahminleri üzerinde yetenek tahminlerinden daha fazla etkisi olduęunu gösterdięi alıřması ile uyumludur. Kalkan vd. (2018) alıřmasından elde edilen yetenek parametresi hata miktarları da bu alıřmadan elde edilen sonulara benzer řekilde madde parametrelerinden daha dūřuktur. Ayrıca RA yōnteminin BM yōnteminden genel olarak daha yōksek hata ürettięi görōlmüřtür. Bu alıřmadan elde edilen bulgular da bu sonu ile uyumludur. Yetenek parametreleri iin tüm kořullarda en dūřük RMSE deęerleri üreten yōntemin madde parametrelerinden farklı olarak BM olduęu görōlmüřtür. Dolayısıyla yetenek parametrelerinin deęerlendirilmesi iin gerekleřtirilecek BMTK alıřmalarında BM yōnteminin kullanılması daha uygun olacaktır. Bu sonu, Bernaards ve Sijtsma'nın (1999) ok boyutlu öleklerde kayıp veri yōntemlerinin faktōr puanlarına etkisini inceledikleri alıřmasında BM algoritmasının, faktōr puanlarını tahmin etmek iin kullanılabileceęini belirttikleri sonu ile de tutarlıdır.

Bölüm 5

Sonuç ve Öneriler

Araştırmanın bu bölümünde araştırma problemleri doğrultusunda bulgulardan elde edilen sonuçlara ve bu araştırmadan elde edilen sonuçları kullanmak ve araştırmayı geliştirmek isteyen uygulayıcı ve araştırmacılara yönelik önerilere yer verilmiştir.

Sonuçlar

Bu araştırmada, farklı mekanizmalara sahip ve farklı oranlarında kayıp içeren veri setlerinde kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin çoklu puanlanan maddeler için geliştirilmiş olan ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinden elde edilen madde ve yetenek parametrelerine etkisi incelenmiştir. Her iki modele uygun şekilde boyut başına 5 ve boyut başına 10 madde içerecek şekilde üretilen simülasyon verilerinde farklı mekanizma ve oranlarda yöntemlerin etkililiği ürettikleri hata miktarları bakımından karşılaştırılmıştır. Bu simülatif çalışmadan elde edilen sonuçlar aşağıda sunulmuştur.

- 1) Her iki model için de geçerli olmak üzere tüm mekanizmalara sahip veri setlerinde -artış oranı yöntemlere göre farklılaşmakla birlikte- kayıp veri miktarının artması parametrelerden elde edilen hata miktarlarını da artırmaktadır.
- 2) Her iki model için de geçerli olmak üzere yetenek parametrelerinden elde edilen hata miktarları madde parametrelerine kıyasla birbirine daha yakındır ve çoğu durumda madde parametrelerine göre daha düşük değerler elde edilmiştir.
- 3) Madde parametreleri için, her iki boyuta ilişkin ayırıcılık parametrelerinden genel olarak birbirlerine daha yakın ve benzer sonuçlar elde edilirken kategori sınır kesişim parametrelerinden üretilen hatalar yöntemlere göre kendi arasında farklılaşabilmektedir.
- 4) ÇB-GKP modelinde TROK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına hem 5 hem de 10 madde olması durumunda da madde parametrelerinin tümü

için RA yöntemi, yetenek parametreleri için ise BM yöntemi daha iyi performans sergilemiştir.

- 5) ÇB-GKP modelinde ROK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına hem 5 hem de 10 madde olması durumunda da madde ayırıcılık parametreleri için RA yöntemi, yetenek parametreleri için ise BM yöntemi daha az hata üretmiştir. Kategori sınır kesişim parametreleri için ise d_1 ve d_3 için, her iki durumda da ayırıcılık parametrelerine benzer şekilde RA yöntemi daha iyi sonuçlar üretirken; d_3 parametresi için boyut başına 5 madde olması durumunda SO yöntemi, boyut başına 10 madde olması durumunda ise BM yöntemi daha iyi sonuçlar üretmiştir. Ancak boyut boşuna 10 madde olması durumunda d_2 için RA yönteminin de iyi bir performans sergilediği söylenebilir.
- 6) ÇB-GKP modelinde İEK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına hem 5 hem de 10 madde olması durumunda da madde ayırıcılık parametreleri için tüm kayıp oranlarında RA yöntemi, yetenek parametreleri için ise tüm kayıp oranlarında BM yöntemi daha iyi performans sergilemiştir. Kategori sınır kesişim parametreleri için ise yine her iki farklı durumda da tüm kayıp oranlarında d_1 parametresi için RA, d_2 parametresi için SO ve d_3 parametresi için BM yöntemleri diğerlerinden daha iyi performans sergilemiştir. Ancak, İEK mekanizmasında özellikle kayıp veri oranının yüksek olduğu durumlarda çok fazla RMSE değerleri elde edilmiştir.
- 7) ÇB-AT modelinde TROK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına hem 5 hem de 10 madde olması durumunda da ayırıcılık parametreleri için tüm kayıp oranlarında RA yöntemi daha az hata ile kestirim yapmıştır. Boyut başına 10 madde olması durumunda ayırıcılık parametreleri için BM yönteminin özellikle %5 ve %10 kayıp olması durumunda RA yöntemine oldukça yakın sonuçlar ürettiği görülmüştür. Kategori sınır kesişim parametreleri için yine her iki durumda da RA yöntemi daha iyi performans sergilerken d_2 parametresinde BM yöntemi ile RA yöntemi tüm durumlarda neredeyse aynı hata miktarlarını

üretmiştir. Yetenek parametreleri için ise ÇB-GKP modeline benzer şekilde tüm koşullarda en az hata elde edilen yöntemin BM olduğu görülmüştür.

- 8) ÇB-AT modelinde ROK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına hem 5 hem de 10 madde olması durumunda da madde ayırıcılık parametreleri için RA yöntemi, yetenek parametreleri için ise BM yöntemi tüm kayıp oranlarında daha az hata üretmiştir. Kategori sınır kesişim parametreleri için ise boyut başına 5 madde olması durumunda d_1 ve d_3 için RA yöntemi, d_2 için ise BM yöntemi daha iyi performans sergilemiştir. Ancak d_2 parametresinin sonuçlarında %5 ve %10 kayıp veri oranlarında RA yönteminin BM yöntemine oldukça yakın sonuçlar ürettiği görülmüştür. Boyut başına 10 madde olması durumunda ise tüm parametreler için tüm koşullarda RA yönteminden en az hata ile sonuçlar elde edilmiştir.
- 9) ÇB-AT modelinde İEK mekanizmasına sahip veri setlerinde boyut başına 5 madde olması durumunda tüm kayıp oranlarında a_1 parametresi için RA, a_2 parametresi için ise BM yöntemi daha iyi performans sergilemiştir. a_2 parametresi için RA yönteminin BM yöntemine yakın sonuçlar ürettiği de görülmüştür. Boyut başına 10 madde olması durumunda ise her iki ayırıcılık parametresi için de RA yönteminden tüm durumlarda diğer yöntemlere kıyasla daha az hata elde edildiği görülmüştür. Boyut başına madde sayısının her iki durumunda da kategori sınır kesişim parametrelerinden benzer sonuçlar elde edilmiştir. d_1 ve d_3 parametreleri için RA yöntemi, d_2 parametresi için ise BM yöntemi diğer yöntemlere kıyasla daha iyi performans sergilemiştir. Yetenek parametreleri için ise diğer tüm mekanizmalarda olduğu gibi BM yönteminden en az hata elde edilmiştir.

Uygulayıcılara Yönelik Öneriler

- 1) Gerçekleştirilecek çalışmanın amacı ÇBMTK modeli yardımıyla katılımcıların yeteneklerinin kestirilmesi ve karşılaştırılması ise araştırma kapsamında

incelenen her iki modelin tüm koşullarında kayıp veri ile baş etme yöntemlerinden BM yöntemi kullanılabilir. Özellikle madde havuzu geliştirilmesi gibi madde parametrelerinin geri kazanımının ön planda olduğu çalışmalarda ise her iki model için de RA yöntemi kullanılabilir. Her iki amaçla da gerçekleştirilecek bir çalışma için yetenek parametrelerinde daha yöntemler arasındaki hata farklarının daha az olduğu göz önünde bulundurulduğunda RA yönteminin kullanılması önerilir.

- 2) Çalışmadan elde edilen hata miktarları göz önünde bulundurulduğunda, veri setinde bulunan kayıplar TROK mekanizmasında ise hem ÇB-GKP hem de ÇB-AT modelinde tüm madde parametrelerinin kestirimlerinin daha az hatalı olması için kayıplar RA yöntemi ile tamamlanabilir.
- 3) ROK mekanizmasına sahip kayıpların bulunduğu veri setleri için ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinden madde ayırıcılık parametrelerinin geri kazanımı için tüm koşullarda RA yöntemi kullanılabilir. Kategori sınır kesişim parametreleri için ise çoğu durumda RA yönteminden başarılı sonuçlar elde edildiği göz önünde bulundurulduğunda ROK mekanizmasına sahip verilerden madde parametre kestirimleri için RA yönteminin kullanılması önerilebilir.
- 4) İEK mekanizmasına sahip kayıpların olduğu veri setinde ise madde ayırıcılık parametresi için boyut başına 5 madde olması durumunda RA ve BM yöntemleri, boyut başına 10 madde olması durumunda ise RA yönteminin kullanılması önerilebilir. Kategori sınır kesişim parametreleri için İEK mekanizmasından oldukça farklı sonuçlar elde edildiğinden her üç parametre için de genel olarak en az hata üreten yöntem olan RA yönteminin kullanılması önerilebilir.
- 5) İEK mekanizmasında madde parametreleri için özellikle yüksek kayıp oranlarında çok yüksek RMSE değerleri elde edildiğinden dolayı, bu mekanizmaya sahip kayıpların olması durumunda maddeden kaynaklı kayıp

nedeni düzeltilmeye çalışılmalı veya maddenin kullanımı yeniden gözden geçirilmelidir.

Araştırmacılara Yönelik Öneriler

- 1) Bu araştırmada ÇB-GKP ve ÇB-AT modellerinden elde edilen sonuçlar incelenmiştir. Araştırmanın amacına ve kullanılan veri setinin yapısına bağlı olarak farklı ÇBMTK modelleri veriye daha iyi uyum sağlayabilir. Bu nedenle farklı ÇBMTK modelleri kayıp veri kapsamında incelenebilir.
- 2) Araştırmada kayıp veri ile baş etme yöntemlerinden kolay uygulanabilen ve sıklıkla kullanılan SO, RA ve BM yöntemleri ele alınmıştır. Literatürde kategorik verilere ilişkin geliştirilmiş yöntemler ve MTK kapsamında kayıp verinin modellendiği güncel yaklaşımlar bulunmaktadır. Kayıp verinin bu şekilde daha farklı yaklaşımlarla ele alındığı yöntemler kullanılarak farklı yöntemlerin etkililiği değerlendirilebilir.
- 3) Araştırma boyutluluk yapısı, boyut sayısı, boyutlar arası korelasyon, boyutlarda eşit sayıda madde yer alması ve maddelere ilişkin puan kategorileri sayısı açılarından sınırlandırılmıştır. Bu sınırlandırmalar çeşitlendirilebilir veya araştırmada koşul olarak ele alınabilir.
- 4) Araştırmada örneklem büyüklüğü 1000 olarak belirlenmiştir. Örneklem büyüklüğünün daha düşük olduğu durumlarda kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin etkililiği değerlendirilebilir.
- 5) Araştırma çok boyutlu MTK yapılarından basit yapı olarak ele alınmıştır. Ancak bir maddenin birden fazla boyutla ilişkili olduğu karmaşık yapıya sahip modeller de yaygındır. Çok boyutlu karmaşık yapılarda da farklı kayıp veri ile baş etme yöntemlerinin etkililiği değerlendirilebilir.
- 6) Araştırma kapsamında belirlenen koşullara uygun olacak şekilde veri setlerinin üretimi simülatif olarak gerçekleştirilmiştir. Yöntemlerin etkililiği gerçek verilerde

de deęerlendirilebilir ve gerek verilerden elde edilen sonular ile simlasyon alıřmasından elde edilen sonular karřılařtırılabilir.

Kaynaklar

- Ackerman, T. A. (1994). Using multidimensional item response theory to understand what items and tests are measuring. *Applied Measurement in Education*, 7(4), 255–278. https://doi.org/10.1207/s15324818ame0704_1
- Ackerman, T. A. (1996). Graphical representation of multidimensional item response Theory analyses. *Applied Psychological Measurement*, 20(4), 311–329. <https://doi.org/10.1177/014662169602000402>
- Ackerman, T. A., Gierl, M. J., & Walker, C. M. (2003). Using Multidimensional Item Response Theory to Evaluate Educational and Psychological Tests. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 22, 37-53. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3992.2003.tb00136.x>
- Akbaş, U. (2017). Examination of the Effects of Different Missing Data Techniques on Item Parameters Obtained by CTT and IRT. *International Online Journal of Educational Sciences*, 9(3), 603-616. <https://doi.org/10.15345/iojes.2017.03.002>
- Allison, P. D. (2001). *Missing data*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Allison, P. D. (2003). Missing Data Techniques for Structural Equation Modeling. *Journal of Abnormal Psychology*, 112(4), 545–557. <https://doi.org/10.1037/0021-843X.112.4.545>
- Andreis, F., & Ferrari, P.A. (2012). Missing data and parameters estimates in multidimensional item response models. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 5(3), 431–437. <https://doi.org/10.1285/i20705948v5n3p431>
- Bernaards, C. A., & Sijtsma, K. (1999). Factor analysis of multidimensional polytomous item response data suffering from ignorable item nonresponse. *Multivariate Behavioral Research*, 34(3), 277–313. https://doi.org/10.1207/S15327906MBR3403_1
- Bernaards, C. A., & Sijtsma, K. (2000). Influence of imputation and EM methods on factor analysis when item nonresponse in questionnaire data is nonignorable. *Multivariate*

Behavioral Research, 35(3), 321–364.
https://doi.org/10.1207/S15327906MBR3503_03

Bock, R. D. (1972). Estimating item parameters and latent ability when responses are scored in two or more nominal categories. *Psychometrika*, 37(1), 29–51.
<https://doi.org/10.1007/bf02291411>

Bortolotti, S.L.V.; Tezza, R.; de Andrade, D.F.; Bornia, A.C.; de Sousa Júnior, A.F. (2013). Relevance and advantages of using the item response theory. *Quality & Quantity*, 47 (4), 2341–2360. <https://doi.org/10.1007/s11135-012-9684-5>

Carlson, J. E. (1996). Information provided by polytomous and dichotomous items on certain NAEP instruments. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, New York.

Chalmers, R. P. (2012). mirt: A Multidimensional Item Response Theory Package for the R Environment. *Journal of Statistical Software*, 48(6), 1–29.
<https://doi.org/10.18637/jss.v048.i06>

Chen, S., Wang, S., & Chen, C. (2012). A simulation study using EFA and CFA programs based the impact of missing data on test dimensionality. *Expert Systems With Applications*, 39(4), 4026-4031. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.085>

Cole, J. C. (2008). How to deal with missing data. In J. W. Osborne (Ed.), *Best practices in quantitative methods* (pp. 214–238). Sage. <https://doi.org/10.4135/9781412995627>

Dai, S., Vo, T. T., Kehinde, O. J., He, H., Xue, Y., Demir, C., & Wang, X. (2021). Performance of polytomous IRT models with rating scale data: an investigation over sample size, instrument length, and missing data. *Frontiers in Education*, 6.
<https://doi.org/10.3389/feduc.2021.721963>

De Ayala, R. J. (2008). *The Theory and Practice of Item Response Theory*. New York, NY: Guilford Publications.

- De Ayala, R. J., Plake, B. S., & Impara, J. C. (2001). The impact of omitted responses on the accuracy of ability estimation in item response theory. *Journal of Educational Measurement*, 38(3), 213–234. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2001.tb01124.x>
- 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 and Behavioral Statistics*, 30(3), 295–311. <https://doi.org/10.3102/10769986030003295>
- DeMars, C. (2010). *Item Response Theory: Understanding Statistics Measurement*. Oxford University Press, Oxford. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195377033.001.0001>
- Demir, E. (2013). Kayıp verilerin varlığında iki kategorili puanlanan maddelerden oluşan testlerin psikometrik özelliklerinin incelenmesi (Doktora tezi). Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara Üniversitesi.
- Dempster, A.P., Laird, N.M., & Rubin, D.B. (1977). Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, 39(1), 1-38.
- Durrant, G.B. (2005). Imputation Methods for Handling Item-Nonresponse in the Social Sciences: A Methodological Review. NCRM Methods Review Papers NCRM/002. <https://eprints.ncrm.ac.uk/id/eprint/86/1/MethodsReviewPaperNCRM-002.pdf>
- Embretson, S.E., & Reise, S.P. (2000). *Item response theory for psychologists*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Enders, C. K. (2001). The impact of nonnormality on full information maximum-likelihood estimation for structural equation models with missing data. *Psychological Methods*, 6(4), 352–370. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.6.4.352>
- Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. Guilford Press.
- Field, A. (2005). *Discovering statistics with SPSS*. California: Sage Publication, Inc.

- Finch, H. (2008). Estimation of item response theory parameters in the presence of missing data. *Journal of Educational Measurement*, 45(3), 225–245. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2008.00062.x>
- Fox, J.P. (2010). *Bayesian Item Response Modeling: Theory and Applications*. Springer, New York.
- Fu, Z. H., Tao, J., & Shi, N. Z. (2010). Bayesian estimation of the multidimensional graded response model with nonignorable missing data. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 80(11), 1237–1252., <https://doi.org/10.1080/00949650903029276>
- Goegebeur, Y., De Boeck, P., & Molenberghs, G. (2010). Person fit for test speededness: Normal curvatures, likelihood ratio tests and empirical Bayes estimates. *Methodology: European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences*, 6(1), 3–16. <https://doi.org/10.1027/1614-2241/a000002>
- Graham, J. W. (2009). Missing data analysis: making it work in the real world. *Annual Review of Psychology*, 60(1), 549–576. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.58.110405.085530>
- Graham, J. W. (2012). *Missing data*. Springer.
- Hambleton, R. K., & Swaminathan, H. (1985). *Item Response Theory: Principles and Applications*. Boston: Kluwer Nijhoff.
- Hambleton, R. K., Swaminathan, H., & Rogers, H. J. (1991). *Fundamentals of item response theory*. Sage Publications, Inc.
- Harwell, M., Stone, C. A., Hsu, T.-C., & Kirisci, L. (1996). Monte carlo studies in item response theory. *Applied Psychological Measurement*, 20(2), 101–125. <https://doi.org/10.1177/014662169602000201>
- Hattie, J. (1984). An empirical study of various indices for determining unidimensionality. *Multivariate Behavioral Research*, 19(1), 49–78. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr1901_3

- Hohensinn, C., & Kubinger, K. D. (2011). On the impact of missing values on item fit and the model validness of the Rasch model. *Psychological Test and Assessment Modeling*, 53(3), 380-393.
- Holman, R., & Glas, C. A. (2005). Modelling non-ignorable missing-data mechanisms with item response theory models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 58(1), 1–17. <https://doi.org/10.1348/000711005x47168>
- Jiang, S., Wang, C., & Weiss, D. J. (2016). Sample size requirements for estimation of item parameters in the multidimensional graded response model. *Frontiers in Psychology*, 7, Article 109. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00109>
- Kalkan, Ö. K., Kara, Y., & Kelecioğlu, H. (2018). Evaluating performance of missing data imputation methods in IRT analyses. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 5(3), 403–416. <https://doi.org/10.21449/ijate.430720>
- Koçak, D. (2016). Kayıp veriyle baş etme yöntemlerinin madde tepki kuramı bir parametrelili lojistik modelinde model veri uyumuna ve standart hataya etkisi (Doktora tezi). Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara Üniversitesi.
- Koçak, D., & Çokluk Bökeoğlu, Ö. (2017). Kayıp veriyle baş etme yöntemlerinin model veri uyumu ve madde model uyumuna etkisi. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 8(2), 200-223. <https://doi.org/10.21031/epod.303753>
- Koçar, H. (2014). Madde tepki kuramının farklı uygulamalarından elde edilen parametrelerin ve model uyumlarının örneklem büyüklüğü ve test uzunluğu açısından karşılaştırılması (Doktora tezi). Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Hacettepe Üniversitesi.
- Köse, İ. A., & Demirtasli, N. Ç. (2012). Comparison of unidimensional and multidimensional models based on item response theory in terms of both variables of test length and sample size. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 46(4), 135–140. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.05.082>

- Lee, S. H. (2007). Multidimensional item response theory: A SAS MDIRT MACRO and empirical study of PIAT MATH Tes. Unpublished Doctoral Dissertation. The University of Oklahoma
- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (2002). Statistical Analysis with Missing Data. *In Wiley series in probability and statistics*. <https://doi.org/10.1002/9781119013563>
- Lord, F. M. (1980). Applications of Item Response Theory To Practical Testing Problems. New York: Routledge.
- Lord, F.M. and Novick, M.R. (1968). *Statistical Theories of Mental Test Scores*. Addison-Wesley, Menlo Park.
- Ludlow, L. H., & O'Leary, M. (1999). Scoring Omitted and Not-Reached Items: Practical data analysis Implications. *Educational and Psychological Measurement*, 59(4), 615–630. <https://doi.org/10.1177/0013164499594004>
- Masters, G.N. (1982). A rasch model for partial credit scoring. *Psychometrika* 47, 149–174. <https://doi.org/10.1007/BF02296272>
- McKnight, P. E., McKnight, K. M., Sidani, S., & Figueredo, A. J. (2007). *Missing data: A gentle introduction*. Guilford Press.
- Muraki, E. (1992). A Generalized Partial Credit Model: Application Of An EM Algorithm. *ETS Research Report Series*, 1992(1), i–30. <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1992.tb01436.x>
- Muraki, E., & Carlson, J. E. (1993). Full-information factor analysis for polytomous item responses. Proceedings of the Annual Meeting of the American Educational Research Association, Atlanta.
- Misley, R. J., & Wu, P. (1996). Missing Responses And Irt Ability Estimation: Omits, Choice, Time Limits, And Adaptive Testing. *ETS Research Report Series*, 1996(2), i–36. <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1996.tb01708.x>

- OECD (2017). PISA 2015 Technical Report; OECD: Paris, France.
- Olinsky, A., Chen, S., & Harlow, L. (2003). The comparative efficacy of imputation methods for missing data in structural equation modeling. *European Journal of Operation Research*, 151(1), 53-79. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00578-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00578-7)
- Osborne, J. W. (2013). *Best practices in Data cleaning: A complete guide to everything you need to do before and after collecting your data*. SAGE Publications, Inc. <https://doi.org/10.4135/9781452269948>
- Osborne J. W., Kocher B., Tillman D. (2011). Sweating the small stuff: do authors in APA journals clean data or test assumptions (and should anyone care if they do). Paper presented at the annual meeting of the American Psychological Association, Washington, DC.
- Oshima, T.C. (1994). The Effect of Speededness on Parameter Estimation in Item Response Theory. *Journal of Educational Measurement*, 31(3), 200-219. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.1994.tb00443.x>
- Ostini, R., & Nering, M. L. (2006). *Polytomous item response theory models*. SAGE Publications, Inc.
- Paek, I., & Cole, K. (2019). *Using R for item response theory model applications*. New York, NY: Routledge.
- Raghunathan, T. E. (2016). *Missing data analysis in practice*. CRC Press.
- Reckase, M. D. (1985). The difficulty of test items that measure more than one ability. *Applied Psychological Measurement*, 9(4), 401–412. <https://doi.org/10.1177/014662168500900409>
- Reckase, M.D. (2009). *Multidimensional Item Response Theory*. Springer, New York.
- Rockel, T. (2022). *missMethods: Methods for Missing Data*. R package version 0.4.0. <https://CRAN.R-project.org/package=missMethods>

- Rose, N., Von Davier, M., & Nagengast, B. (2017). Modeling Omitted and Not-Reached items in IRT models. *Psychometrika*, 82(3), 795–819. <https://doi.org/10.1007/s11336-016-9544-7>
- Rose, N., Von Davier, M., & Xu, X. (2010). Modeling Nonignorable Missing Data With Item Response Theory (IRT). *ETS Research Report Series*, 2010(1). <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.2010.tb02218.x>
- Roth, P. L., Switzer, F. S. III, & Switzer, D. M. (1999). Missing data in multiple item scales: A Monte Carlo analysis of missing data techniques. *Organizational Research Methods*, 2(3), 211–232. <https://doi.org/10.1177/109442819923001>
- Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63(3), 581–592. <https://doi.org/10.1093/biomet/63.3.581>
- Samejima, F. (1969). Estimation of Latent Ability Using a Response Pattern of Graded Scores. (Psychometrika Monograph, No. 17). Psychometric Society, Richmond.
- Schafer, J.L. (1999). Multiple imputation: a primer. *Statistical Methods in Medical Research*, 8(1), 3-15. <https://doi.org/10.1177/096228029900800102>
- Shin, A. (2016). Investigating the effects of missing data treatments on item response theory vertical scaling (Doctoral dissertation). University of Iowa.
- Sijtsma, K., & van der Ark, L. A. (2003). Investigation and treatment of missing item scores in test and questionnaire data. *Multivariate Behavioral Research*, 38(4), 505–528. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr3804_4
- Sireci, S. G., Thissen, D., & Wainer, H. (1991). On the reliability of testlet-based tests. *Journal of Educational Measurement*, 28(3), 237–247. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.1991.tb00356.x>
- Spencer, G.S. (2004). The strength of multidimensional item response theory in exploring construct space that is multidimensional and correlated (Doctoral dissertation). Brigham Young University.

- Spray, J. A., Davey, T., Reckase, M. D., Ackerman, T. A., & Carlson, J. E. (1990). ACT research report series: Comparison of two logistic multidimensional item response theory models: Research report ONR90-8. PsycEXTRA. <https://doi.org/10.1037/e426802008-001>
- Stout, W. (1987). A nonparametric approach for assessing latent trait unidimensionality. *Psychometrika*, *52*(4), 589–617. <https://doi.org/10.1007/bf02294821>
- Suarez-Enciso, S. M. (2016). The effects of missing data treatment on person ability estimates using IRT models (Master thesis). University of Nebraska.
- Sulis, I., & Porcu, M. (2017). Handling missing data in item response theory. Assessing the accuracy of a multiple imputation procedure based on latent class analysis. *Journal of Classification*, *34*(2), 327–359. <https://doi.org/10.1007/s00357-017-9220-3>
- Şengül Avşar, A. (2019). Comparison of Person-Fit Statistics for Polytomous Items in Different Test Conditions. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, *10*(4), 348-364. <https://doi.org/10.21031/epod.525647>
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics (6th ed.)*. Boston, MA: Pearson.
- Valdivia, D.S. & Dai, S. (2023). Number of Response Categories and Sample Size Requirements in Polytomous IRT Models, *The Journal of Experimental Education*, *92*(1), 154-185. <https://doi.org/10.1080/00220973.2022.2153783>
- Yao, L., & Schwarz, R. D. (2006). A Multidimensional Partial Credit Model With Associated Item and Test Statistics: An Application to Mixed-Format Tests. *Applied Psychological Measurement*, *30*(6), 469–492. <https://doi.org/10.1177/0146621605284537>
- Zhang, J., & Stout, W. (1999). The theoretical detect index of dimensionality and its application to approximate simple structure. *Psychometrika*, *64*(2), 213–249. <https://doi.org/10.1007/bf02294536>

Zhang, B. (2008). Application of unidimensional item response models to tests with items sensitive to secondary dimensions. *Journal of Experimental Education*, 77(2), 147–166. <https://doi.org/10.3200/JEXE.77.2.147-166>

EK-A: Örnek R Kodları

```

library("mirt")
library("MASS")
set.seed(#seed giriniz#)
#Çok boyutlu yetenek tanımlama#
theta <- mvrnorm(n = 1000, rep(0, 2), matrix(c(1, 0.5, 0.5, 1), 2, 2))
colnames(theta) <- c("theta_1", "theta_2")
#Madde parametreleri üretme#
a1 <- c(runif(n = 5, min = 1.1, max = 2.8), rep(0, 5))
a2 <- c(rep(0, 5), runif(n = 5, min = 1.1, max = 2.8))
a.matrix <- as.matrix(cbind(a1, a2), ncol = 2)
b1 <- runif(n = 10, min = -2, max = -0.67)
b2 <- runif(n = 10, min = -0.67, max = 0.67)
b3 <- runif(n = 10, min = 0.67, max = 2)
b.matrix <- as.matrix(cbind(b1, b2, b3), ncol = 3)
#Madde yanıtlarını üretme#
data10 <- simdata(a = a.matrix, d = b.matrix, itemtype = 'graded', Theta = theta)
write.csv(data10, "C:/Users/.../data10.csv",
          row.names = F, quote = F)
#ÇB-AT modeline göre parametre kestirimleri#
apply(data10, 2, table)
spec <- '
F1 = 1-5
F2 = 6-10
COV = F1*F2'
model <- mirt(data10, model=spec, itemtype='graded', SE=T)
katsayi10grm <- coef(model, simplify = T)
katsayi10grm_SE <- coef(model, printSE = T)
theta10grm <- fscores(model, method = "EAP", full.scores = T, full.scores.SE = T)
write.csv(theta10grm, "C:/Users/.../ theta_GRM10.csv",
          row.names = F, quote = F)
write.csv(katsayi10grm$items, "C:/Users/.../ itempar_GRM10.csv",
          row.names = F, quote = F)
View(katsayi10grm$items)

```

EK-B: Araştırma Etik Komisyon İzin Muafiyeti Formu

	<p>Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması/Araştırma Etik Komisyon İzin Muafiyeti Formu</p>	F46																								
		25 / 06 / 2023																								
<p>Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı Başkanlığına</p>																										
Tez/Araştırma Başlığı	KAYIP VERİ YÖNTEMLERİNİN ÇOKLU PUANLANAN ÇOK BOYUTLU MTK MODELLERİNDE PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ																									
<p>Yukarıda başlığı/konusu verilen tez/araştırma çalışmam,</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. İnsan ve hayvan üzerinde deney niteliği taşımamaktadır. 2. Biyolojik materyal (kan, idrar vb. biyolojik sıvılar ve numuneler) kullanılmasını gerektirmemektedir. 3. Beden bütünlüğüne veya ruh sağlığına müdahale içermemektedir. 4. Anket, ölçek (test), mülakat, odak grup çalışması, gözlem, deney, görüşme gibi teknikler kullanılarak katılımcılardan veri toplanmasını gerektiren nitel ya da nicel yaklaşımlarla yürütülen araştırmalar niteliğinde değildir. 5. Diğer kişi ve kurumlardan temin edilen veri kullanımını (kitap, belge vs.) gerektirmektedir. Ancak bu kullanım, diğer kişi ve kurumların izin verdiği ölçüde Kişisel Bilgilerin Korunması Kanuna riayet edilerek gerçekleştirilecektir. <p>Çalışmada kullanacağım veriler:</p> <p><input type="checkbox"/> Kamusal erişime açık (buraya yazınız):</p> <p><input type="checkbox"/> Özel izin ve onaya tabi (buraya yazınız):</p> <p><input checked="" type="checkbox"/> Üretilmiş veri (buraya yazınız): Araştırmada simülatif olarak üretilen çok boyutlu MTK verileri kullanılmıştır.</p> <p><input type="checkbox"/> Diğer (buraya yazınız):</p> <p>Yükseköğretim Kurumları Etik Kurullar ve Komisyonlarının Yönergelerini inceledim ve bunlara göre çalışmamın yürütülebilmesi için herhangi bir Etik Komisyondan/Kuruldan izin alınmasına gerek olmadığını; aksi durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.</p> <p>Gereğini saygılarımla arz ederim.</p>																										
		<p>Mehmet Ali Işıkoğlu <small>(Araştırmacı Adı, Soyadı, İmzası)</small></p>																								
<p>Araştırmacı Bilgileri</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 20%;">Adı Soyadı</td> <td colspan="3">Mehmet Ali Işıkoğlu</td> </tr> <tr> <td>Öğrenci ise No</td> <td colspan="3">N17145755</td> </tr> <tr> <td>Ana Bilim Dalı</td> <td colspan="3">Eğitim Bilimleri</td> </tr> <tr> <td>Programı</td> <td colspan="3">Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme</td> </tr> <tr> <td>Çalışma Türü</td> <td><input checked="" type="checkbox"/> Tez</td> <td><input type="checkbox"/> Tezden Üretilen Yayın</td> <td><input type="checkbox"/> Araştırma Makalesi</td> </tr> <tr> <td>Statüsü</td> <td><input type="checkbox"/> Yüksek Lisans</td> <td><input checked="" type="checkbox"/> Doktora</td> <td><input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr. <input type="checkbox"/> Diğer</td> </tr> </table>			Adı Soyadı	Mehmet Ali Işıkoğlu			Öğrenci ise No	N17145755			Ana Bilim Dalı	Eğitim Bilimleri			Programı	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme			Çalışma Türü	<input checked="" type="checkbox"/> Tez	<input type="checkbox"/> Tezden Üretilen Yayın	<input type="checkbox"/> Araştırma Makalesi	Statüsü	<input type="checkbox"/> Yüksek Lisans	<input checked="" type="checkbox"/> Doktora	<input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr. <input type="checkbox"/> Diğer
Adı Soyadı	Mehmet Ali Işıkoğlu																									
Öğrenci ise No	N17145755																									
Ana Bilim Dalı	Eğitim Bilimleri																									
Programı	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme																									
Çalışma Türü	<input checked="" type="checkbox"/> Tez	<input type="checkbox"/> Tezden Üretilen Yayın	<input type="checkbox"/> Araştırma Makalesi																							
Statüsü	<input type="checkbox"/> Yüksek Lisans	<input checked="" type="checkbox"/> Doktora	<input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr. <input type="checkbox"/> Diğer																							
<p>Danışman Görüşü ve Onayı*</p>																										
		<p>Prof. Dr. Burcu Atar <small>(Danışmanın Ünvanı, Adı ve Soyadı)</small></p>																								
<p>*Tez ve tezden üretilen yayın ve araştırma makalelerinde gerekli</p>																										
<p><small>Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Beytepe Yerleşkesi 06800 Çankaya / ANKARA Telefon: 0(312) 297 85 72 Belgegeçer: 0(312) 297 85 66 e-Ağ: http://ebe.hacettepe.edu.tr/ e-Posta: ebe@hacettepe.edu.tr</small></p>																										

EK-C: Etik Beyanı

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

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

beyan ederim.

14/02/2024

(İmza)

Mehmet Ali İŞİKOĞLU

EK-Ç: Yüksek Lisans/Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu

14/02/2024

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

Tez Başlığı : Kayıp Veri Yöntemlerinin Çoklu Puanlanan Çok Boyutlu MTK Modellerinde Parametre Kestirimlerine Etkisi

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

Rapor Tarihi	Sayfa Sayısı	Karakter Sayısı	Savunma Tarihi	Benzerlik Oranı	Gönderim Numarası
14/02/2024	114	140278	17/01/2024	%8	2248871674

Uygulanan filtreler:

- Kaynaklar hariç
- Alıntılar dâhil
- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

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

Ad Soyadı: Mehmet Ali IŞIKOĞLU

Öğrenci No.: N17145755

Ana Bilim Dalı: Eğitim Bilimleri

İmza

Programı: Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme

Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Prof. Dr. Burcu ATAR

EK-D: Thesis/Dissertation Originality Report

14/02/2024

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

Thesis Title: The Effect of Missing Data Methods on Parameter Estimation of Polytomous Multi-Dimensional IRT Models

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

Time Submitted	Page Count	Character Count	Date of Thesis Defense	Similarity Index	Submission ID
14/02/2024	114	140278	17/01/2024	%8	2248871674

Filtering options applied:

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

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

I respectfully submit this for approval.

Name Lastname: Mehmet Ali İŞİKOĞLU

Student No.: N17145755

Department: Educational Sciences

Program: Educational Measurement and Evaluation

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

Signature

ADVISOR APPROVAL

APPROVED
Prof. Dr. Burcu ATAR

EK-E: Yayınlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı

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

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

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

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

14/02/2024

(imza)

Mehmet Ali İŞİKOĞLU

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

- (1) Madde 6.1. Lisansüstü teze ilgili patent başvurusu yapılması veya patent alma sürecinin devam etmesi durumunda, tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu iki yıl süre ile tezinerişime açılmasının ertelenmesine karar verebilir.
- (2) Madde 6.2. Yeni teknik, materyal ve metotların kullanıldığı, henüz makaleye dönüşmemiş veya patent gibi yöntemlerle korunmamış ve internette paylaşılması durumunda 3 şahıslara veya kurumlara haksız kazanç; imkânı oluşturabilecek bilgi ve bulguları içeren tezler hakkında tez danışmanın önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile altı ay aşmamak üzere tezin erişime açılması engellenebilir.
- (3) Madde 7.1. Ulusal çıkarları veya güvenliği ilgilendiren, emniyet, istihbarat, savunma ve güvenlik, sağlık vb. konulara ilişkin lisansüstü tezlerle ilgili gizlilik kararı, tezin yapıldığı kurum tarafından verilir*. Kurum ve kuruluşlarla yapılan işbirliği protokolü çerçevesinde hazırlanan lisansüstü tezlere ilişkin gizlilik kararı ise, ilgili kurum ve kuruluşun önerisi ile enstitü veya fakültenin uygun görüşü üzerine üniversite yönetim kurulu tarafından verilir. Gizlilik kararı verilen tezler Yükseköğretim Kuruluna bildirilir.
Madde 7.2. Gizlilik kararı verilen tezler gizlilik süresince enstitü veya fakülte tarafından gizlilik kuralları çerçevesinde muhafaza edilir, gizlilik kararının kaldırılması halinde Tez Otomasyon Sistemine yüklenir
*Tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu tarafından karar verilir.

