ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EĞİTİM BİLİMLERİ ANABİLİM DALI
EĞİTİMDE ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME PROGRAMI

MADDE TEPKİ KURAMI AĞAÇ YAKLAŞIMIYLA KAYIP VERİLERİN MODELLENMESİNİN FARKLI SİMÜLASYON KOŞULLARINDA PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ

DOKTORA TEZİ

YEŞİM BERİL SOĞUKSU

ANKARA
ŞUBAT, 2024


ANKARA ÜNİVERSİTESİ
1946

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EĞİTİM BİLİMLERİ ANABİLİM DALI
EĞİTİMDE ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME PROGRAMI

MADDE TEPKİ KURAMI AĞAÇ YAKLAŞIMIYLA KAYIP VERİLERİN MODELLENMESİNİN FARKLI SİMÜLASYON KOŞULLARINDA PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ

DOKTORA TEZİ

YEŞİM BERİL SOĞUKSU

DANIŞMAN: DOÇ. DR. ERGÜL DEMİR

ANKARA
ŞUBAT, 2024

Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğüne,

Yeşim Beril SOĞUKSU adlı öğrencinin hazırladığı "Madde Tepki Kuramı Ağaç Yaklaşımıyla Kayıp Verilerin Modellenmesinin Farklı Simülasyon Koşullarında Parametre Kestirimlerine Etkisi" başlıklı bu çalışma Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı / Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Doktora Programı'nda jüri üyelerince oy birliği ile **Doktora Tezi** Olarak Kabul Edilmiştir.

	Jüri Üyeleri	İmza
Başkan	Prof. Dr. Nilüfer KAHRAMAN	……
Üye	Doç. Dr. Ergül DEMİR (Danışman	……...
Üye	Prof. Dr. Burcu ATAR	…….
Üye	Doç. Dr. Deniz H. GÜLLEROĞLU	..……..…….
Üye	Doç. Dr. Seher YALÇIN	….....……..

ONAY

Bu tez Ankara Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca jüri üyeleri tarafından 23/02/2024 tarihinde, Enstitü Yönetim Kurulunca …/…/2024 tarihinde kabul edilmiştir.

……

Prof. Dr. Mehmet İkbal YETİŞİR

Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgileri akademik yazım kurallarına uygun biçimde raporlaştırdığımı ve bunları etik ilkelere (atıfta bulunulan tüm yapıtlara kaynaklarda yer verilmesi, tezde kullanılan bilgi ve belgelere resmi yollarla ulaşılması ve bunların aslı bozulmadan kullanılması vb.) uygun olarak elde ettiğimi ve sunduğumu bildiririm.

Yeşim Beril SOĞUKSU

ÖZET

MADDE TEPKİ KURAMI AĞAÇ YAKLAŞIMIYLA KAYIP VERİLERİN MODELLENMESİNİN FARKLI SİMÜLASYON KOŞULLARINDA PARAMETRE KESTİRİMLERİNE ETKİSİ

SOĞUKSU, Yeşim Beril
Doktora Tezi, Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı
Tez Danışmanı: Doç. Dr. Ergül DEMİR
Şubat, 2024, xv + 168 Sayfa

Bu araştırmanın amacı, ikili puanlanan testlerde, farklı kayıp veri mekanizmaları altındaki kayıp verilerin Madde Tepki Kuramı Ağaç (MTKA) yaklaşımıyla modellenmesinin yetenek kestirimlerine etkisini, farklı simülasyon koşullarında ve bazı başarılı olarak kabul edilen kayıp veri yöntemleriyle karşılaştırarak ortaya koymaktır. Araştırmanın amacı doğrultusunda 3 farklı kayıp veri mekanizması (Tamamen Seçkisiz Kayıp - TSK, Seçkisiz Kayıp - SK ve Seçkisiz Olmayan Kayıp - SOK), kayıp veri yüzdesi (10, 25 ve 40), madde uzunluğu (20, 30 ve 40), örneklem büyüklüğü (400, 750 ve 1500) değişimlenerek, 100 tekrardan oluşan veri üretimleri R programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiş, tüm koşulların çaprazlanmasıyla toplam 3x3x3x3=8100 veri seti elde edilmiştir. Üretilen veri setlerinde simülasyon geçerliğine yönelik kontroller yapıldıktan sonra Madde Tepki Kuramı (MTK), İki Parametreli Lojistik Modele (2PLM) yönelik Beklenen Sonsal Dağılım (EAP) yetenek kestirimleri gerçekleştirilmiş ve bu kestirimler referans parametreleri olarak alınmıştır. TSK, SK ve SOK mekanizmalarına yönelik, belirlenen oranlarda kayıp veriler oluşturulduktan sonra veri setlerinde MTKA yaklaşımı kullanılarak kayıp veriler modellenmiş, aynı zamanda Beklenti-Maksimizasyon Algoritması (BMA) ve Çoklu Atama (ÇA) yöntemleriyle kayıp verilerle baş edilmiştir. Yöntemler kullanıldıktan sonra tüm veri setlerinde 2PLM'ye yönelik EAP yetenek kestirimleri gerçekleştirilmiştir. Kestirilen parametrelerin, referans parametrelere ne ölçüde benzediğinin belirlenebilmesi için yanlılık ve Ortalama Karekök Hatası (RMSE) değerleri hesaplanarak, bu değerlerin ortalamaları alınmıştır. MTKA yaklaşımının, yetenek kestirimlerine yönelik ortalama yanlılık ve RMSE değerleri açısından diğer yöntemlerden manidar olarak farklılaşıp

farklılaşmadığının tespit edilebilmesi için Faktöriyel ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, yanlılık ortalamaları açısından, MTKA yaklaşımının araştırmada yer alan tüm koşullarda BMA ve ÇA yöntemlerinden biraz daha yüksek, negatif yönlü ve 0'a oldukça yakın yanlılık ortalamalarına neden olduğu; TSK ve SOK mekanizmalarına yönelik kayıplar içeren, düşük madde sayısına sahip testlerin uygulandığı orta büyüklükteki örneklemlerde, yetenek kestirimlerinin yanlılık ortalamalarının, diğer koşullara göre daha düşük olduğu tespit edilmiştir. RMSE ortalamaları açısından, araştırmada yer alan tüm koşullarda MTKA yaklaşımıyla, BMA ve ÇA yöntemlerinden daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiği belirlenmiş, bunun yanı sıra MTKA ile TSK ve SOK mekanizmalarındaki kayıp verilerde, kayıp veri yüzdesinin düşük, madde sayısının yüksek olduğu durumlarda daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiği tespit edilmiştir. Simülasyon çalışmasını desteklemek amacıyla gerçekleştirilen gerçek veri çalışmasında, PISA (Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı) 2012 İtalya Matematik testi verileriyle çalışılmıştır. Gerçek veri setinde yer alan kayıp verilere, PISA 2012'de kayıp verilerle mücadelede kullanılan 'Sıfır Atama' yöntemiyle değer ataması yapılmış, veri setinde 2PLM'ye yönelik EAP yetenek kestirimleri gerçekleştirilerek bu kestirimler referans parametreleri olarak alınmıştır. Gerçek veri setinde, MTKA yaklaşımıyla kayıp veriler modellenmiş, aynı zamanda BMA ve ÇA yöntemleriyle kayıp verilerle baş edilmiştir. Yöntemler kullanıldıktan sonra yetenek kestirimlerine yönelik yanlılık ve RMSE değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca yöntemler kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin, manidar olarak farklılaşıp farklılaşmadığının tespit edilebilmesi için Tekrarlı Ölçümler ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumda yetenek parametrelerinin yanlılık değerinin 0'a oldukça yakın ve BMA ve ÇA yöntemlerine göre biraz daha düşük olduğu, yanlılık değerinin simülasyon sonuçlarına benzer şekilde negatif yönlü olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen RMSE değeri, simülasyon çalışmasında olduğu gibi BMA ve ÇA yöntemleriyle elde edilen RMSE değerlerinden daha düşüktür. Yöntemler kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin manidar olarak farklılaşmadığı, dolayısıyla MTKA yaklaşımının, gerçek bir veri setinde, yetenek parametrelerinin doğruluğu açısından BMA ve ÇA yöntemleri kadar etkili olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: MTKA, kayıp veri, simülasyon, yanlılık, RMSE, R programlama dili

ABSTRACT

THE EFFECT OF MODELLING MISSING DATA WITH THE ITEM RESPONSE THEORY TREE APPROACH ON PARAMETER ESTIMATES UNDER DIFFERENT SIMULATION CONDITIONS

SOĞUKSU, Yeşim Beril

Dissertation, Department of Educational Sciences

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ergül DEMİR

February, 2024, xv + 168 Pages

The aim of this study is to investigate the effect of modeling missing data under different missing data mechanisms with IRTree approach on ability estimations in dichotomous items under different simulation conditions and by comparing with some successful missing data methods. Three missing data mechanisms (Missing Completely at Random - MCAR, Missing at Random - MAR and Missing not at Random -MNAR), missing data percentages (10, 25 and 40), item lengths (20, 30 and 40), sample sizes (400, 750 and 1500) were varied and data generation consisting of 100 repetitions was performed using R programming language, and a total of 3x3x3x3x3=8100 data sets were obtained by crossing all conditions. After the simulation validity studies, Expected a Posteriori (EAP) ability estimations for Item Response Theory (IRT), 2-Parameter Logistic Model (2PLM) were performed and these estimations were taken as reference parameters. After generating missing data for MCAR, MAR and NMAR mechanisms at the determined rates, missing data were modeled using the IRTree approach, and also dealed with the Expectation-Maximization Algorithm (EMA) and Multiple Imputation (MI). EAP ability estimations for 2PLM were performed for all data sets and mean bias and Root Mean Square Error (RMSE) were calculated. Factorial ANOVA analysis was performed to determine whether the IRTree approach differs significantly from the other methods in terms of mean bias and RMSE for ability estimations. As a result, in terms of mean bias, it was found that the IRTree approach caused slightly higher, negatively and very close to zero mean bias than the EMA and MI in all conditions. Additionally, the mean bias of the ability estimates in medium-sized samples, with tests

of low item lengths, under MCAR and NMAR mechanisms were lower with the IRTree approach compared to other conditions. In terms of mean RMSE, it was determined that mean RMSEs' obtained with the IRTree approach were lower than EMA and MI in all conditions. Furthermore, lower mean RMSEs' were obtained with IRTree for the MCAR and NMAR mechanisms when the percentage of missing data was low and the number of items was high. For the empirical illustration to support the simulation study, PISA (Programme for International Student Assessment) 2012 Italy Mathematics data set were used. The missing data in the empirical data set were assigned values with the 'Zero Imputation' method used in PISA 2012 to deal with missing data, EAP ability estimations for 2PLM were performed in the data set and these estimations were taken as reference parameters. In the empirical data set, missing data was modeled with the IRTree approach, and at the same time, dealed with EMA and MI methods and bias and RMSE values for the ability estimates were calculated. The Repeated Measures ANOVA analysis was performed to determine whether the estimated ability parameters differed significantly after using the methods. As a result, it was found that the bias value of the ability parameters was very close to 0 and slightly lower than the EMA and MI methods with the IRTree approach, and the bias value was negative, similar to the simulation results. The RMSE value obtained is lower than the RMSE values obtained with EMA and MI methods as in the simulation study. It was found that the estimated ability parameters did not differ significantly after using the methods, therefore, the IRTree approach is as successful as the EMA and MI methods in terms of the accuracy of the ability parameters in an empirical data set.

Key Words: IRTree, missing data, simulation, bias, RMSE, R programming language

ÖNSÖZ

Yaşadığım yerden uzak bir şehirde yepyeni bir öğrenme macerasına atılacağım süreçte hem çok heyecanlı hem de gergindim. Uzun yolculuklar, uykusuz günler ve oldukça yoğun bir süreç beni bekliyordu. Doktoraya başladığım 2019 yılından, en sonunda bu satırları yazabileceğim güne geldim ve şimdi geriye baktığımda verdiğim tüm emeklere ve yaşadığım zorluklara değmiş diyorum.

Bu süreçte akademik birikimi, mesleğine ve öğrencilerine verdiği önem, disiplini ve titizliğiyle kendime örnek aldığım; yolumu aydınlatan, bana her zaman destek olan çok kıymetli hocam, danışmanım Doç. Dr. Ergül DEMİR'e çok teşekkür ederim.

Tez sürecimde değerli katkıları ve önerileriyle bana destek veren kıymetli hocalarım Doç. Dr. Deniz H. GÜLLEROĞLU ve Prof. Dr. Nilüfer KAHRAMAN'a,

Tez jürimde yer alan ve verdikleri değerli katkılarla çalışmamı daha ileri bir noktaya taşıyan kıymetli hocalarım Doç. Dr. Seher YALÇIN ve Prof. Dr. Burcu ATAR'a,

Ders dönemim boyunca kendilerinden akademik anlamda çok şey öğrendiğim, öğrenme serüvenimi oldukça keyifli hale getiren çok değerli hocalarıma,

Doktora sürecimde tanışma fırsatı bulduğum, kimi zaman dertleştiğimiz, kimi zaman bilgi alışverişinde bulunduğumuz sevgili arkadaşlarıma,

Bu serüvene birlikte başladığımız, ders sürecimde hep yanımda olan, varlığıyla bana güç veren, bana evini açan canım dostum Emine KÖSE'ye ve kıymetli ailesine,

Yaşadığım oldukça zorlu bir süreçte beni yeniden ayağa kaldıran, motivasyonumu tekrar kazanmamı sağlayan, kendisinden çok şey öğrendiğim canım dostum Hatice GÜRDİL'e çok teşekkür ederim.

Canım annem ve babam… Uzakta olsanız da bu sürecin her aşamasını benimle birlikte siz de yaşadınız. Yanımda olduğunuz için ne kadar teşekkür etsem azdır. İyi ki diyorum… İyi ki benim ailemsiniz.

Ve… Doktoraya başlamamı sağlayan, sürecin tüm zorluklarını ve güzelliklerini benimle birlikte yaşayan, desteğini her zaman yanımda hissettiğim sevgili eşim Ali Kemal SOĞUKSU'ya çok teşekkür ederim. Canımın parçası biricik oğlum Ege… Beni sabırla beklediğin, yoğunluklarımı anlayışla karşıladığın, varlığınla bana güç verdiğin için sana çok teşekkür ederim.

Yeşim Beril SOĞUKSU

Şubat 2024

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BİLDİRİMİ ... iii
ÖZET ... iv
ABSTRACT ... vi
ÖNSÖZ ... viii
İÇİNDEKİLER ... ix
TABLOLAR DİZİNİ ... xii
ŞEKİLLER DİZİNİ ... xiii
KISALTMALAR ... xv
BÖLÜM 1 ... 1
GİRİŞ ... 1
Problem ... 1
Amaç ... 7
Önem ... 8
Sayıltılar ... 9
Sınırlılıklar ... 10
BÖLÜM 2 ... 11
KURAMSAL ÇERÇEVE VE İLGİLİ ARAŞTIRMALAR ... 11
Kayıp Veri ... 11
Kayıp Veri Örüntüleri ... 12
Kayıp Veri Mekanizmaları ... 13
Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK) ... 14
Seçkisiz Kayıp (SK) Mekanizması ... 15
Seçkisiz Olmayan (SOK) Kayıp Mekanizması ... 16
İhmal Edilebilirlik (Ignorability) ... 17
Kayıp Veri Yöntemleri ... 18
Geleneksel Kayıp Veri Yöntemleri ... 18
Liste Silme (LS) Yöntemi (Listwise Deletion) ... 18
İkili Silme (İS) Yöntemi (Pairwise Deletion) ... 19
Ortalama Atama (OA) Yöntemi (Mean Imputation) ... 20
Regresyon Atama (RA) Yöntemi (Regression Imputation) ... 20

Stokastik Regresyon Atama (SRA) Yöntemi (Stochastic Regression Imputation) 21
Yeni Yaklaşımlar 22
En Çok Olabilirlik (EÇO) (Maximum-Likelihood) 22
Beklenti-Maksimizasyon (BMA) Algoritması (Expectation-Maximization) 24
Çoklu Atama (ÇA) Yöntemi (Multiple Imputation) 25
Madde Tepki Kuramı Ağaç (IRTree) Yaklaşımı 27
MTKA Varsayımları 32
MTKA Model Uyumu 33
Kayıp Verilerin MTKA Yaklaşımıyla Modellenmesi 33
İkili Puanlanan Testlerde Yer Alan Kayıp Veriler İçin MTKA Modelleri 34
Çoklu (Polytomous) Puanlanan Testlerde Yer Alan Kayıp Veriler İçin MTKA Modelleri 39
İlgili Araştırmalar 40
Kayıp Verilerin MTKA ile Modellendiği Araştırmalar 41
Kayıp Verilerin Diğer Yöntemlerle Modellendiği Araştırmalar 42
İlgili Araştırmaların Genel Olarak Değerlendirilmesi 49
BÖLÜM 3 51
YÖNTEM 51
Araştırmanın Modeli 51
Verilerin Üretilmesi 52
Sabit Tutulan Koşullar 53
Değişimlenen Koşullar 55
Simülasyon Geçerlik Çalışmaları 58
Veri Setlerinin Tek Boyutluluklarının İncelenmesi 59
Veri Setlerinin Yerel Bağımsızlıklarının İncelenmesi 60
Veri Setlerinin Model-Veri Uyumlarının İncelenmesi 61
Madde Parametrelerinin Belirlenen Aralıklarda Olma Durumu 62
Madde Parametrelerinin Yanlılık ve RMSE Değerleri 63
Kayıp Verilerin Oluşturulması 64
Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK) 65
Seçkisiz Kayıp (SK) 65
Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) 66
Kayıp Veri Oranlarının Kontrol Edilmesi 66
Kayıp Veri Yöntemlerinin Kullanılması 67

MTK Ağaç (MTKA) Yaklaşımı 67
Beklenti-Maksimizasyon Algoritması (BMA) 71
Çoklu Atama (ÇA) Yöntemi 72
Verilerin Analizi 73
Gerçek Veri Uygulaması 76
BÖLÜM 4 81
BULGULAR VE YORUMLAR 81
Farklı Koşullarda Yanlılık ve RMSE Ortalamalarının Değişiminin İncelenmesi 81
TSK Mekanizması 81
SK Mekanizması 84
SOK Mekanizması 86
Farklı Koşullarda Yanlılık Ortalamalarının İncelenmesi 90
Tukey Testi Sonuçları 92
Farklı Koşullarda RMSE Ortalamalarının İncelenmesi 107
Tukey Testi Sonuçları 109
Gerçek Veri Uygulamasında Yanlılık ve RMSE Değerlerinin İncelenmesi 120
Gerçek Veri Uygulamasında Yetenek Parametrelerinin İncelenmesi 122
BÖLÜM 5 125
SONUÇ VE ÖNERİLER 125
Sonuçlar 125
Öneriler 128
Uygulayıcıya Öneriler 128
Araştırmacılara Öneriler 128
KAYNAKLAR 131
EKLER 141
EK 1. MTKA Modelinde Yerel Bağımsızlık İhlali Olan Veri Seti Sayısı 142
EK 2. MTKA Modelinde Boyutluluğa Yönelik Log-Olabilirlik Sonuçları 145
EK 3. MTKA Modelinde Cevaplamadan Atlama Eğilimi ve Yetenek Arasındaki Ortalama Korelasyonlar 148
EK 4. Yanlılık Ortalamalarına Yönelik Tukey Testi İkili Karşılaştırmaları 151
EK 5. RMSE Ortalamalarına Yönelik Tukey Testi İkili Karşılaştırmaları 158
EK 6. Etik Kurul Onayı 166
BENZERLİK BİLDİRİMİ 167
ÖZGEÇMİŞ 168

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo **Sayfa**

Tablo 1. MTKA Modeli İçin Örnek Bir Haritalama Matrisi 31
Tablo 2. Yeniden Kodlama Sonucunda Oluşan Veri Matrisi 31
Tablo 3. Cevaplanmadan Atlanan Maddeler İçin Haritalama Matrisi..... 35
Tablo 4. Ulaşılamayan Maddeler İçin Haritalama Matrisi 36
Tablo 5. MSM İçin Haritalama Matrisi 37
Tablo 6. DEÇM İçin Haritalama Matrisi..... 38
Tablo 7. Simülasyon Deseni 52
Tablo 8. Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Madde Sayıları 55
Tablo 9. Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Örneklem Büyüklükleri56
Tablo 10. Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Kayıp Veri Oranları... 57
Tablo 11. Veri Setlerinin Tek Boyutluluk Kontrolleri 60
Tablo 12. Veri Setlerinin Yerel Bağımsızlık Kontrolleri 61
Tablo 13. Veri Setlerine İlişkin M2 İstatistiği Uyum Kontrolleri 61
Tablo 14. Aralık Dışında Olan Parametre Sayıları ve Oranları..... 63
Tablo 15. Madde Parametrelerine İlişkin Yanlılık ve RMSE Değerleri 64
Tablo 16. Kayıp Veri Miktarları ve Doğrulanma Yüzdeleri 67
Tablo 17. Cevaplanmadan Atlanan Maddelere Yönelik Haritalama Matrisi 69
Tablo 18. TSK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları ... 82
Tablo 19. SK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları..... 85
Tablo 20. SOK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları... 87
Tablo 21. Yanlılık Ortalamalarına Yönelik Faktoriyel ANOVA Sonuçları..... 90
Tablo 22. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları..... 92
Tablo 23. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları 94
Tablo 24. Yanlılık Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları.. 95
Tablo 25. RMSE Ortalamalarına Yönelik Faktoriyel ANOVA Sonuçları..... 108
Tablo 26. RMSE Ortalamalarının Kayıp Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları.... 110
Tablo 27. RMSE Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları .. 111
Tablo 28. Gerçek Veri Setinde Yanlılık ve RMSE Değerleri 121
Tablo 29. Yetenek Parametrelerine Yönelik Tekrarlı Ölçümler ANOVA Sonucu..... 122

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 1. Kayıp Veri Örüntüleri 12
Şekil 2. Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK) Mekanizması 15
Şekil 3. Seçkisiz Kayıp (SK) Mekanizması..... 16
Şekil 4. Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) Mekanizması 17
Şekil 5. Çoklu Atama Analiz Süreci..... 26
Şekil 6. Dört Kategorili Bir Maddeye Yönelik Ağaç Modelleri 29
Şekil 7. Likert Tipi (4 Kategorili) Bir Ölçeğe İlişkin Ağaç Modeli 30
Şekil 8. Cevaplanmadan Atlanan Maddelere Yönelik MTKA Modeli 34
Şekil 9. Ulaşılamayan Maddelere Yönelik MTKA Modeli..... 36
Şekil 10. Madde Seçim Modeli (MSM) 37
Şekil 11. Devam Eden Çaba Modeli (DEÇM) 38
Şekil 12. Çoklu Puanlanan Testler İçin Doğrusal (Linear) MTKA Modeli 39
Şekil 13. Çoklu Puanlanan Testler İçin İç İçe Geçmiş MTKA Modeli..... 40
Şekil 14. Cevaplanmadan Atlanan İkili Maddelere Yönelik MTKA Modeli..... 68
Şekil 15. Cevaplanmadan Atlama Eğilimi ve Yetenek Arasındaki İlişkinin Kayıp Veri Mekanizmalarına Göre Değişimi 70
Şekil 16. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma Ana Etkisine Göre Değişimi 93
Şekil 17. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem Ana Etkisine Göre Değişimi 94
Şekil 18. Yanlılık Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre Değişimi 96
Şekil 19. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Yöntem Etkileşimine Göre Değişimi 97
Şekil 20. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi .. 98
Şekil 21. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Madde Etkileşimine Göre Değişimi 100
Şekil 22. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi 101
Şekil 23. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi 102
Şekil 24. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Madde Etkileşimine Göre Değişimi..... 104
Şekil 25. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi 105
Şekil 26. RMSE Ortalamalarının Kayıp Ana Etkisine Göre Değişimi..... 110
Şekil 27. RMSE Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre Değişimi 111
Şekil 28. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Yöntem Etkileşimine Göre Değişimi 112

Şekil 29. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi .. 113
Şekil 30. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Madde Etkileşimine Göre Değişimi . 114
Şekil 31. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi 115
Şekil 32. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Madde Etkileşimine Göre Değişimi 116
Şekil 33. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi .. 117
Şekil 34. RMSE Ortalamalarının Kayıp x Madde Etkileşimine Göre Değişimi 118
Şekil 35. RMSE Ortalamalarının Kayıp x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi 119

KISALTMALAR

TSK	Tamamen Seçkisiz Kayıp
SK	Seçkisiz Kayıp
SOK	Seçkisiz Olmayan Kayıp
MTKA	Madde Tepki Kuramı Ağaç
MTK	Madde Tepki Kuramı
BMA	Beklenti-Maksimizasyon Algoritması
ÇA	Çoklu Atama
LS	Liste Silme
İS	İkili Silme
OA	Ortalama Atama
RA	Regresyon Atama
SRA	Stokastik Regresyon Atama
EÇO	En Çok Olabilirlik
TEÇO	Tam Bilgi En Çok Olabilirlik
MC	Monte Carlo
1PLM	Bir Parametreli Lojistik Model
2PLM	İki Parametreli Lojistik Model
3PLM	Üç Parametreli Lojistik Model

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Bu bölümde araştırmanın problemi konuyla ilgili alanyazındaki kaynaklardan yararlanılarak ortaya konulmuş, ardından araştırmanın amacına, önemine, sayıltılarına ve sınırlılıklarına yer verilmiştir.

Problem

Eğitimde ve psikolojide ölçme, bireyler hakkında karar verme hususlarında oldukça önemlidir. Yapılan ölçmelerle bireylere ilişkin özellikler, sayı ve sembollerle ifade edilir. Bireylerin bazı özellikleri (ağırlık, uzunluk vb.) doğrudan ölçülebilir olsa da; zekâ, yetenek, başarı, tutum, kaygı gibi örtük özellikleri ancak dolaylı olarak ölçülebilmekte; bu amaçla test, ölçek, anket vb. ölçme araçlarından yararlanılmaktadır. Araştırmacılar geliştirdikleri ya da kullandıkları ölçme araçlarıyla, ilgilenilen psikolojik yapılara ilişkin çeşitli veriler toplamaktadır. Bu durumda ideal olan, verilerin toplandığı bireylerin ölçme aracında yer alan tüm maddeleri içtenlikle yanıtlamaları olsa da, çeşitli nedenlerden dolayı yanıtlanmayan maddeler olabilir. Bireylerin gözlenemeyen bu yanıtları alanyazında "kayıp veri (missing data)" olarak adlandırılmaktadır.

Kayıp veriler birçok farklı nedenden dolayı ortaya çıkabilmektedir. Örneğin geniş ölçekli testlerde, maliyetleri düşürmek, katılımcılarda meydana gelebilecek yorgunluk ya da madde aşinalığını azaltmak için, katılımcılara sadece belirli bir madde kümesinin uygulanmasından dolayı (not-administered) oluşabilmektedir. Fakat geniş ölçekli testlerdeki, bu şekildeki planlı kayıp veriler (planned missing data) geçerlik için tehdit oluşturmamaktadır (Rose, von Davier ve Nagengast 2015). Bunun yanı sıra bireylerin ölçme aracındaki bazı maddeleri cevaplamadan atlamasıyla (omitted) da kayıp veriler ortaya çıkabilmektedir. Örneğin bir ankette bazı katılımcıların belirli maddelerden rahatsız olmaları, seçenekler arasında tercih yapmakta zorlanmaları, maddeyi yanıtlamak istememeleri veya veri güvenliği açısından kendilerini güvende hissetmemeleri gibi sebepler, bireylerin belirli maddeleri cevaplamadan geçmelerine neden olabilir (Little ve Rubin, 1987; Pohl, Grafe ve Rose, 2014; Rose, 2013). Ayrıca

bir testte mevcut olan süre kısıtlamalarından dolayı bireylerin maddeye ulaşamaması (not-reached) da kayıp verilere yol açabilmektedir (Pohl, Grafe ve Rose, 2014). Bu şekildeki planlı olmayan kayıp veriler (unplanned missing data), araştırmacıların veri analizlerinde karşılaştıkları en yaygın problemlerden biridir. Problemin ciddiyeti kayıp veri örüntüsünün yanı sıra, kayıp verinin miktarına ve neden ortaya çıktığına bağlıdır (Tabachnick ve Fidell, 2007).

Kayıp veri örüntüsü, bir veri setindeki kayıp verilerin konumunu ifade ederken, verinin kayıp olma nedenine dair bir açıklama içermez (Enders, 2010). Kayıp verilerin miktarının ise çalışmanın genellenebilirliğine ve istatiksel çıkarımlara etkisi büyüktür. Yüksek oranda kayıp veriye sahip veri setlerinden elde edilecek sonuçlar, örneklemin evreni temsil gücünü düşürecektir. Dolayısıyla kayıp verilerin ortaya çıkmasına neden olan süreç, analizlerle yapılacak olan çıkarımların geçerliğini azaltacaktır.

Rubin (1976), ölçmeye konu olan değişkenler ve ortaya çıkabilecek kayıp veriler arasındaki ilişkileri açıklayan kayıp veri mekanizmalarına ilişkin sağlam bir temel oluşturmuştur. Kayıp veri mekanizmaları, kayıp veriye ilişkin nedensellik ortaya koymamakla birlikte, gözlenen ve kayıp veri arasında matematiksel bir ilişki sunmaktadır. Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK), Seçkisiz Kayıp (SK) ve Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) olmak üzere üç farklı kayıp veri mekanizması tanımlanmıştır. Tüm bu kayıp veri mekanizmaları, kayıp verilerin bulunduğu değişken ya da değişkenler, ilişkili değişkenler (kovaryant değişkenler dâhil) ve kayıp verilerin altında yatan hipotetik mekanizma ile ilgili bilgiler verildiğinde, kayıp verilerin olasılığını ifade etmektedir (McKnight, McKnight, Sidani ve Figueredo, 2007).

TSK ve SK mekanizmaları, kayıp verilerin ihmal edilebilir olduğunu göstermektedir. Bu durumda verinin kayıp olma durumu, gözlenen ve gözlenemeyen değişkenlerin her ikisinden de tamamen bağımsız ya da gözlenen değişkenler verildiğinde gözlenemeyen değişkenlerden koşullu stokastik bağımsızdır. Stokastik bağımsızlık, kayıp verinin gözlenemeyen değişkenler ve model parametreleri açısından bilgilendirici olmadığı ve ihmal edilebileceği anlamına gelmektedir. Kayıp veri mekanizmasının SOK olması ise ihmal edilemeyecek kayıp verileri göstermektedir. Bu durumda verinin kayıp olma durumu, gözlenen değişkenler verildiğinde gözlenemeyen değişkenlerden koşullu bağımsız değildir. İhmal edilemeyecek kayıp veriler, gözlenemeyen değişkenlere bağlı olarak bilgi içermektedir. Dolayısıyla bu bilginin göz ardı edilmesi, model parametrelerinin yanlı kestirimlerine ve ulaşılan sonuçların hatalı olmasına sebep olmaktadır (Rose, von Davier ve Nagengast, 2015).

Araştırmalarda karşılaşılan kayıp verilerin problem teşkil etmesinin bir diğer önemli sebebi ise, araştırmacıların gerçekleştirdikleri veri analizlerinin, kayıp veri içermeyen veri matrisleri için geliştirilmiş olmasıdır (Graham, 2012). Dolayısıyla kayıp verilerin varlığı, istatistiksel analizleri karmaşık bir hale getirmektedir. Little, Lang, Wu ve Rhemtulla (2016), kayıp verilerin varlığında yanlılık, Tip 1 ve Tip 2 hata durumlarının ortaya çıkacağını belirtmişlerdir. Dolayısıyla araştırmacıların kayıp veriyle karşılaştıklarında dikkatli olmaları gerekmektedir. Allison (2002), kayıp verilerle karşılaşıldığında en çok kullanılan yöntemlerden birinin, kayıp verilere sahip bireyleri analizden çıkarmak ve kalan bireylerle analize devam etmek olduğunu belirtmiştir. Bu şekilde kayıp verilerin ihmal edilmesi, kayıp verilerin ortaya çıkma sürecinin modellenmesine gerek olmadığı anlamına gelmektedir. Fakat kayıp verilerin bu şekilde ihmal edilebilir olması için, kayıp veri mekanizmasının TSK veya SK olması gerekmektedir. İhmal edilemeyecek kayıp verilerin varlığında, doğru parametre kestirimleri için kayıp veri mekanizmasının modellenmesi gerekmektedir.

Kayıp verilerle baş edebilmek için alanyazında birçok farklı yaklaşım bulunmakta; bunlardan bazıları geleneksel, bazıları ise yeni yaklaşımlar olarak kabul edilmektedir. Örneğin geleneksel yaklaşımlardan Liste Silme (LS) yöntemi, kayıp verilerle baş etmek için kullanılan en basit ve araştırmacıların en çok kullandığı yöntemlerden biridir. Bu yöntemde kayıp veri içeren birimler veri setinden çıkarılmakta ve analizlere geriye kalan tam veri setiyle devam edilmektedir. Ancak bu şekilde hem veri setinde bilgi kaybı oluşmakta, hem de istatistiksel güç düşmektedir. Aynı zamanda bu yöntemin kullanılabilmesi için kayıp veri mekanizmasının TSK olması gerekmektedir ki çoğunlukla bu varsayımın karşılanabilmesi pek olası değildir. Geleneksel yöntemlerden bir diğeri olan basit atamaya dayalı tekniklerde ise kayıp olan veriler yerine çeşitli şekillerde (ortalama atama, sıfır atama, regresyon atama vb.) değerler atanmakta, böylece veri setinde herhangi bir eksilme olmadan analizlere devam edilebilmektedir. Fakat Little ve Rubin (2002), bu yöntemlerin kayıp veri mekanizması TSK olsa dahi, parametre kestirimlerinde yanlılığa sebep olduklarını belirtmişlerdir. Bunun yanı sıra basit atamaya dayalı yöntemlerle oluşturulmuş bir veri seti analiz edilirken, atama yapılan değerler gerçek değerlermiş gibi işlem görmekte, dolayısıyla örnekleme hatası olduğundan daha düşük hesaplanmaktadır.

Geleneksel yöntemlere göre kayıp verilerle baş etmede çok daha başarılı olarak kabul edilen yeni yaklaşımlar, araştırmacıların karşılaştıkları kayıp veri sorununa çok daha etkili çözümler sunmaktadır. Bu yöntemler daha titiz ve yansız parametre

kestirimleri sağlamakta, dolayısıyla analiz sonuçlarının kalitesini yükseltmektedir. Bunun yanı sıra veri setinde bilgi kaybı olmadan analizler gerçekleştirilebilmekte, istatistiksel güçte herhangi bir azalma olmamaktadır. En Çok Olabilirlik (EÇO) teknikleri ve Rubin (1987)'in geliştirdiği Çoklu Atama (ÇA), yeni yaklaşımlar arasında alanyazında en popüler ve başarılı olarak kabul edilen yöntemlerden bazılarıdır. Bu yöntemlerle TSK ve SK mekanizmalarında doğru kestirimler elde edilebilmekte, fakat SOK mekanizması altındaki ihmal edilemeyecek kayıp verilere yönelik parametre kestirimlerinde yanlılık oluşmaktadır (Enders, 2013).

Rose ve diğerleri (2015), neredeyse tüm yeni yaklaşımların, kayıp veri mekanizmasının ihmal edilebilir olduğu varsayımına dayandığını belirtmişlerdir. Kayıp veri mekanizması ihmal edilebilir olmadığında, kullanılabilecek etkili modeller ve yöntemler olsa da, uygun olan çok az sayıda yazılım mevcuttur. Enders (2010), SOK mekanizmasındaki kayıp veriler için Seçim Modelinin (Selection Model) ve Örüntü Karma Modelinin (Pattern Mixture Model) kullanılabileceğini belirtmiştir. Seçim Modeli, yanıt olasılıklarını tahmin eden ek bir regresyon denklemi ile temel analizi birleştiren iki kısımdan oluşan bir modeldir. Örüntü Karma Modelinde ise, aynı kayıp veri örüntüsüne sahip vakaların alt grupları oluşturulmakta ve her bir örüntü içinde temel analiz modeline yönelik kestirimler yapılmaktadır. Her ne kadar bu iki yöntem ihmal edilemeyecek kayıp veriler için alan yazında önerilse de, karşılanması kolay olmayan varsayımlara sahiptir. Örneğin Seçim Modelleri büyük ölçüde test edilemeyen dağılım varsayımlarına dayanmakta, Örüntü Karma Modeli ise genellikle araştırmacıların bir veya daha fazla tahmin edilemeyen parametre için varsayılan değerleri belirtmesini gerektirmektedir. Belirtilen bu varsayımların karşılandığını doğrulamanın bir yolu yoktur ve varsayım ihlalleri SK mekanizmasına yönelik bir yöntemden elde edilenlerden bile daha büyük yanlılıklara neden olabilir. Dolayısıyla bu yöntemler kullanılırken dikkatli olunması önerilmiştir.

Sonuç olarak, kayıp verilerle baş etmede kullanılan geleneksel yöntemlerin kayıp verilerin ihmal edilebilir olduğu durumda bile parametre kestirimlerinde yanlılığa sebep olabileceği, başarılı olduğu kanıtlanmış yeni yaklaşımlarla ise ihmal edilemeyecek kayıp verilerin varlığında yanlı kestirimler elde edilebileceği görülmektedir. Bu noktada De Boeck ve Partchev (2012), hem ihmal edilebilir hem de ihmal edilebilir olmayan kayıp verilerin varlığında, Madde Tepki Kuramı Ağaç - MTKA (IRTree) yaklaşımını önermişler, ikili (dichotomous) ve çoklu (polytomous) puanlanan testlerde yer alan kayıp verilerin bu yaklaşımla modellenebileceğini ortaya

koymuşlardır. Jeon ve De Boeck (2016), MTKA yaklaşımını ağaç yapısına sahip olan ve bu ağaç yapısıyla yanıt süreçlerinin modellendiği bir MTK modeli olarak tanımlamışlardır. MTK modellerinde, matematiksel olarak bireyin belirli bir yanıt kategorisini seçme olasılığı, bireyin örtük özelliği ve maddenin özelliğinin bir fonksiyonu olarak açıklanırken; MTKA modellerinde sadece yanıt çıktısına değil, aynı zamanda bilişsel ve psikolojik süreçlere de odaklanılmaktadır. Bunun yanı sıra MTKA yaklaşımı, ağaç tabanlı model mantığını testte yer alan bir maddenin cevaplanma sürecinde kullanmakta, ağaç yapısı maddelerin yanıt kategorilerine, madde yanıtlarının altında yatan örtük değişkenlere ya da bunların her ikisine birden uygulanabilmektedir.

MTKA yaklaşımının, diğer kayıp veri yöntemlerine göre en büyük avantajı, bireylerin maddeyi yanıtlamadan atlama (omitted) ya da maddeye ulaşamadığı için yanıtlayamama (not-reached) gibi kayıp veriye yol açan farklı davranış süreçlerini ayırt edebilmesidir. Özellikle TSK ve SK varsayımlarının karşılanmadığı durumlarda, kayıp veriye yol açan bu süreçlerin modellenebilmesi parametre kestirimlerinde oluşabilecek yanlılığı azaltabilmektedir (Debeer, Janssen ve De Boeck, 2017). Örneğin ikili puanlanan bir yetenek testinde kayıp yanıtlar mevcut olduğunda, MTKA yaklaşımıyla bu kayıp yanıtların üçüncü bir yanıt kategorisi olarak kabul edilip, üç kategoriden oluşan (cevaplamadan atlama – doğru – yanlış) doğrusal bir ağaç modelinin kullanılabilmesi mümkündür. Bu şekilde oluşturulan bir ağaç modelinin avantajlarından biri, yeteneğin kayıp eğiliminden (missing propensity) farklı bir örtük özellik olarak ölçülebilmesi ve bu iki özellik arasındaki korelasyonun hesaplanabilmesidir. Elde edilen bu korelasyondan yola çıkılarak, kayıp verilerin ne ölçüde yeteneğe ve maddelere bağlı olduğu ortaya konulabilmekte, böylece veri setinde mevcut olan kayıp veri mekanizmasına dair bilgi edinilebilmektedir (De Boeck ve Partchev, 2012).

Debeer ve diğerleri (2017), düşük riskli (low-stakes) ve yüksek riskli (high-stakes) testlerde yer alan kayıp veri örüntüsünü anlama noktasında da MTKA yaklaşımının faydalı olabileceğini belirtmişlerdir. Düşük riskli testlerde MTKA analizi sonuçları, kayıp verilerle nasıl baş edileceğine karar vermede kullanılabilmektedir. Yüksek riskli testlerde ise, seçilen puanlama kuralının arzu edilen yanıt davranışını ortaya çıkarıp çıkarmadığını araştırmada faydalı olabilmektedir. Örneğin cevaplamadan atlanan maddeler yanlış olarak puanlanacaksa, MTKA analizleri cevaplamadan atlama davranışının bireyin yeteneğiyle ilişkili olup olmadığını gösterebilmektedir. Dolayısıyla eğer yetenekle ilişkili olmadığı görülürse, sonraki değerlendirmelerde yönergeler değiştirilebilir ve puanlama kuralına daha çok vurgu yapılabilir.

Konuyla ilgili alanyazın incelendiğinde, Jeon ve De Boeck (2016), çalışmalarında Likert tipi ölçeklerde karşılaşılan kayıp verilerin MTKA yaklaşımıyla modellenebileceğini göstermişler, aynı zamanda yanıt kategorilerinin çok boyutlu olduğu ve sıralı olmadığı durumlarda ağaç modelinde iki faktörlü bir yapıdan yararlanmanın çözüm olabileceğini ortaya koymuşlardır. Debeer ve diğerleri (2017), SK ve SOK mekanizmaları altında cevaplanmadan atlanan ve ulaşılamayan maddeleri modellemede MTKA yaklaşımından yararlanmışlar ve farklı simülasyon koşulları altında farklı MTKA modellerinin parametre kestirimlerine etkisini, kayıp verilerin ihmal edildiği durumla kıyaslayarak incelemişlerdir. Aynı zamanda gerçek verilerle destekledikleri çalışmalarında MTKA yaklaşımının, eğitsel değerlendirmelerde karşılaşılan kayıp verilerin modellenmesinde ve araştırılmasında kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır. Huang (2020) ise, testlerde yaşanabilen motivasyon kaybı, belirli bir noktada testi bırakma ve cevaplamadan atlama gibi davranışları olağan dışı yanıt davranışları olarak tanımlamış ve ihmal edilemeyecek bu kayıp verileri farklı simülasyon koşulları altında, MTKA yaklaşımı kullanarak modellemiştir. Sonuç olarak, kayıp verilerin MTKA yaklaşımıyla modellendiği çalışmalar mevcut olsa da, bunların oldukça kısıtlı olduğu görülmektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, kayıp verilerle etkili bir şekilde baş edebilmenin, araştırmalarla elde edilecek sonuçların geçerliği ve güvenirliği açısından oldukça önemli olduğu görülmektedir. Özellikle bireylerin yetenek puanlarından yola çıkılarak önemli kararların alındığı psikolojik ve eğitsel değerlendirmelerde, elde edilecek kestirimlerin doğruluğu daha da büyük bir önem kazanmaktadır. Dolayısıyla araştırmacıların kayıp verilerle karşılaştıklarında, bireylere yönelik yansız kestirimler elde edebilmeleri için, veri setlerinde mevcut kayıp mekanizmasına uygun kayıp yöntemlerini kullanmaları gerekmektedir. Bu noktada alanyazında birçok farklı yöntem mevcut olsa da, bunların hepsinin kendi içinde avantajları, dezavantajları ve çeşitli varsayımları olduğu görülmektedir. Sıklıkla kullanılan silmeye ya da atamaya dayalı yöntemler gibi geleneksel yaklaşımlarla ya da başarılı yöntemler olarak görülen En Çok Olabilirlik ve Çoklu Atama gibi yeni yaklaşımlarla, kayıp verilerin ihmal edilebilir olduğu TSK ve SK varsayımları altında yansız kestirimler elde edilebilmekte, bu varsayımın karşılanmaması ise parametre kestirimlerinde yanlılığa neden olmaktadır. Özellikle kayıp verilerin ihmal edilemeyeceği SOK mekanizmasında, kullanılabilecek yöntemlerin kısıtlılığı ve karşılanması güç varsayımlara sahip olması, kayıp verilerin sistematik ya da gözlenemeyen değişkenlere bağlı olduğu durumlarda kullanılabilecek

etkili bir yöntem ihtiyacını doğurmaktadır. Bu kapsamda MTKA yaklaşımı; hem ikili hem de çoklu puanlanan testlerde kullanılabilmesi, veri setinde herhangi bir azalmaya sebebiyet vermemesi, sadece ihmal edilebilir kayıplarla değil, aynı zamanda ihmal edilemeyecek kayıp verilerin modellenmesinde de kullanılabilmesi, ayrıca veri setinde mevcut olan kayıp veri mekanizmasına dair bilgi vermesi gibi avantajlarından dolayı, kayıp verilerle baş etmede umut verici bir yöntem olarak ön plana çıkmaktadır. Fakat alanyazındaki mevcut çalışmaların sınırlılığı, bu yaklaşımın değişen test durumlarında kayıp verilerle baş etme noktasındaki performansının ortaya konulması gerekliliğini doğurmaktadır. Bunun yanı sıra yapılan çalışmalarda, MTKA yaklaşımının sadece geleneksel yöntemlerle karşılaştırıldığı (Debeer vd., 2017; Huang, 2020) görülmektedir. Dolayısıyla bu yaklaşımın, alanyazında başarılı olarak görülen yöntemlerle birlikte ele alınması, kayıp verilerle baş etmedeki etkililiğini daha net bir şekilde ortaya çıkaracaktır. Bu nedenlerle araştırmada, MTKA yaklaşımının farklı kayıp veri mekanizmalarının, test uzunluklarının, örneklem büyüklüklerinin ve kayıp veri oranlarının değişimlendiği çeşitli koşullar altında parametre kestirimlerine etkisinin belirlenmesi, aynı zamanda alanyazında başarılı olarak kabul edilen bazı yeni yaklaşımlarla karşılaştırılarak benzerliklerinin ve farklılıklarının ortaya konulması ele alınmıştır.

Amaç

Bu araştırmanın amacı, ikili puanlanan testlerde, farklı kayıp veri mekanizmaları altındaki kayıp verilerin MTKA yaklaşımıyla modellenmesinin yetenek kestirimlerine etkisini farklı simülasyon koşullarında, Beklenti-Maksimizasyon Algoritması (BMA) ve Çoklu Atama (ÇA) yöntemleriyle karşılaştırarak ortaya koymaktır. Bu amaç doğrultusunda aşağıdaki sorulara yanıtlar aranmıştır:

1. Madde uzunluğunun 20, 30 ve 40, örneklem büyüklüğünün 400, 750 ve 1500, kayıp veri yüzdesinin %10, %25 ve %40 oranlarında olduğu testlerde, kayıp veri mekanizmasının, TSK, SK, SOK olduğu durumlarda MTKA yaklaşımı, BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanılmasıyla kestirilen yetenek parametrelerinin,
    a. Yanlılık ve ortalama karekök hatası (RMSE) ortalamaları nasıl değişmektedir?
    b. Yanlılık ortalamaları manidar olarak farklılaşmakta mıdır?
    c. RMSE ortalamaları manidar olarak farklılaşmakta mıdır?

2. Simülasyon koşullarından herhangi birini sağlayan gerçek bir veri setinde, MTKA yaklaşımı, BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanıldığı durumlarda,

a. Kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ve hata değerleri nasıldır?

b. Kestirilen yetenek parametreleri manidar olarak farklılaşmakta mıdır?

Önem

Kayıp veri problemiyle baş edebilmek için alanyazında birçok farklı yöntem olduğu görülmektedir. Bu yöntemlerin farklı varsayımlara sahip oldukları ve büyük çoğunluğunun kayıp veri mekanizmasının TSK ve SK olduğu durumlarda yansız parametre kestirimleri sağladığı bilinmektedir. Özellikle kayıp verilerin ihmal edilemeyeceği SOK durumlarında kullanılabilecek yöntemlerin kısıtlılığı ve karşılanması zor varsayımlara sahip olmaları göz önünde bulundurulduğunda, araştırmacıların tüm kayıp mekanizmalarında kullanılabilecekleri bir yöntem ihtiyacı bulunmaktadır. Bu nedenle araştırma, tüm kayıp mekanizmalarında kullanılabilen MTKA yaklaşımının, değişen koşullarda kayıp verilerle ne ölçüde baş edebildiğinin belirlenmesi açısından önemli görülmektedir.

İkili puanlanan testlerde yer alan kayıp verilerle mücadelenin, çoklu puanlanan testlere göre daha zor olduğu ve kullanılabilecek daha az yöntem olduğu bilinmektedir. MTKA yaklaşımının ikili puanlanan testlerde yer alan kayıp verilerle baş edebilmesi önemli bir üstünlük olarak ön plana çıksa da, bu konudaki çalışmalar kısıtlıdır. Dolayısıyla araştırma, MTKA yaklaşımının ikili puanlanan testlerde kayıp verilerle baş etmedeki etkililiğinin ortaya konulması açısından önemlidir.

MTKA yaklaşımı, diğer kayıp yöntemlerinden farklı olarak başarı testlerinde sıklıkla karşılaşılan maddeyi cevaplamadan atlama gibi farklı kayıp süreçlerinin modellenmesini sağlamakta, ayrıca cevaplamadan atlama davranışının, bireylerin yetenekleriyle ne ölçüde ilişkili olduğuna dair bilgi verebilmektedir. Böylece araştırmacılar topladıkları verilerle ilgili daha detaylı bilgi edinebilmekte ve elde ettikleri sonuçları daha doğru şekilde yorumlayabilmektedir. Bu araştırma, cevaplamadan atlama davranışının farklı test durumlarında ele alınması ve bireylerin yetenek kestirimlerine etkisinin araştırılması açısından önem arz etmektedir.

Kayıp verilerle mücadelede kullanılacak yöntemlerin hangi test uzunluklarında, örneklem büyüklüklüklerinde ve kayıp oranlarında daha iyi sonuçlar verdiği ya da tam

tersi kullanımlarının problemli olduğu araştırmacılara yol göstermektedir. Dolayısıyla değişen test durumlarında yöntemlerin nasıl çalıştığının belirlenmesi önemlidir. Bu araştırmada da MTKA yaklaşımının hangi koşullarda daha titiz yetenek kestirimleri sağladığı belirlenmekte, aynı zamanda başarılı olarak kabul edilen bazı yöntemlerle karşılaştırılarak benzerlikleri ve farklıkları ortaya konulmaktadır. Bu yönüyle araştırma önemli görülmektedir.

Araştırmada, MTKA yaklaşımının farklı koşullar altında yetenek kestirimlerine olan etkisi incelenirken simülatif verilerle çalışılmış, bunun yanı sıra simülasyon koşullarına benzer gerçek bir veri seti kullanılarak, elde edilen bulgular birbiriyle kıyaslanmıştır. Böylece MTKA yaklaşımının gerçek bir eğitsel değerlendirmede, kayıp verilerle ne ölçüde mücadele edebildiği ortaya konulmuş ve elde edilen bulguların simülasyon çalışmasından elde edilen bulgularla ne ölçüde benzeştiği belirlenmiştir. Araştırma, bu iki çalışmayı bir arada bulundurması açısından önem arz etmektedir.

Alanyazında MTKA yaklaşımının kayıp verilerle baş etmede etkili bir yöntem olduğu, fakat bu yöntemin kayıp verilerle baş etmede kullanılan diğer yöntemlere göre üzerinde daha az çalışılmış olduğu görülmektedir. Dolayısıyla araştırma, MTKA'nın kayıp verilerle baş etmede etkililiğinin belirlenmesi açısından hem araştırmacılara hem de alanyazına katkı sağlaması açısından önemli görülmektedir.

Sayıltılar

1- Araştırmada TSK mekanizmasına ilişkin kayıp veriler oluşturulurken, kayıp veriler ve gözlenen veriler arasında ilişki olmadığı varsayılmıştır.

2- Araştırmada SK mekanizmasına ilişkin kayıp veriler oluşturulurken, kayıp verilerin bireylerin toplam puanına bağlı olarak ortaya çıktığı varsayılmıştır.

3- Araştırmada SOK mekanizmasına ilişkin kayıp veriler oluşturulurken, veri setinde yanlış yanıtlanan maddelerin kayıp olasılığının daha yüksek olduğu varsayılmıştır.

4- Araştırmada kayıp veriler MTKA ile modellenirken, bireyin ilk olarak cevaplama ya da cevaplamadan atlama davranışlarından birini seçtiği, eğer cevaplama davranışını seçtiyse, doğru cevabı vermeye çalıştığı varsayılmıştır.

5- Araştırmada, maddelerin tahminle yanıtlanmadığı varsayılmıştır.

Sınırlılıklar

1- Araştırma cevaplanmadan atlanan (omitted) kayıp verilerle sınırlıdır.

2- Araştırma, kayıp veri içeren veri setlerinin tamamlanmasında, alanyazının başarılı yöntemler olarak önerdiği 'Beklenti-Maksimizasyon Algoritması (BMA)' ve 'Çoklu Atama (ÇA)' yöntemleri ile sınırlıdır.

3- Konuyla ilgili alanyazın dikkate alınarak araştırmanın veri üretimine ilişkin oluşturulan simülasyon koşullarından test uzunluğu 20, 30 ve 40 maddeyle, örneklem büyüklükleri 400, 750 ve 1500 bireyle, kayıp veri oranları ise %10, %25 ve %40 ile sınırlıdır.

4- Araştırmanın veri üretimi tek boyutlu 2 Parametreli Lojistik MTK modeliyle, yetenek parametreleri ortalaması 0, standart sapması 1 olacak şekilde; madde ayırt edicilik parametresi 1 ve 2, madde güçlük parametresi ise -2 ve +2, arasında olacak şekilde sınırlandırılmıştır.

5- Araştırmanın tekrar (replikasyon) sayısı 100 ile sınırlıdır.

6- Araştırma ikili (0-1) puanlanan testlerle sınırlıdır.

BÖLÜM 2

KURAMSAL ÇERÇEVE VE İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölümde kayıp veri, kayıp veri örüntüleri, kayıp veri mekanizmaları, kayıp veri yöntemleri, Madde Tepki Kuramı Ağaç yaklaşımı ve konuyla ilgili araştırmalar ile ilgili bilgiler verilmiştir.

Kayıp Veri

Araştırmacılar ilgilendikleri konuyla ilgili veri topladıktan sonra gerçekleştirecekleri istatistiksel analizlerle çeşitli sonuç ve çıkarımlara ulaşırlar. Standart istatistiksel analiz yöntemleri, dikdörtgen şeklindeki veri matrisleri üzerinde analizler yapacak şekilde çalışmakta, bu veri matrislerinin satırları gözlemleri, sütunları ise ölçülecek olan değişkenleri ifade etmektedir. Bu durumda veri matrisinde çeşitli nedenlerden dolayı oluşabilecek eksik bilgiler, alanyazında 'kayıp veri (missing data)' olarak adlandırılmakta, bu kayıplar yapılacak olan analizlerde çeşitli sıkıntılar ortaya çıkarmaktadır.

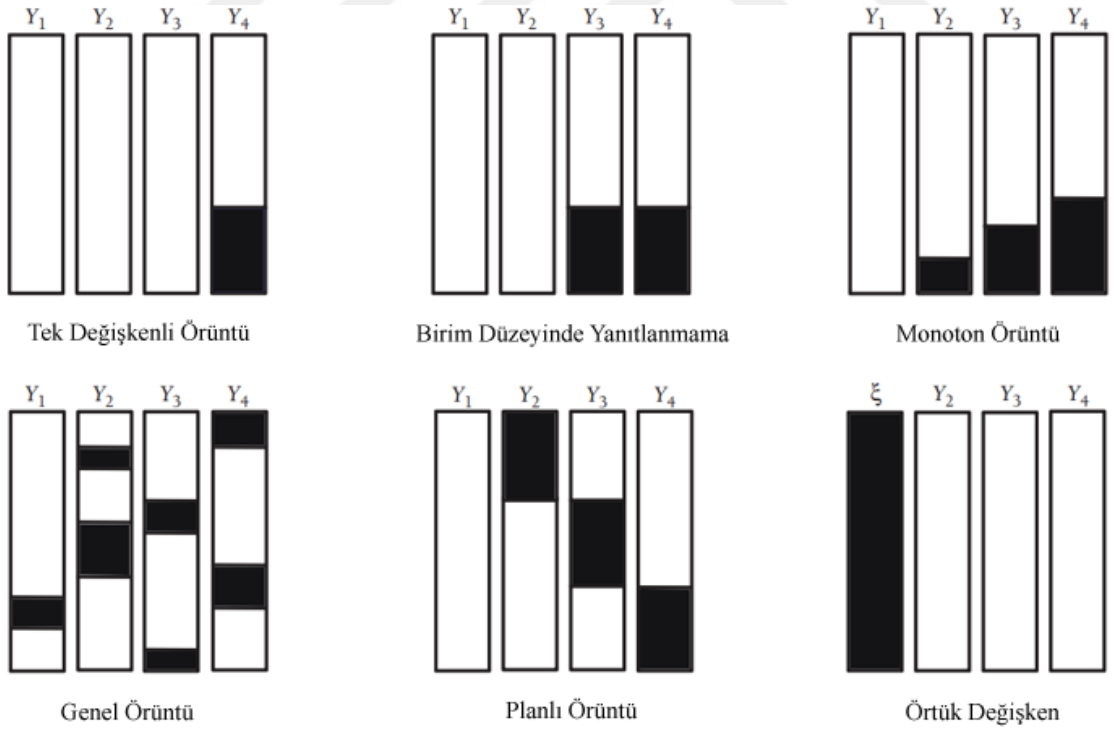
Graham (2012), anket çalışmalarında katılımcıların belirli bir noktaya kadar anket sorularını yanıtladıklarını, fakat bazı soruları görmediklerini; nasıl cevaplanması gerektiğini bilmediklerini; boş bıraktığı soruya sonrasında dönmeyi unuttuklarını; vereceği yanıttan dolayı sıkıntılı bir durum yaşayacağını düşündüklerini ya da soru hoşlarına gitmediği için yanıtlamama davranışı içerisinde bulunabileceklerini ifade etmiştir. Bu olasılıklar, kayıp verilerin oluşmasına neden olan sebeplerden sadece birkaç tanesidir. Nihayetinde birçok farklı nedenden dolayı çalışmalarda kayıp verilerle karşılaşılabilmektedir.

Kayıp veri problemi, araştırmacıların çalışmalarında sıklıkla karşılaştıkları ve kimi zaman baş etmekte zorlandıkları hususlardan biridir. Kayıp verilerle doğru bir şekilde mücadele edilemediği durumda, üzerinde çalışılan konuyla ilgili yapılacak çıkarımlar, genellemeler eksik veya hatalı olabilir. Dolayısıyla araştırmacıların veri analizine geçmeden önce, çalışmalarında mevcut olan kayıp verilerin neden oluştuğunu ve bunlarla nasıl mücadele edeceğini bilmesi gerekmektedir.

Veri setinde mevcut olan kayıp verilerin konumu ve dağılımı, bunun yanı sıra gözlenen ve kayıp veriler arasındaki ilişkilerin ortaya çıkarılması, var olan problemin doğasının anlaşılabilmesi açısından önemlidir. Bu noktada kayıp veri örüntüleri ve kayıp veri mekanizmaları devreye girmektedir. Sıklıkla birbiriyle karıştırılan bu iki önemli kavramın bilinmesi, kayıp verilerle mücadele konusunda araştırmacılara yol gösterici olmaktadır.

Kayıp Veri Örüntüleri

Kayıp veri örüntüsü, veri matrisinde hangi değerlerin gözlendiğini ve kayıp olduğunu göstermektedir (Little ve Rubin, 2002). Gözlenen ve kayıp veri arasındaki ilişkiye dair herhangi bir bilgi vermemekle birlikte, sadece mevcut olan kayıp verilerin veri matrisindeki konumunu göstermektedir. Enders (2010), araştırmalarda en sık karşılaşılan kayıp veri örüntülerini Şekil 1'deki gibi sınıflandırmıştır. Siyah ile gösterilen kısımlar, veri setindeki kayıp verileri temsil etmektedir.



Şekil 1. Kayıp Veri Örüntüleri

Kaynak. Enders, 2010, 4

Tek değişkenli kayıp veri örüntüsü, veri setinde tek bir değişkende kayıp veri olması durumudur. Little ve Rubin (2002), bu kayıp veri örüntüsüne genellikle deneysel desenlerde rastlandığını belirtmişlerdir. *Birim düzeyinde yanıtlanmama örüntüsüne* ise sıklıkla anket çalışmalarında rastlanmakta, bu tarz kayıp örüntüleri bazı katılımcılar anketi çeşitli nedenlerden dolayı tamamlamadığında ortaya çıkmaktadır. *Monoton kayıp veri örüntüsü*, boylamsal çalışmalarda rastlanan, katılımcıların çalışmadan ayrılması ve geri dönmemesi durumunda ortaya çıkan bir durumdur. *Genel kayıp örüntüsü* en çok karşılaşılan kayıp örüntülerinden bir tanesidir ve bu örüntüde kayıp veriler veri setinde gelişigüzel bir şekilde dağılmaktadır. Enders (2010), genel kayıp örüntüsünde rastgele bir kayıp görüntüsü olsa da, bu durumun yanıltıcı olabileceğini, veri setinde yer alan kayıp veriler arasında sistematik bir ilişki olabileceğini belirtmiştir. *Planlı kayıp örüntüsü*, geniş ölçekli değerlendirmelerde olduğu gibi katılımcılara testin belirli bir alt kümesi uygulandığında ortaya çıkmaktadır. Buradaki amaç çok fazla maddeden oluşan testlerde, katılımcıların yanıtlama yükünü azaltmaktır. *Örtük değişken kayıp örüntüsü*, genellikle yapısal eşitlik modellerinde karşılaşılan bir durumdur. Bu örüntüde, örtük değişkenlere ilişkin değerler kayıptır.

Kayıp veri örüntüleri veri setinde yer alan kayıp verilerin konumunu göstermektedir. Fakat verinin neden kayıp olduğuna dair bir bilgi sunmamaktadır. Dolayısıyla, veri setindeki gözlenen ve kayıp veriler arasındaki matematiksel ilişkinin belirlenebilmesi için, kayıp veri mekanizmalarının incelenmesi gerekmektedir.

Kayıp Veri Mekanizmaları

Bir veri setinde kayıp verilerin 1, gözlenen verilerin 0 olarak kodlandığı 'kukla (dummy) değişkenlerden' oluşan bir R veri matrisi düşünüldüğünde, gözlenen verilerin bulunduğu Y_o ve kayıp verilerin bulunduğu Y_m matrislerinin R ile ilişkisi Φ (phi) olarak adlandırılmaktadır. Fakat bu ilişkinin büyüklüğünü belirlemek mümkün değildir. Çünkü Y_m'ye yönelik değerler veri setinde kayıp olduğu için bilinmemektedir. Dolayısıyla Φ (phi) olasılıksal, teorik bir ilişki olup, kesin bir şekilde değerlendirilememekte, ancak bununla ilgili çıkarımda bulunulabilmektedir. Bahsedilen bu ilişki, alanyazında kayıp veri mekanizması olarak adlandırılmakta ve Rubin (1976)'in teknik tanımlamalarını yaptığı kayıp veri mekanizmalarını birbirinden ayırt etmek için temel oluşturmaktadır. Kayıp veri mekanizmaları, bir veri setindeki gözlenen ve kayıp değerler arasındaki

ilişkileri, herhangi bir nedensellik ortaya koymadan belirtir. Yani kayıp verilerin nasıl ve neden oluştuğuna dair bilgi içermemektedir (McKnight vd., 2007).

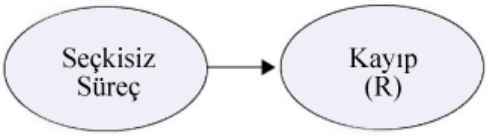
Rubin (1976), kayıp veri mekanizmalarını Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK), Seçkisiz Kayıp (SK) ve Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) olmak üzere 3 farklı şekilde sınıflandırmıştır. Bir veri setinde, mevcut olan kayıp veri mekanizmasının bilinmesi, kayıp verilerle mücadelede kullanılacak yöntemlerin belirlenmesi noktasında oldukça önemlidir. Aşağıda kayıp veri mekanizmalarına yönelik bilgiler yer almaktadır:

Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK)

Allison (2002), Rubin (1976)'in teknik tanımlamalarını biraz daha anlaşılır hale getirerek, Tamamen Seçkisiz Kayıp mekanizmasını, belirli bir değişkende var olan kayıp verinin, değişkenin kendi ya da veri setindeki herhangi bir değişkenin değeriyle ilişkili olmaması durumu olarak açıklamıştır. Şekil 2'de görüldüğü gibi, TSK mekanizmasında kayıp verinin seçkisiz bir şekilde oluştuğu düşünülür. Böyle bir durumda veri setindeki (Y) değerler (Y_o ve Y_m) ve kayıp veriler (R) arasında bir ilişki olmayacaktır. Little ve Rubin (2002) bu durumu matematiksel olarak Eşitlik 1'deki gibi ifade etmişlerdir.

$$f(M|Y,\Phi) = f(M|\Phi) \quad (1)$$

Enders (2010), TSK varsayımı sağlandığında, gözlenen verilerin, varsayımsal olarak eksiksiz veri setinin rastgele bir örneği olacağını belirtmiştir. Bu durumu örneklendirmek gerekirse, adaylara iş görüşmeleri esnasında bir IQ testi uygulandığı ve 6 aylık bir deneme sürecinin ardından iş performanslarının değerlendirildiği bir senaryoda, performans değerlendirmeleri kayıp olan adayların, performans değerlendirmelerine sahip adaylardan ortalama olarak farklı olmaması beklenir. Bunun test edilebilmesi için kayıp ve tam veriye sahip adaylar birbirinden ayrılır ve bu iki grubun IQ ortalamaları açısından farklılaşıp farklılaşmadığına bakılır. Kayıp veri örüntüleri rastgele eşdeğerse (TSK), o zaman IQ ortalamalarının örnekleme hatası dâhilinde aynı olması beklenir.



Şekil 2. Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK) Mekanizması

Kaynak. Mc Knight vd., 2007, 47

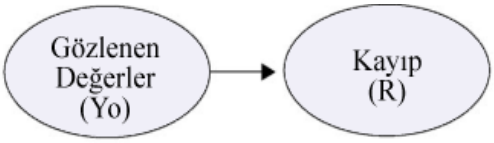
Kayıp veri mekanizması TSK olduğunda, kayıp verilere sahip birimlerin veri setinden çıkarılması ve analizlere tam veriye sahip birimlerle devam edilmesi yaygın bir durumdur. Bu şekilde kestirimlerde yanlılık ortaya çıkmasa da, güç (power) düşecektir. Benzer şekilde örneklem büyüklüğünün azalması, standart hatanın büyümesine neden olacaktır. Fakat alanyazındaki yeni kayıp veri yaklaşımlarıyla bu durumun önüne geçilebilmekte, veri setinde herhangi bir azalma olmadan, kestirimler yanlılık oluşmayacak şekilde yapılabilmektedir (Little, Jorgensen, Lang ve Moore, 2013).

Seçkisiz Kayıp (SK) Mekanizması

Bir değişkene yönelik kayıp veri olasılığının, veri setindeki diğer değişkenle ya da değişkenlerle ilişkili olup, değişkenin kendi değerleriyle ilişkili olmaması durumu Seçkisiz Kayıp (SK) olarak adlandırılmaktadır. Bu durumda değişkene ilişkin kayıp veri eğilimi (propensity), diğer değişkenler kontrol altına alındığında değişkenin kendi değerleriyle ilişkili değildir (Enders, 2010). SK mekanizmasında, Şekil 3'te görüldüğü gibi veri setindeki (Y) gözlenen değerler (Y_o) ve kayıp veriler (R) arasında ilişki mevcuttur. Eşitlikte görüldüğü üzere, veri setinde gözlenemeyen değerler (Y_m) ve kayıp veriler (R) arasında herhangi bir ilişki yoktur (Little ve Rubin, 2002).

$$f(M|Y,\Phi) = f(M|Y_o,\Phi) \quad (2)$$

Allison (2002), bir veri setinde bireylerin gelir durumlarını beyan etmeme olasılığı bireyin medeni durumuna bağlı, fakat medeni durum değişkeni kendi içinde gelir durumunun beyan edilmemesiyle ilişkisizse, SK varsayımının sağlanacağını ifade etmiştir. Bu durumda gelir durumu bilgisi eksik olan bireyler, araştırmadaki diğer değişkenler kontrol altına alındığında, gelir durumu bilgisi eksik olmayan bireylerden daha düşük ya da yüksek değerlere sahip olmayacaktır.



Şekil 3. Seçkisiz Kayıp (SK) Mekanizması

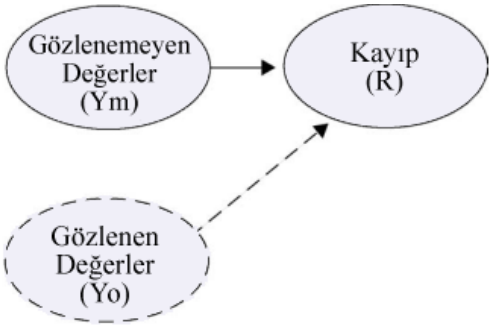
Kaynak. Mc Knight vd., 2007, 47

Enders (2010) veri setinin SK varsayımını karşılayıp karşılamadığının test edilemediğini, çünkü bunun test edilebilmesi için kayıp verilere yönelik değerlerin bilinmesi gerektiğini ifade etmiştir. Dolayısıyla SK varsayımının sağlanması gereken En Çok Olabilirlik kestirimleri ve Çoklu Atama gibi yöntemlerin kullanımında sıkıntılar oluşacağının altını çizmiştir. Bunun yanı sıra SK mekanizması altındaki kayıp veriler ihmal edilebilir (ignorable) olarak kabul edilmektedir.

Seçkisiz Olmayan (SOK) Kayıp Mekanizması

Bir değişkene ilişkin kayıp veri olasılığının, veri setindeki diğer değişkenler kontrol edildikten sonra bile değişkenin kendi değerleriyle ilişkili olması durumu, Seçkisiz Olmayan (SOK) Kayıp mekanizması olarak adlandırılmaktadır (Enders, 2010). Bu durumda Şekil 4'teki gibi veri setinde gözlenemeyen değerler (Y_m) ve kayıp veriler (R) arasında ilişki mevcuttur. Fakat kayıp veriye dayalı olduğu için Y_m'nin doğası tam olarak bilinememekte, dolayısıyla veri setinin SOK varsayımını karşılayıp karşılamadığı tespit edilememektedir (McKnight vd., 2007). SOK mekanizmasına örnek olarak, okuma becerisi düşük olan bir bireyin, testte yer alan maddeleri kavramakta zorlandığı için daha yüksek oranda boş bırakma eğilimi içerisinde olması gösterilebilir. Bu durumda testte oluşan kayıp veriler, doğrudan okuma başarısıyla ilişkili olacaktır (Peugh ve Enders, 2004).

SOK mekanizmasındaki kayıp veriler alanyazında ihmal edilemeyecek kayıp veriler olarak adlandırılmaktadır. Dolayısıyla SOK mekanizmasında, yansız parametre kestirimleri için kayıp veri mekanizmasının modellenmesi gerekmektedir. Fakat kayıp verilerle mücadelede kullanılan yöntemlerin büyük çoğunluğu SOK mekanizmasında yanlılığa neden olmakta, geliştirilen yöntemler pratik kullanımlarını kısıtlayacak şekilde katı varsayımlar gerektirmektedir (Enders, 2010; McKnight vd., 2007).



Şekil 4. Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) Mekanizması
Kaynak. Mc Knight vd., 2007, 47

İhmal Edilebilirlik (Ignorability)

Alanyazında araştırmacıların sıklıkla karşılaştıkları kayıp verilerin ihmal edilebilir olması kavramı, analiz sürecinde kayıp veri mekanizmasının modellenmesine gerek olmadığı anlamına gelmektedir. Kayıp verilerin ihmal edilebilir olabilmesi için, kayıp veri mekanizmasının SK varsayımını sağlaması ya da kayıp veri sürecini yöneten parametrelerin, kestirilecek parametrelerle ilişkisinin olmaması gerekmektedir. Kayıp veri mekanizmasının SOK olduğu durumda ise kayıp veriler ihmal edilebilir değildir ve parametre kestirimlerinde yanlılık olmaması için modellenmesi gerekmektedir (Allison, 2002).

İhmal edilebilir kayıp veri mekanizmalarıyla daha kolay baş edilebileceği, çünkü istatistiksel modeller üzerindeki etkilerinin bilinir olduğu düşünülmektedir. Örneğin TSK mekanizmasının parametre kestirimlerine sistematik bir etkisi yoktur, çünkü kayıp verilerin oluşma süreci seçkisizdir. SK mekanizmasında ise kayıp verilerin oluşma süreçlerinde sistematik bir durum söz konusudur. Fakat o da veri matrisindeki gözlenen verilerle modellenebilmektedir. Fakat ihmal edilemeyecek SOK mekanizmasında kayıp verilerin etkisi bilinmemekte, parametre kestirimlerinde sıkıntılar oluşmaktadır. Böyle bir durumda veri setinde kayıp verilerin neden kayıp olduğuna dair ya da nasıl modelleneceğine dair bilgi yoktur. Dolayısıyla ihmal edilemeyecek bu kayıp verilerin parametre kestirimlerine ve yapılacak olan çıkarımlara etkisi bilinmemektedir (McKnight vd., 2007)

Kayıp Veri Yöntemleri

Kayıp veriler sosyal bilimlerde sıklıkla karşılaşılan, araştırmacıların genellikle bu konuyla nasıl mücadele etmeleri gerektiği konusunda kararsız kaldıkları bir problemdir. Bu noktada en sık karşılaşılan durum, kayıp verilerin miktarının ve altında yatan varsayımların göz ardı edilerek, en temel şekilde ihmal edilmesidir. Oysa kayıp veri mekanizmasının ihmal edilebilir olmadığı halde ihmal edilmesi, yanlış kestirimlere ve dolayısıyla araştırmalara yönelik çıkarımların hatalı olmasına neden olacaktır. Bu noktada araştırmacıların karşılaştıkları kayıp verilerle nasıl baş edeceklerini bilmeleri, yürüttükleri çalışmalarla doğru sonuçlar elde edebilmeleri açısından önemlidir.

Bu konuyla ilgili Demir ve Parlak (2012), Türkiye'de eğitim araştırmalarında kayıp veri sorununun ne ölçüde dikkate alındığını ve kayıp verilerle mücadelede hangi yöntemlerin kullanıldığını incelemişlerdir. Sonuç olarak; araştırmaların çoğunda kayıp veri mekanizmasının dikkate alınmadığını ve herhangi bir kayıp veri yönteminin kullanılmadığını, çok az sayıda çalışmada kayıp veriyle mücadele edildiğini tespit etmişlerdir. McKnight ve diğerleri (2007), bu durumun, araştırmacıların kayıp verilerin oluşturabileceği sıkıntılar ve kullanabilecekleri kayıp veri yöntemleri hakkında yeterli bilgiye sahip olmamalarından kaynaklı olabileceğini belirtmişlerdir.

Kayıp veri yöntemlerine yönelik alanyazın incelendiğinde; bu problemin çözümü için birçok yöntem olduğu görülmektedir. Bu yöntemlerin bazılarının oldukça geniş kullanım alanları olsa da 'geleneksel yöntemler' olarak kabul edilmektedir. Graham (2012), geleneksel yöntemlerin kayıp verilerle etkili bir şekilde mücadele etmediğini, sadece analizlerin gerçekleştirilebilmesi için kayıp verilerin ortadan kaldırıldığını belirtmiştir. Bu yöntemlerin yanı sıra alanyazında kayıp verilerle mücadelede çok daha başarılı olduğu kanıtlanmış bazı yeni yaklaşımlar bulunmaktadır. Aşağıda kayıp verilerle mücadelede kullanılan geleneksel ve bazı yeni yaklaşımlara yer verilmiştir.

Geleneksel Kayıp Veri Yöntemleri

Liste Silme (LS) Yöntemi (Listwise Deletion)

Araştırmalarda en çok kullanılan kayıp veri yöntemlerinden biridir. Bu yöntemde kayıp veri içeren satırlar silinir ve analize geriye kalan veriyle devam edilir. Dolayısıyla

bu yöntemle kayıp verinin miktarına bağlı olarak örneklem büyüklüğünde azalma meydana gelmektedir. Allison (2002), bu yöntemin her türlü istatistiksel analiz yöntemiyle kullanılabildiğini ve özel bir hesaplama gerektirmediğini belirtmiştir. Fakat bu yöntemde, TSK varsayımı karşılandığı sürece yansız parametre kestirimleri yapılabilmektedir. Aksi takdirde, parametre kestirimlerinde yanlılık oluşması kaçınılmaz olacaktır. McKnight ve diğerleri (2007), bu yöntemin kullanımının oldukça kolay olduğunu fakat kayıp veriye sahip durumların silinmesiyle istatistiksel gücün önemli ölçüde azaldığını belirtmişlerdir. Little (1992) ise regresyon analizlerinde, kayıp verilerin bağımsız değişkenin bir fonksiyonu olması durumunda, tüm kayıp veri mekanizmalarında bu yöntemle yansız kestirimler elde edilebileceğini belirtmiştir. Benzer şekilde Graham (2012), liste silme yönteminin ANCOVA ve çoklu regresyon analizlerinde modern yöntemlere nazaran çok daha iyi performans gösterme eğiliminde olduğunu ifade etmiştir. Fakat liste silme yöntemiyle ilgili genel kanı, yansız parametre kestirimleri için bu yöntemin kayıp veri oranının yüksek olduğu ve TSK varsayımının sağlanmadığı durumlarda kullanılmamasıdır.

İkili Silme (İS) Yöntemi (Pairwise Deletion)

Bu yöntemde genel olarak varyans-kovaryans matrislerine odaklanılmaktadır. İlgili matrisin her bir öğesi, mevcut olan verilerden yola çıkılarak kestirilmektedir. Doğrusal resgresyon, faktör analizi, karmaşık yapısal eşitlik modelleri gibi doğrusal modellerde kullanılabilen bir yöntemdir. Örneğin doğrusal regresyonda, ortalamalar, standart sapmalar ve korelasyon matrisi kullanılarak kestirimler yapılır. Bu noktada İS ile tüm bu istatistikler mevcut olan verilerle elde edilir. Mesela iki değişken arasındaki kovaryans hesaplanacağı zaman, bu iki değişken için veri setinde mevcut olan tüm satırlar kullanılır. Yapılan hesaplamalar kullanılarak da regresyon katsayıları belirlenebilir (Allison, 2002; Graham, 2012). İS yöntemi, korelasyonel analizlerin yanı sıra ANOVA analizi için de kullanılabilmektedir (Peugh ve Enders, 2004).

Veri setinde eksilmeye sebep olmadığı için İS yöntemi LS yöntemine göre daha avantajlı gibi görünse de, alanyazında bu yöntemle ilgili bazı uyarılar mevcuttur. Enders (2010), bu yöntemin kullanılabilmesi için kayıp veri mekanizmasının TSK olması gerektiğini, aksi takdirde hatalı parametre kestirimleri oluşacağını ifade etmiştir. Peugh ve Enders (2004) ise her bir analiz için farklı alt setlerin kullanıldığını, bu yöntemle elde

edilen kovaryans matrislerinin bazı durumlarda pozitif tanımlı olmadığını, dolayısıyla kovaryans matrisine dayalı olan çok değişkenli analizlerde kestirim problemlerine sebep olabileceğini belirtmişlerdir. Graham, Cumsille ve Shevock (2013), İS yönteminin en büyük dezavantajı olarak standart hataların kestirimi için belirli bir yol olmamasını göstermişlerdir. Buna sebep olarak da standart hataların kestiriminde belirli bir örneklem büyüklüğünün olması gerektiğini, İS yönteminde ise böyle bir durumun mümkün olmadığını belirtmişlerdir. Allison (2002) ise özellikle küçük örneklemlerde korelasyon-kovaryans matrislerinin pozitif tanımlı olmayabileceğini, bu yöntemin LS yöntemine bir alternatif olarak önerilmediğinin altını çizmiştir.

Ortalama Atama (OA) Yöntemi (Mean Imputation)

Bu yöntemde bir değişkende kayıp veri olması durumunda, ilgili değişkenin kayıtlı değerlerinin ortalamaları alınmakta ve bu ortalama değer kayıp verilere atanmaktadır. Sonuç olarak ortaya eksiksiz bir veri seti çıksa da, Enders (2010), kayıp veri mekanizması TSK olsa dahi bu yöntemin parametre kestirimlerini çarpıttığını ifade etmiştir. Bunun yanı sıra, veride varyans ve standart sapma düşmekte, ayrıca korelasyon-kovaryans matrislerinin büyüklüğü de azalmaktadır. Graham (2012), bu yöntemin kayıp veri yöntemleri içerisinde en sıkıntılı yöntem olduğunu belirtmiştir. Standart hataları hesaplamak için belirli bir yol olmaması, varyansın düşmesi gibi nedenlerle araştırmacılara bu yöntemi kullanmamalarını tavsiye etmiştir. Benzer şekilde Allison (2002) da, bu yöntemle varyans ve kovaryanslarda yanlılık oluştuğunu, yöntemin kullanılmasından kaçınılması gerektiğini belirtmiştir.

Regresyon Atama (RA) Yöntemi (Regression Imputation)

Bu yöntemde, doğrusal regresyon modeli üzerinden tahmin edilen değerlerle kayıp verilere atama yapılmaktadır. Peugh ve Enders (2004), veri setinde tek bir değişkende kayıp verilerin bulunması durumunda bu yöntemin çok daha doğru bir şekilde kullanılacağını belirtmişlerdir. Burada temel nokta, kayıp verilerin tamamlanabilmesi için eksiksiz veriye sahip verilerdeki bilgiyi kullanmaktır. Veri setinde değişkenler arası korelasyon olma eğilimindedir, dolayısıyla gözlenen verilerden bilgi alarak atama yapmak mantıklı olmaktadır (Enders, 2010). Fakat bu yöntemde,

birden fazla bağımsız değişkende kayıp veri olması durumunda, genel olarak birden çok varyasyon olacağı için durum biraz karmaşıklaşmaktadır. Atama işlemi sadece bağımsız değişkenlere dayanıyorsa ve kayıp veri mekanizması TSK ise en küçük kareler katsayıları tutarlı ve büyük örneklemlerde yansız olacaktır. Ancak bu katsayılar tam olarak verimli olmayacaktır. Bu durumda daha iyi tahminler, ağırlıklı en küçük kareler veya genelleştirilmiş en küçük karelerle elde edilebilir (Allison, 2002). Enders (2010), çok değişkenli veri kümelerinde, kayıp veriler için atanan değerlerin diğer değişkenlerle mükemmel korelasyonlara sahip olmadığını, fakat yine de bu korelasyonların yüksek olacağını belirtmiştir. Sonuç olarak bu yöntemde, TSK mekanizması altında bile korelasyonlar ve R^2 istatistikleri olduğundan fazla kestirilmektedir. Bu noktada kayıp veriler için atanan değerler, veri setinde kayıp veri olmasaydı oluşacak olan varyanstan yoksun olmaktadır.

Stokastik Regresyon Atama (SRA) Yöntemi (Stochastic Regression Imputation)

Bu atama yönteminde, kayıp verilerin kestirimi için yine regresyon denklemleri kullanılmakta, fakat kestirilen her bir değer normal dağılan bir hata değeriyle düzeltilmektedir. Atanmış değerlere artıkların eklenmesi, verilere kaybolan değişkenliği geri kazandırmakta, böylece standart regresyon atama yönteminin dezavantajlarını ortadan kaldırmaktadır. SRA yöntemi, kayıp değişkenleri tam veriye sahip değişkenlerden tahmin eden bir dizi regresyon denklemini kestirmek için tam verilerden yola çıkarak analize başlar. Gözlenen puanlar, bu regresyon denklemlerinde yerine konularak kayıp veriler için tahmin edilen değerler elde edilir. Son adımda ise kestirilen her değere normal dağılımlı bir artık terim eklenerek, verilere kaybolan değişkenlik geri kazandırılır. SRA yöntemiyle kayıp veri mekanizmasının SK olduğu durumlarda yansız parametre kestirimleri elde edilebilmektedir. Fakat birçok kayıp veri örüntüsünün bulunduğu çok değişkenli veri setlerinde durum karmaşık bir hale gelmektedir. Çünkü her kayıp veri örüntüsü için ayrı bir regresyon denklemi ve bu denklemlere yönelik hata dağılımları gerekmektedir. Bu noktada hata dağılımları yine normal olsa da, farklı kayıp örüntülerinde varyanslar farklılaşacaktır. SRA yöntemi, En Çok Olabilirlik ve Çoklu Atama yöntemlerine başarılı bir alternatif olarak görülse de, Tip I hata riskini arttırmaktadır (Enders, 2010).

Yeni Yaklaşımlar

En Çok Olabilirlik (EÇO) (Maximum-Likelihood)

En Çok Olabilirlik kestirimi, olabilirlik fonksiyonunu maksimize ederek, bir olasılık dağılımının parametrelerini tahmin etmek için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Allison (2002), olabilirlik fonksiyonunun, bilinmeyen parametrelerin bir fonksiyonu olarak verilen verileri gözlemleme olasılığını temsil ettiğini belirtmiştir. EÇO, gözlemlenen verilerin birbirinden bağımsız ve aynı dağılıma sahip olduğu varsayımıyla, bu olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden parametre değerlerini bulmayı amaçlar. Gözlemler birbirinden bağımsız olduğunda, örnekleme yönelik toplam olabilirlik, tekil gözlemlerin olabilirliklerinin sonucu olacaktır. Örneğin θ değerinin kestirilmeye çalışıldığını düşünelim. Eğer $f(y|\theta)$, θ değeri verildiğinde, Y değerinin gözlenme olasılığı ise, n büyüklüğündeki örneklem için olabilirlik fonksiyonu Eşitlik 3'teki gibi olacaktır.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i|\theta) \tag{3}$$

Eşitlik 3'te yer alan $\prod$, tekrar eden çarpma işlemini ifade eden bir semboldür. Burada Y'nin 1-0 şeklinde kodlanan ikili (dichotomous) bir değişken olduğu ve θ'ın Y'nin 1'e eşit olma olasılığı olduğu düşünüldüğünde formül, Eşitlik 4'teki olacaktır. Olabilirlik fonksiyonu bir kez oluşturulduğunda, olabilirliği en yüksek seviyeye çıkaracak θ değerini bulmak için çok çeşitli teknikler mevcuttur.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} \theta^{y_i}(1-\theta)^{1-y_i} \tag{4}$$

Enders (2010), parametre tahminleri için standart hataların tahmin edilmesinin, EÇO kestiriminin önemli bir yönü olduğunu belirtmiştir. Bunun yanı sıra bu kestirimler, ortalamaları, varyansları, kovaryansları ve regresyon katsayılarını tahmin etmek gibi çeşitli istatistiksel uygulamalarda da yaygın olarak kullanılmaktadır. Daha karmaşık modeller olan yapısal eşitlik modelleri, çok düzeyli modeller ya da kayıp verilerin tahmininde de EÇO kestirimlerinden yararlanılmaktadır. McKnight ve diğerleri (2007), ihmal edilebilir kayıp verilerin varlığında, olabilirliğin (likelihood), kayıp verilerin olası

tüm değerleri üzerinden olasılıkların tahmin edilmesi ve bunların toplanmasıyla elde edilebileceğini belirtmiştir.

EÇO teknikleri, geleneksel yöntemlerden daha kullanışlı olarak görünmekle birlikte bazı önemli varsayımlara dayanmaktadır. Bunlardan ilki, EÇO kestirimlerinin yansız ve normal dağılıma sahip olması için örneklem büyüklüğünün yeterince yüksek olmasıdır. İkinci olarak da, olabilirlik fonksiyonunun tam veri için varsayılan parametrik bir modelden gelmesidir. EÇO yöntemleri model varsayımlarında meydana gelebilecek sapmalara karşı dayanıklı olabilir veya olmayabilirler. Örneğin yapısal eşitlik modellerinde ortaya çıkan sapmalar, kestirimler üzerinde ciddi bir etki oluşturmayabilir, fakat standart hataların ve test istatistiklerinin oldukça yanıltıcı olmasına neden olabilir. Bunun yanı sıra EÇO teknikleri kayıp verilerin SK varsayımını karşıladığını kabul eder. Kayıp verilerin oluşma nedenleri veriyle yüksek oranda ilişkiliyse, bu ilişkiyi hesaba katacak olabilirlik ya da Bayesçi bir çözüm formüle edilebilir. Fakat doğrulanamayan varsayımlara dayandıkları ve varsayılan modelden sapmalara karşı hassas oldukları için bu teknikler kullanılırken dikkatli olunmalıdır (Schafer ve Graham, 2002).

Enders (2010), EÇO tekniğinin en gelişmiş kayıp veri tekniklerinden biri olarak kabul edildiğini belirtmiştir. Buna sebep olarak da, SK mekanizmasında yansız parametre kestirimleri elde edilebilmesini göstermiştir. Bu durum EÇO'nun geleneksel yöntemlere göre daha başarılı olduğuna dair bir kanıttır. Kayıp veri mekanizması TSK olduğunda, EÇO ile istatistiksel güç üst düzeye çıkarıldığı için, diğer yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar vermektedir. Kayıp veri mekanizmasının SOK olduğu durumda ise EÇO ile kestirilen parametrelerde yanlılık oluşması kaçınılmazdır. Fakat bu yanlılık model parametrelerinin bir alt kümesine izole edilebilirken, geleneksel yöntemlerde yanlılık tüm modele yayılmaktadır. Sonuç olarak kullanımının kolaylığı ve istatistiksel yazılım paketlerinde yaygın olarak bulunması, EÇO'yu cazip hale getirmektedir. Aşağıda EÇO kestirimlerinin elde edilmesinde kullanılan, Beklenti-Maksimizasyon (BMA) Algoritması (Expectation-Maximization Algorithm) ile ilgili bilgiler yer almaktadır:

Beklenti-Maksimizasyon (BMA) Algoritması (Expectation-Maximization)

Beklenti-Maksimizasyon algoritması, kayıp verilerin varlığında EÇO kestirimi için bir hesaplama stratejisidir. Kayıp verilerin, mevcut parametre tahminlerine dayalı olarak atandığı bir 'Beklenti (B)' adımından ve parametre kestirimlerinin atanan verilere dayalı olarak güncellendiği bir 'Maksimizasyon (M)' adımından oluşmaktadır. Algoritma, yakınsama (convergence) sağlanana kadar bu iki adım arasında iteratif bir şekilde devam etmektedir. BMA, çeşitli kayıp veri problemlerini ele alabilen çok yönlü bir araçtır ve özellikle doğrudan maksimum olabilirlik kestirimlerinin mevcut olmadığı durumlarda kullanışlıdır.

Kayıp veri durumunda, gözlenen veriye ilişkin olabilirliğin maksimize edilebilmesi zordur. Örneğin tam veri setinde ortalamaya ilişkin en çok olabilirlik kestirimi belirli bir değişkenin değerlerinin toplamının örneklem büyüklüğüne bölünmesiyle elde edilmektedir. İlgili değişkende bazı değerlerin kayıp olması durumunda değişkene ilişkin toplam bilinemeyecek, dolayısıyla ortalama hesaplanamayacaktır. BMA, bu problemi iki kestirim problemi halinde ele almaktadır. İlk kestirim için örneklemin ortalama ve varyans değerlerinin bilindiği kabul edilmekte, örneklem ortalaması ve varyansıyla örneklem dağılımına ilişkin özellikler bilinmektedir. Örneklem dağılımından yol çıkılarak, değişkenin beklenen toplam değeri kestirilebilecektir. İkinci kestirim problemi için, değişkenin toplam değeri bilindiğinde, örneklemin ortalaması (kareler ortalaması ve çapraz ürünlerle kovaryans matrisi elde edilebilecek) kestirilebilecektir. Bu durumdan hareketle BMA'in 1. adımı olan beklenti adımında örneklem ortalaması ve varyans-kovaryans matrisi değerleri olduğu kabul edilerek kayıp değerlere sahip değişkenlere ilişkin toplamın beklenen değerleri hesaplanmaktadır. Maksimizasyon adımında ise değişkene ilişkin beklenen toplam değer, örneklem ortalaması ve kovaryansını kestirmek için kullanılmaktadır. Bu süreç kestirimler önemli ölçüde değişmemeye başlayıncaya kadar iteratif bir şekilde devam eder. BMA'nın kullanılması kayıp verilerin değerlerinin elde edilmesiyle sonuçlanmaz. Araştırmacı ilgili değişkenlerin ortalama kestirimlerini ve varyans-kovaryans matrislerini elde eder ve bu parametre kestirimlerini doğrusal regresyon modeline ilişkin katsayılar gibi model parametrelerini elde edebilmek için kullanır.

BMA'in beklenti ve maksimizasyon adımları kısaca özetlenecek olursa:

1- Kayıp veri için değer atamada en çok olabilirlik yöntemi kullanılır, gözlenen veriyle birlikte modele dayalı beklenen değerler örneklenir.

2- Birinci adıma dayalı olarak parametre kestirimleri (ortalamalar varyanslar ve kovaryanslar) oluşturulur.

3- İkinci adımda elde edilen parametre kestirimlerinden yola çıkılarak değerler yeniden atanır.

4- Üçüncü adımda yeniden atanan veriye göre parametreler yeniden kestirilir.

Bu döngü son adım bir önceki adımdan çok az farklı bir sonuç ortaya çıkarıncaya kadar devam eder. BMA, veriyle ilgili modele dayalı tahminler ve değişkenler arası ilişkilerden yol çıkarak kayıp veriye müdahale eder. Çoklu normal dağılıma sahip olduğu kabul edilen veri için beklenti adımındaki atama, kayıp veriler üzerinde regresyon gerçekleştirmekle aynıdır.

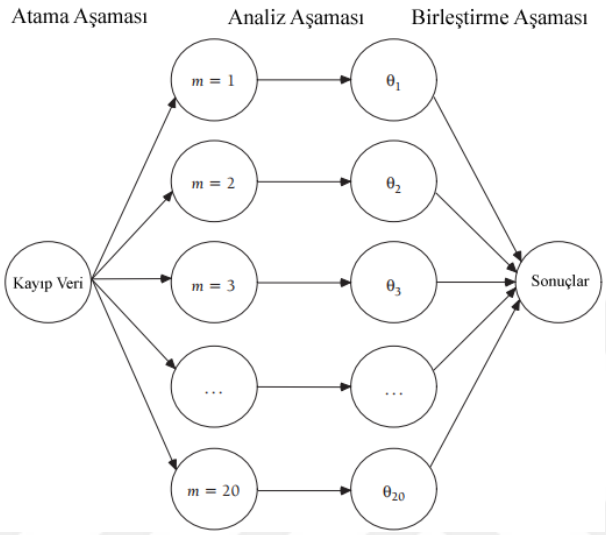
BMA'nın önemli bir avantajı, kayıp veri mekanizması SK olduğunda kestirim özelliklerinin tatmin edici olmasıdır. Bu durumda büyük örneklemler için EÇO kestirimleri tutarlı ve titizdir. Fakat istatistiksel hipotez testlerinde BMA standart hataları olduğundan düşük kestirmekte, bu durum Tip 1 hatanın artmasına neden olmaktadır (Little ve Rubin, 2002; McKnight vd., 2007; Pigott, 2010).

Çoklu Atama (ÇA) Yöntemi (Multiple Imputation)

İlk kez Rubin (1976) tarafından önerilen ÇA kolayca uygulanabilen, sağlam parametre kestirimleri sağlayan, kayıp verilerin ve bunların parametre kestirimleri üzerindeki etkisinin tahmin edilmesine olanak sağlayan ve farklı kayıp veri senaryolarında kullanılabilen bir yöntemdir. Her kayıp veri için tek bir değerin atandığı basit atama yöntemlerinin aksine, ÇA'da birden fazla değer ataması gerçekleştirilir. Yani bir veri setinde belirli bir değişkene yönelik kayıp olduğunda, ÇA ile ilgili kayıp için birden fazla tahmin üretilebilmektedir.

ÇA analizi 3 adımdan oluşmaktadır. Şekil 5'te görülebileceği gibi ilk adım olan 'Atama' kısmıyla, kayıp verilerin tamamlandığı birçok veri seti oluşturulur. Bu adım stokastik regresyon atama yönteminin iteratif bir şekli gibi görünse de, aslında büyük oranda Bayesçi kestirim prensiplerine dayanmaktadır. İkinci adım olan 'Analiz' kısmında, birinci adımda oluşturulan veri setleri analiz edilir. Fakat ilk adım sonucunda birden fazla veri seti oluştuğu için, analizler tüm veri setleri için ayrı ayrı gerçekleştirilir. Örneğin ilk adımda 5 (m=5) veri seti oluşturulduysa, bu 5 veri seti için analizlerin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Bu noktada m sayıda parametre kestirimi

ve standart hataların ortaya çıkması kaçınılmaz olacaktır. Dolayısıyla son adım olan 'Birleştirme' adımıyla, elde edilen birden fazla sonuç tek bir sonuç oluşturacak şekilde birleştirilir (Enders, 2010). Parametre kestirimlerinin ve standart hataların birleştirilmesi noktasında Rubin (1987), m sayıda kestirilen değerlerin ortalamasının alınarak birleştirilebileceğini belirtmiştir.



Şekil 5. Çoklu Atama Analiz Süreci

Kaynak. Enders, 2010, 188

McKnight ve diğerleri (2007), kayıp veri yöntemi olarak ÇA kullanılmaya karar verildikten sonra, hangi ÇA prosedürünün kullanılacağının belirlenmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Bu noktada analiz edilecek verilerin dağılımsal özelliklerinin ve verilerin kategorik ya da sürekli olup olmadığına yönelik incelemelerin yapılması oldukça önemlidir. Çünkü ÇA prosedürlerinde bireylerin kayıp değerleri, diğer değişkenlerde gözlenen veriler kullanılarak yerleştirilmekte ve bu da verinin altında yatan dağılım özelliği dikkate alınarak gerçekleştirilmektedir. ÇA prosedürlerinde, bireyin kayıp değerleri, diğer değişkenler için kendi gözlenen verileri kullanılarak hesaplanan değerlerle değiştirilir ve varsayılan bir temel dağılıma uygunluğu sağlamak için hata eklenir. Bu nedenle, dağılım hakkında varsayımlarda bulunmak bu prosedürün başarısı için kritik öneme sahiptir. Örneğin normal ve Poisson dağılımları ele alalım. Normal dağılımda dağılımın merkezindeki değerler en sık ortaya çıkmakta, haliyle bu değerlerin atama esnasında seçilme olasılığı yükselmektedir. Poisson dağılımında ise, dağılımın alt ucundaki puanlar en sık görülür ve kayıp ataması için bunların seçilme

olasılığı en yüksektir. Veri türü noktasında ise, sürekli verilerin söz konusu olduğu durumlarda, ÇA veri setinde doğrudan gözlenmeyen değerlerin atanmasına neden olur. Örneğin veri setinde IQ puanı olarak 101 gözlenmediği halde kayıp verinin yerine 101 atanması buna örnek olarak gösterilebilir. Kategorik verilerde ise kayıp atamaları gözlenen kategorilerle sınırlıdır. Örneğin 1, 2 ve 3 kategorileri arasından atanan değerler yine bu değerler olacaktır. Sonuç olarak ÇA yöntemi kullanılırken, dağılım varsayımları ve veri türleri dikkate alınarak kullanılacak prosedürün belirlenmesi yöntemin daha doğru sonuçlar vermesine neden olacaktır.

Allison (2002), ÇA yönteminin doğru bir şekilde kullanılması durumunda, SK varsayımı altında dahi tutarlı, asimptotik olarak verimli ve normal kestirimler elde edilebileceğini belirtmiştir. ÇA yönteminin birçok farklı veri ve modelle kullanılabilir olması, aynı zamanda birçok yazılım tarafından desteklenmesi yöntemin kullanılabilirliğini arttırmaktadır. Graham (2012), ÇA ve EÇO tekniklerini birlikte değerlendirmiş, bu iki yöntemin SK varsayımı karşılandığında yansız parametre kestirimlerini başarıyla gerçekleştirebildiğini belirtmiştir.

Madde Tepki Kuramı Ağaç (IRTree) Yaklaşımı

Madde Tepki Kuramı Ağaç yaklaşımı (MTKA), ağaç şeklinde bir yapıyla bireylerin cevap süreçlerinin açıklanmaya çalışıldığı, MTK'yı ve bilişsel psikoloji teorilerini birleştiren, araştırmacıların son yıllarda oldukça ilgisini çeken modellerdir. Ağaç yapısı, araştırmacıların bireylerin gözlenen yanıtlarının altında yatan olası sıralı süreçlerin ortaya çıkarılmasına yardımcı olmaktadır (Böckenholt, 2012; Jin, Wu ve Chen, 2022). Bu yaklaşım, Likert tipi ölçeklere yönelik yanıtların modellenmesi hususunda bir alternatif olarak ortaya konulmuştur. MTKA modellerinin altında yatan temel varsayım, bireylerin gözlenen yanıtlarının ağaç yapısıyla temsil edilen bir seri karar sürecinin sonuçları olmasıdır (Park ve Wu, 2019). MTK modelleri bireylerin birkaç farklı seçenek arasından yaptığı seçimin nihai sonucunu anlamaya odaklanır. Matematiksel olarak, bireyin belirli bir tepki kategorisini seçme olasılığı, bireyin örtük özelliği ve maddenin özelliğinin bir fonksiyonu olarak açıklanır. MTKA modelleri ise sadece yanıt çıktısına değil aynı zamanda bilişsel ve psikolojik süreçlere de odaklanmaktadır. Bu modeller, içsel karar süreçlerini alt ağaçlardan (sub trees) ve

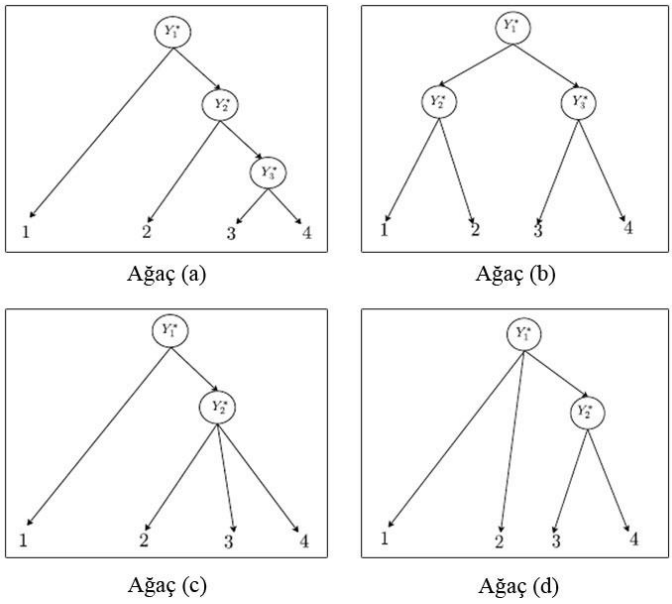
bunlara bağlanan iç düğüm (node) ve kollardan (branch) oluşan ağaca benzer bir yapıyla açıklamaktadır (Jeon ve De Boeck, 2016).

MTKA modellerinin geliştirilmesinin altında yatan düşünce, farklı türlerdeki yanıt yanlılıklarını ya da yanıt stillerini göz önünde bulundurmaktır. Yanıt stilleri, bir testteki cevaplayıcıların belirli türdeki yanıtları tercih etme ya da kaçınma durumlarını gösterir. Bu yanıtlama eğilimleri bireyin ölçülen özelliğinden bağımsızdır. Dolayısıyla farklı yanıt stillerine yol açan durumlar analiz edilmeden örtük değişkenlere yönelik kestirimler yanlı olacaktır. MTKA modelleri, madde yanıtlarını çok katmanlı karar verme süreçlerinin sonuçlarına göre ayrıştırarak farklı yanıt stillerinin hesaba katılmasını sağlar (Wang, 2020). MTKA modellerine yönelik çalışmalar çoğunlukla yanıt stillerine odaklansa da (Alagöz ve Meiser; 2023; Alarcon, Lee ve Johnson, 2023; Ames ve Leventhal, 2022; Böckenholt, 2012; Böckenholt, 2017; Böckenholt, 2019; Dibek, 2019; Jeon ve De Boeck, 2016; Khorramdel ve von Davier, 2014; Kim ve Bolt, 2021; Meiser ve Reiber; 2023; Merhof ve Meiser, 2023; Park ve Wu, 2019; Plieninger, 2021; Quirk ve Kern, 2023; Spratto, Leventhal ve Bandalos, 2021; Thissen-Roe ve Thissen, 2013), bu modeller yanıt değiştirme davranışının (Jeon, De Boeck ve van der Linden, 2017) ya da kayıp verilerin modellenmesinde de kullanılmaktadır (Debeer vd., 2017; Huang, 2020, Jeon ve De Boeck, 2016).

MTKA yapısı, madde yanıt kategorileri ya da madde yanıtlarının altında yatan örtük değişkenler ya da her ikisi için aynı anda kullanılabilmektedir. MTKA modelleri oldukça esnek ve bilgilendirici olmakla beraber, diğer yaklaşımlarla sıklıkla yanıtsız kalan sorunlarla baş etmek için kullanılabilir (De Boeck ve Partchev, 2012). MTKA modellerinde herhangi bir yanıt kategorisini seçme olasılığı, cevaplayıcının ağaç modeli boyunca takip ettiği yola bağlıdır. Ağaç modeli birçok noktada dallanır ki bunlara 'düğüm' (node) denir. Her düğüm farklı bir özellik olarak düşünülebilir. Kategorik yanıt çıktıları, alt süreçlerin sıralı bir şekilde birbirine bağlandığı bir ağaç yapısı gibi modellenmekte, her alt süreç belirli bir olasılıkla diğer düğümlere dallanan bir iç düğüm olarak gösterilmektedir. Gözlenen yanıt kategorileri ise MTKA modelinin bitiş düğümleri olarak ifade edilmektedir. Cevaplayıcıların her özelliğe dair düzeyleri, düğüme özel madde özellikleriyle birleştiğinde, cevaplayıcının ağaç boyunca nasıl ilerleyeceğini belirler. Tüm karar mekanizmalarının birbirinden bağımsız olması varsayımına bağlı olarak, madde yanıt olasılıkları ilgili düğüm özelliklerinin bir sonucudur. MTKA modeline ilişkin iç düğümler MTK modelleriyle modellenmekte, genel anlamda cevaplayıcının belirli bir maddeye ilişkin bir iç düğümden geçme

olasılığı, cevaplayıcının ve maddeye yönelik parametrelerin birleşimi olarak modellenmektedir (Deeber vd., 2017; Spratto, Leventhal ve Bandalos, 2021).

Şekil 6, dört farklı yanıt kategorisine sahip bir madde için farklı bilişsel süreçleri temsil eden dört ağaç yapısını göstermektedir. Ağaç (a), 1'den 4'e kadar olan yanıt kategorilerinin sıralı (sequential) seçimini gösterirken, Ağaç (b) komşu kategorilerin herhangi birinin ilk seçildiği (Kategori 1 ve 2 ya da Kategori 3 ve 4) iki aşamalı seçim sürecini göstermektedir. Ağaç (c)'de Kategori 1'in seçilmesi diğer üç kategoriden (Kategori 2, 3 ve 4) niteliksel olarak farklılaştırılmış olmakla birlikte Kategori 1'in seçilmemesi devam eden bir seçim gerektirmektedir. Ağaç (d)'de Kategori 1 ve 2, niteliksel olarak 2 farklı seçenektir ve bu seçenekler Kategori 3 ve 4'ten de farklıdır. Kategori 3 ve 4 arasındaki seçim ise ikinci bir karar gerektirmektedir (Jeon ve De Boeck, 2016).



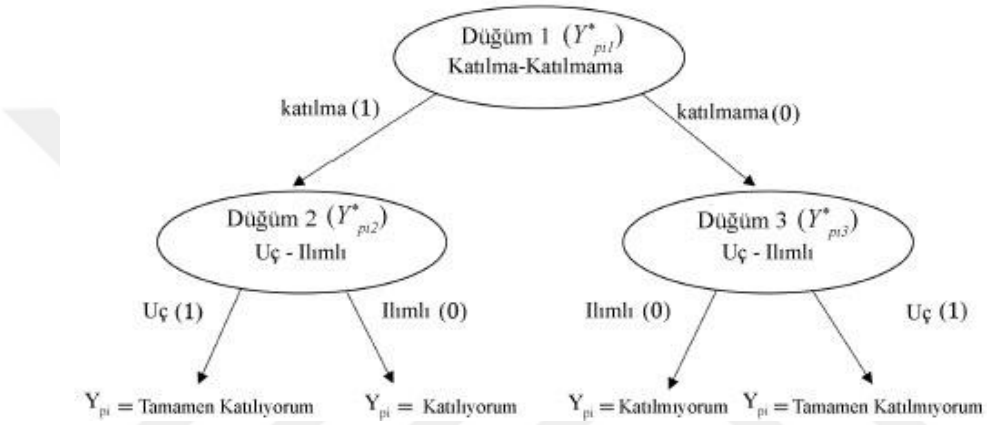
Şekil 6. Dört Kategorili Bir Maddeye Yönelik Ağaç Modelleri

Kaynak. Jeon ve de Boeck, 2016

Ağaç (a) 'doğrusal (linear)' bir ağaç modelidir. Her bir düğüme yönelik en az bir dal en son düğüme yönlendirmektedir. Ağaç (b) ise 'iç içe geçmiş (nested)' ağaç modeli olarak gösterilmektedir. Çünkü bir düğüme ait dallar başka bir düğüme çıkmaktadır. Ağaç (c) ve Ağaç (d) doğrusal ve iç içe geçmiş ağaç modellerinin karışımı olarak görülebilir. Bunun yanı sıra Ağaç (a) ve Ağaç (b) 'ikili (binary)' ağaç modelleridir.

Çünkü iki dal arasından bir seçim yapılmasını gerektirir. Ağaç (c) ve Ağaç (d) ise ikiden fazla dal içeren 'çoklu (polytomous)' ağaç modelleridir (Jeon ve De Boeck, 2016).

Örneğin Şekil 7'deki gibi 4 kategorili (Tamamen Katılıyorum, Katılıyorum, Katılmıyorum, Tamamen Katılmıyorum) bir Likert tipi ölçekte, bireylerin madde yanıtlarının şu karar süreçlerinin sonucu olduğu varsayılmaktadır: 1) Cevaplayıcılar ilk olarak maddeye katılıp katılmadığı hususunda karar verir. 2) Sonrasında maddeye ne ölçüde katılıp katılmadığına karar verir. Burada her düğüm bir karar sürecini temsil etmekte ve dallar da her bir düğümde verilen kararı göstermektedir (Park ve Wu, 2019).



Şekil 7. Likert Tipi (4 Kategorili) Bir Ölçeğe İlişkin Ağaç Modeli

Kaynak. Park ve Wu, 2019, 4

Bu karar sürecinin modellenmesinde kategorik madde yanıtları (Y_{pi}), birey p, madde i ve n düğümü ve dalı için (Y^*_{pin}) olarak gösterilmektedir. Bu kodlama şekli, seçilen yanıt kategorisine öncülük ettiği varsayılan yanıt sürecini göstermektedir. Şekil 7'de yer alan Düğüm 1, katılma (Tamamen Katılıyorum-Katılıyorum) ya da katılmama (Tamamen Katılmıyorum-Katılmıyorum) kategorilerinden birinin seçimini gerektirir. Eğer bu ilk düğümdeki karar 1 ise (Katılma), o zaman Düğüm 2'de uç ya da ılımlı kategori (Tamamen Katılıyorum-Katılıyorum) arasında seçim yapılması gerekecektir. Eğer ilk düğümdeki karar 0 ise (Katılmama), o zaman Düğüm 3'te uç ya da ılımlı kategori (Tamamen Katılmıyorum-Katılmıyorum) arasında seçim yapılması gerekecektir (Park ve Wu, 2019)

Şekil 7'deki düğüm ve dallar takip edildiğinde 4 farklı yanıt kategorisi Tablo 1'deki gibi olacaktır. Varsayılan karar sürecine ilişkin Tablo 1'de görülen şemayı De

Boeck ve Partchev (2012) ‘haritalama matrisi’ (mapping matrice) olarak adlandırmışlardır.

Tablo 1

MTKA Modeli İçin Örnek Bir Haritalama Matrisi

Orijinal Yanıtlar (Y_{pi})	Düğüm 1 (Y^*_{pi1})	Düğüm 2 (Y^*_{pi2})	Düğüm 3 (Y^*_{pi3})
Tamamen Katılıyorum	1	1	NA
Katılıyorum	1	0	NA
Katılmıyorum	0	NA	0
Tamamen Katılmıyorum	0	NA	1

Kaynak. Park ve Wu, 2019, 5

Örneğin bireyin maddeye yönelik yanıtı ‘Tamamen Katılıyorum’ ise üç düğüm göz önünde bulundurularak bireyin yanıtı (1, 1, NA) olarak, ‘Katılıyorum’ olduğunda da (1, 0, NA) olarak yeniden kodlanacaktır. Bu yeniden kodlama işlemi bireyin ölçeğe yönelik verdiği tüm yanıtlar için gerçekleştirilecektir. Dolayısıyla yapılan bu yeniden kodlama sonucunda oluşan veri matrisi Tablo 2’deki gibi olacaktır.

Tablo 2

Yeniden Kodlama Sonucunda Oluşan Veri Matrisi

Birey	Orijinal Yanıtlar (Y_{pi})	Düğüm 1 (Y^*_{pi1})	Düğüm 2 (Y^*_{pi2})	Düğüm 3 (Y^*_{pi3})
1	Madde 1 (K +)	1	0	NA
1	Madde 2 (TK -)	0	NA	1
…	…	…	…	…
10	Madde 1 (K -)	0	NA	0
10	Madde 2 (TK +)	1	1	NA
…	…	…	…	…

Kaynak. Park ve Wu, 2019, 6

Ağaç modelinde herhangi bir dalı seçme, bir MTK modeli seçilerek parametreleştirilebilir. Bu noktada herhangi bir dalı seçme olasılığı, bireyin örtük özelliği (ilgili dalla ilişkili) ve madde parametrelerinin fonksiyonu olacaktır. Mesela Şekil 7’deki ağaç modeli göz önünde bulundurulduğunda, bireyin düğüm 1’e yönelik sol dalı (katılma) seçme olasılığı (Y^*_{pi1}=1) Eşitlik 5’teki gibi tek boyutlu 2 Parametreli Lojistik (2PL) MTK modeli ile modellenebilir.

$$Pr(Y^*_{pi1}=1|\ \theta_{p1}) = g^{-1}\ (\alpha_{i1}\theta_{p1} + \beta_{i1}) \qquad (5)$$

Eşitlik 5'te yer alan θ_{p1} birey p'nin Düğüm 1'deki sol dalı seçmesinde devreye giren örtük özelliğini, g^{-1} link fonksiyonunun tersini (ikili seçimler için genel olarak logit ya da probit link), α_{i1} ve β_{i1} madde i'nin Düğüm 1'e yönelik ayırt ediciliğini ve madde güçlüğünü ifade etmektedir (Jeon ve De Boeck, 2016). Aynı formül diğer düğümler için de benzer şekildedir. Sonuç olarak gözlenen yanıt olasılıkları (Tamamen Katılıyorum – Katılıyorum – Katılmıyorum - Tamamen Katılmıyorum), Eşitlik 6, 7, 8 ve 9'da görüldüğü gibi, tüm düğümlere yönelik yanıt olasılıkların çarpımı alınarak hesaplanabilir.

$$\Pr(Y_{pi} = 0|\, \theta_p) = \Pr(Y^*_{pi1} = 1|\, \theta_{p1}) \Pr(Y^*_{pi2} = 1|\, \theta_{p2}) \quad (6)$$

$$\Pr(Y_{pi} = 1|\, \theta_p) = \Pr(Y^*_{pi1} = 1|\, \theta_{p1}) \Pr(Y^*_{pi2} = 0|\, \theta_{p2}) \quad (7)$$

$$\Pr(Y_{pi} = 2|\, \theta_p) = \Pr(Y^*_{pi1} = 0|\, \theta_{p1}) \Pr(Y^*_{pi3} = 0|\, \theta_{p3}) \quad (8)$$

$$\Pr(Y_{pi} = 3|\, \theta_p) = \Pr(Y^*_{pi1} = 0|\, \theta_{p1}) \Pr(Y^*_{pi2} = 1|\, \theta_{p3}) \quad (9)$$

MTKA Varsayımları

MTKA modelleri diğer MTK modelleriyle benzer varsayımlara sahiptir. Yine de veriyi, haritalama matrisine göre yeniden yapılandırdığı için diğer MTK modellerine göre daha çok esneklik sağlar. MTKA modellerinde diğer MTK modellerinden farklı olarak her bir düğüm için tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık gereksinimi mevcuttur. Çünkü düğümler maddelerle kesitsel bir yapıya sahiptir ve bu durumda MTKA modelleri tüm maddeler için tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık gereksinimini karşılayamayacaktır. Sonuç olarak MTKA modelleri sadece düğümlere yönelik tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık gereksinimine sahiptir. Bunun yanı sıra model içindeki farklı düğümler tek boyutlu ya da çok boyutlu olabilir ve parametre kestirimlerinde daha fazla esneklik sağlar (Wang, 2020).

MTKA modelleri ayrıca iki varsayıma daha sahiptir. İlk olarak her yol tek bir yanıt seçeneğine çıkmalı ve her yanıt seçeneği tek bir yol tarafından ulaşılabilir olmalıdır. Bu birebir karşılık gelen ilişki, MTKA modelleri için kritik bir öneme sahiptir. Çünkü ancak bu şekilde model tanımlanabilir. İkinci olarak da düğümlere yönelik yanıt seçeneklerinin birbirinden bağımsız olması gerekmektedir. Bu aynı zamanda tek bir düğüm içerisinde yerel bağımsızlık olarak da tanımlanabilmektedir (Jeon ve De Boeck, 2016).

MTKA Model Uyumu

Belirli varsayımlara dayanarak oluşturulan MTKA modellerinin hangisinin veri yapısını en iyi açıkladığını belirlemek için modeller birbiriyle kıyaslanabilmektedir. Eğer ağaç modelleri aynı bitiş düğümlerine sahipse, uyum iyiliği istatistiklerinden Akaike'nin Bilgi Kriteri (AIC) veya Bayes Bilgi Kriteri (BIC) kullanılarak hangi modelin verilere daha iyi uyum sağladığı tespit edilebilir. Ancak, ağaç modelleri farklı bitiş düğümlerine sahipse bunları doğrudan karşılaştırmak zordur. Çünkü iki ağaç modeli farklı durumları modellemektedir. İç içe geçmiş (nested) ağaç modellerinin kıyaslanabilmesi için olasılık oranı testleri (likelihood ratio test) kullanılabilmektedir (Debeer vd., 2017; De Boeck ve Partchev, 2012; Jeon ve De Boeck, 2016).

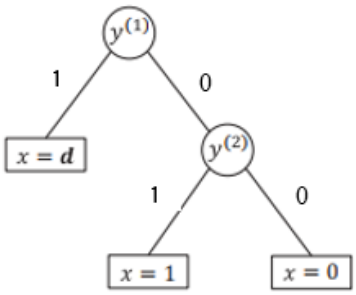
Kayıp Verilerin MTKA Yaklaşımıyla Modellenmesi

MTKA modelleri ile kayıp verilerin modellenmesi aşamasında kullanılan stratejilerden biri, kayıp veriyi farklı bir boyut ya da ölçülen örtük değişkenden farklı bir örtük değişken olarak ele almaktır. Kayıp veri için kestirilen MTK modeli gözlenen veri için kestirilen MTK modeli ile birleştirilir ve tıpkı çok boyutlu MTK modellerinde olduğu gibi iki örtük değişken arasındaki ilişki aynı anda tespit edilebilir (Deeber vd., 2017; Glas ve Pimentel, 2008; Holman ve Glas, 2005). MTKA modelleri de bu stratejiye benzer olarak kayıp veri eğilimini, ayrı bir kayıplık düğümü ile kestirmekte ve ağaç modeli içerisindeki diğer düğümlerle birleştirmektedir. Bu durumda kayıplık düğümü ya ölçülen örtük özellikten farklı bir boyuta yüklenmekte ya da diğer düğümlerde olduğu gibi ölçülen örtük değişkene yüklenmektedir (Wang, 2020). Debeer ve diğerleri (2017), MTKA yaklaşımının kayıp verileri modellemek için esnek bir çerçeveye sahip olduğunu belirtmişlerdir. MTKA tabanlı yaklaşımlar, farklı bilişsel süreçler (yetkinlik ve kayıp süreçleri) için ayrı örtük özellik modelleri ve farklı boş bırakma süreçlerini (cevaplamadan atlama – maddeye ulaşamama) yorumlamak için bir çerçeve sağlamaktadırlar (Huang, 2020).

İkili Puanlanan Testlerde Yer Alan Kayıp Veriler İçin MTKA Modelleri

Cevaplamadan Atlanan (Omitted) Maddeler İçin: Bir testte sadece cevaplamadan atlanan maddeler varsa Şekil 8'de yer alan MTKA modeli kullanılabilir. Bu modelde birey maddeyle karşılaştığında, ilk olarak cevaplama ya da atlama davranışlarından birini tercih etmekte, eğer birey cevaplama davranışını seçtiyse, maddeyi doğru cevaplamaya çalışmaktadır. Debeer ve diğerleri (2017), MTKA modelleriyle bireyin yanıtlama süreçlerine yönelik varsayımlardan yola çıkılarak ağaç modellerinin oluşturulduğunu, dolayısıyla kayıplık sürecine yönelik farklı ağaç modellerinin de oluşturulabileceğini belirtmişlerdir. Fakat burada önemli olan nokta, oluşturulacak olan ağaç modelinin bireylerin davranış süreçlerini mantıklı ve test durumlarına uygun bir şekilde açıklayabilmesidir.

Şekil 8'de görülen ağaç modelinde 3 bitiş düğümü vardır: Cevaplamadan atlama (x=d), doğru cevap (x=1); yanlış cevap (x=0). Bunun yanı sıra iki iç düğüm $y^{(1)}$ ve $y^{(2)}$ mevcuttur. İç düğüm $y^{(1)}$ atlama sürecini iki olası yanıt çıktısıyla (düğümden çıkan iki kol) ifade eder. Sağ kol bir diğer iç düğüm olan $y^{(2)}$'ye açılır ve bu da yetenek sürecini ifade eder. $\theta_p^{(1)}$ ve $\theta_p^{(2)}$, sırasıyla bireyin maddeyi cevaplamadan atlama eğilimini (omission propensity) ve yeteneğini gösterir. $\beta_i^{(1)}$ ve $\beta_i^{(2)}$ ise 1PL model için sırasıyla maddeyi boş bırakma eşiği ve madde güçlüğü'dür. Bu birleşik model, alt süreçlerin olasılıklarının birleşiminden yola çıkarak gözlenen yanıt kategorilerinin (x_{pi}=0, 1 veya d) olasılığını oluşturur (Debeer vd., 2017).



Şekil 8. Cevaplanmadan Atlanan Maddelere Yönelik MTKA Modeli

Kaynak. Debeer vd., 2017, 337

İkili (binary) MTKA modellerinde sol ve sağ kollar 1 ve 0 olarak kodlanabilir. Bu şekilde her gözlenen yanıt kategorisi, alt maddeler üzerinde belirli bir yanıt örüntüsü

olarak haritalandırılabilmektedir. Tablo 3, boş bırakılan maddelere yönelik MTKA modeline ilişkin haritalama matrisini göstermektedir. Haritalama matrisini kullanarak yanıt kategorilerinin olasılıkları Eşitlik 10'daki gibi formüle edilebilir. Eşitlikte $x_{pi,}$ p bireyinin i maddesine verdiği yanıt, m=0, 1, d, r yanıt kategorilerini, n=1, 2, 3 iç düğümleri, t_{mn} ise yanıt kategorisi m'nin iç düğüm üzerindeki haritalamasını ifade etmektedir. q_{mn}, t_{mn}=NA durumunda 0'a eşitken, diğer durumlarda 1'e eşittir. Eşitlikte yer alan düğümler 1 PLM ile modellenmiştir, fakat farklı MTK modelleri de kullanılabilir.

$$\left(x_{pi} = m|\theta_p, \beta_i\right) = \prod_{n=1}^{N} \left[\frac{\exp\left(\theta_p^{(n)} + \beta_i^{(n)}\right)^{t_{mn}}}{1 + \exp\left(\theta_p^{(n)} + \beta_i^{(n)}\right)}\right]^{q_{mn}} \quad (10)$$

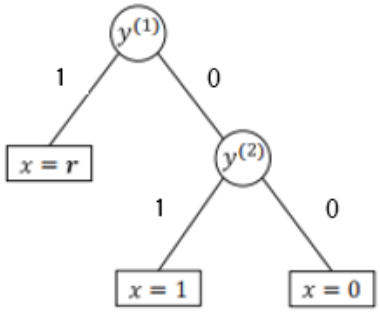
Tablo 3

Cevaplanmadan Atlanan Maddeler İçin Haritalama Matrisi

Yanıtlar	Düğüm 1 $y^{(1)}$	Düğüm 2 $y^{(2)}$
Atlanan (x=d)	1	NA
Doğru (x=1)	0	1
Yanlış (x=0)	0	0

Kaynak. Debeer vd., 2017, 354

Ulaşılamayan Maddeler (not-reached) İçin: Bir testte yer alan kayıp veriler sadece ulaşılamayan maddelerden oluşuyorsa Şekil 9'da yer alan MTKA modeli kullanılabilir. Bu modeldeki yanıtlama sürecine yönelik varsayım, cevaplanmadan atlanan maddeler için önerilen ağaç modeliyle aynıdır. Şekil 9'daki ağaç modelinde, bu sefer sol bitiş düğümü (x=r), $\theta_p^{(1)}$ bireyin cevaplamayı bırakma eğilimi, $\beta_i^{(1)}$ ise cevaplamayı bırakma eşiği olarak tanımlanmaktadır. Genellikle testte yer alan ilk maddeler cevaplayıcıların tamamı tarafından ulaşıldığı için bu maddeler için cevaplamayı bırakma eşiğini hesaplamak mümkün değildir.



Şekil 9. Ulaşılamayan Maddelere Yönelik MTKA Modeli

Kaynak. Debeer vd., 2017, 337

Bu noktada cevaplamayı bırakma eşiklerine bir sınırlama getirilebilir. Mesela Glas ve Pimentel (2008) maddenin konumuna ilişkin Eşitlik 11'de yer alan doğrusal fonksiyonu önermişlerdir. Fonksiyonda yer alan $\beta_{ik}^{(1)}$ madde *i*'yi k=1, 2, …., K, pozisyonunda cevaplamayı bırakma eşiğini göstermektedir. Bu kısıtlama, cevaplamayı bırakma olasılığının monotonik artmasını desteklemekle beraber her madde için cevaplamayı bırakma eşiğinin hesaplanabilmesini sağlamaktadır. Ulaşılamayan maddelere yönelik MTKA modeline ilişkin haritalama matrisi Tablo 4'te görülmektedir.

$$\beta_{ik}^{(1)}=\delta_a + (k - K)\,\delta_b \qquad (11)$$

Tablo 4

Ulaşılamayan Maddeler İçin Haritalama Matrisi

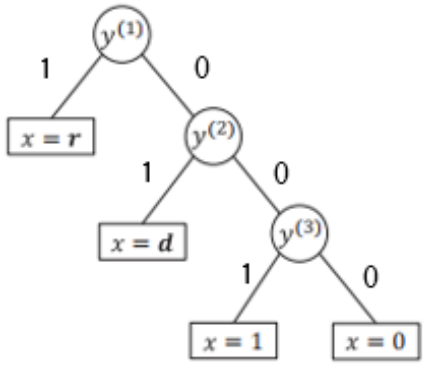
Yanıtlar	Düğüm 1 $y^{(1)}$	Düğüm 2 $y^{(2)}$
Ulaşılamayan (x=r)	1	NA
Doğru (x=1)	0	1
Yanlış (x=0)	0	0

Kaynak. Debeer vd., 2017, 354

Cevaplamadan Atlanan ve Ulaşılamayan Maddeler İçin Modeller: Hem cevaplamadan atlanan hem de ulaşılamayan maddelerle aynı anda baş edebilmek için Şekil 10'da yer alan Madde Seçim Modeli - MSM (Item Selection Model) ve Şekil 11'de yer alan Devam Eden Çaba Modeli - DEÇM (Continuing Effort Model) önerilmiştir. Bu ağaç modelleriyle aynı yanıt kategorileri modellenmekte, aynı zamanda üçüncü bir iç düğüm ağaç modeline eklenmektedir. Yanıt süreçlerine yönelik farklı varsayımlarından dolayı, bu iki model her duruma aynı şekilde uyum sağlamamaktadır

(Deeber vd., 2017). MSM'nin altında yatan varsayıma göre, birey maddeyle karşılaştığında ilk olarak testi yanıtlamayı bırakma ya da devam etme davranışlarından birini seçmektedir. Eğer birey testi yanıtlamaya devam ederse, bu sefer de maddeyi cevaplamadan atlama ya da yanıtlama tercihleri arasında bir seçim yapmaktadır. Son adımda eğer birey maddeyi yanıtlamaya karar verdiyse, maddeyi doğru yanıtlamaya çalışmaktadır. Debeer ve diğerleri (2017), bu ağaç modelinin, bireylerin kısıtlı bir sürede olabildiğince çok maddeyi yanıtlamaya çalıştıkları hız testlerine yönelik yanıtlama süreçlerini daha iyi açıkladığını belirtmişlerdir.

Şekil 10'da yer alan MSM'de, sıralı iç düğümler cevaplamayı bırakma eğilimini $y^{(1)}$, cevaplamadan atlama sürecini $y^{(2)}$ ve yetenek sürecini $y^{(3)}$ ifade etmektedir. Dolayısıyla $\theta_p^{(1)}$, $\theta_p^{(2)}$ ve $\theta_p^{(3)}$ sırasıyla cevaplamayı bırakma eğilimini, cevaplamadan atlama eğilimini ve yeteneği ifade etmektedir. $\beta_i^{(1)}$, $\beta_i^{(2)}$ ve $\beta_i^{(3)}$ ise düğümlerin 1PLM ile modellenmesi durumunda madde eşikleridir. MSM'ye ilişkin haritalama matrisi Tablo 5'te görülmektedir.



Şekil 10. Madde Seçim Modeli (MSM)

Kaynak. Debeer vd., 2017, 337

Tablo 5

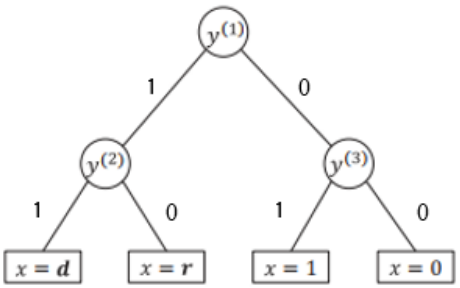
MSM İçin Haritalama Matrisi

Yanıtlar	Düğüm 1 $y^{(1)}$	Düğüm 2 $y^{(2)}$	Düğüm 3 $y^{(3)}$
Ulaşılamayan (x=r)	1	NA	NA
Atlanan (x=d)	0	1	NA
Doğru (x=1)	0	0	1
Yanlış (x=0)	0	0	0

Kaynak. Debeer vd., 2017, 354

Cevaplamadan atlanan ve ulaşılamayan maddelerin bir arada modellendiği bir diğer MTKA modeli olan Devam Eden Çaba Modeli (DEÇM), düşük riskli (low-stakes) güç testleri için daha uygun görülmektedir. Şekil 11'de görülen modelin altında yatan varsayıma göre, birey her yanıt vermeme durumundan sonra devam edip etmeyeceğine ve bir sonraki maddeye yanıt vermek için çaba harcayıp harcamayacağına karar vermektedir. Dolayısıyla bu süreçte bireylerin motivasyonları devreye girmektedir (Debeer vd., 2017).

DEÇM ve MSM aynı bitiş düğümlerine sahiplerdir fakat iç düğümlerin sırası farklıdır. DEÇM'de yer alan düğümler maddeyi cevaplama ya da cevaplamama kararını $y^{(1)}$, cevaplamayı bırakma ya da bırakmama kararını $y^{(2)}$ ve yetenek sürecini $y^{(3)}$ ifade etmektedir. $\theta_p^{(1)}$, $\theta_p^{(2)}$ ve $\theta_p^{(3)}$ sırasıyla cevaplamadan atlama eğilimini, devam etme eğilimini ve yeteneği ifade ederken $\beta_i^{(1)}$, $\beta_i^{(2)}$ ve $\beta_i^{(3)}$ düğümlerin 1PLM ile modellenmesi durumunda madde eşikleridir. DEÇM'e ilişkin haritalama matrisi Tablo 6'daki gibidir.



Şekil 11. Devam Eden Çaba Modeli (DEÇM)

Kaynak. Debeer vd., 2017, 337

Tablo 6

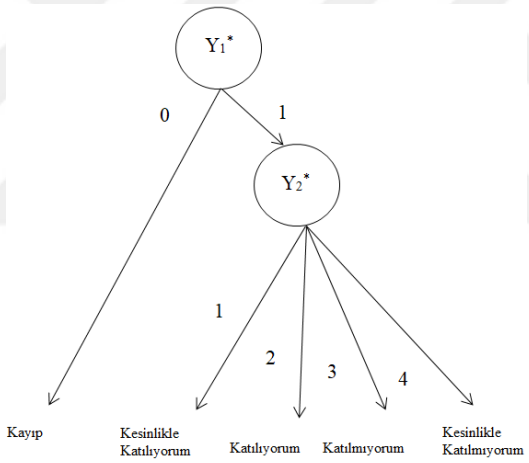
DEÇM İçin Haritalama Matrisi

Yanıtlar	Düğüm 1 $y^{(1)}$	Düğüm 2 $y^{(2)}$	Düğüm 3 $y^{(3)}$
Ulaşılamayan (x=r)	1	0	NA
Atlanan (x=d)	1	1	NA
Doğru (x=1)	0	NA	1
Yanlış (x=0)	0	NA	0

Kaynak. Debeer vd., 2017, 355

Çoklu (Polytomous) Puanlanan Testlerde Yer Alan Kayıp Veriler İçin MTKA Modelleri

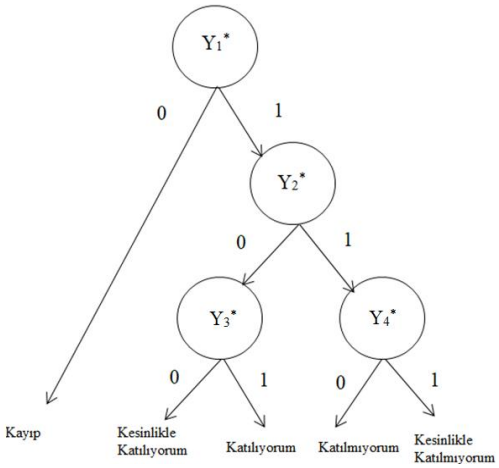
Çoklu puanlanan testlerde karşılaşılan kayıp verilerin MTKA ile modellenmesinde, Jeon ve De Boeck (2016) bazı ağaç modelleri önermişlerdir. Şekil 12'de görülen doğrusal (linear) ağaç modelinde, boş bırakılan yanıtlar madde yanıtlarından ayrı tutulmaktadır. Bu iki aşamalı modelin birinci aşamasında birey cevaplamadan atlama ve yanıtlama davranışlarından birini seçmektedir. Eğer birey yanıtlama davranışını seçtiyse, ikinci aşamada yanıt kategorilerinden birini tercih etmektedir. Şekil 12'de görülen Y_1^* cevaplamadan atlama eğilimini, Y_2^* ise ölçekle ölçülen yapıya ilişkin yanıtın göreceli düzeyini ifade etmektedir. Bu ağaç modelinde 1. düğüm (Y_1^*) Birnbaum'un (1968) İki Parametreli Madde Tepki Modeli (2PLM), 2. düğüm (Y_2^*) ise Samejima'nın (1969) Aşamalı Tepki Modeli ile modellenebilir.



Şekil 12. Çoklu Puanlanan Testler İçin Doğrusal (Linear) MTKA Modeli

Kaynak. Jeon ve De Boeck, 2016

Doğrusal MTKA modelinin yanı sıra Şekil 13'te yer alan iç içe geçmiş (nested) MTKA Modeli kullanılarak da çoklu puanlanan testlerde yer alan kayıp veriler modellenebilmektedir. Bu modelde birinci aşamada birey cevaplamadan atlama ve yanıtlama davranışlarından birini seçmektedir. İkinci aşamada cevabın yönü (katılma-katılmama), üçüncü aşamada olumlu cevabın derecesi (Kesinlikle katılıyorum-katılıyorum), dördüncü aşamada ise olumsuz cevabın derecesi (Kesinlikle katılmıyorum-katılmıyorum) hakkında karar verilmektedir.



Şekil 13. Çoklu Puanlanan Testler İçin İç İçe Geçmiş MTKA Modeli

Kaynak. Jeon ve De Boeck, 2016

Şekil 13'teki ağaç modelinde, farklı boyut yapılarından oluşan modeller oluşturulup, hangi modelin hangi boyut yapısına daha uygun çalıştığı belirlenebilmektedir. Örneğin tüm düğümler için tek boyutlu bir model, ya da düğüm 1, düğüm 2, düğüm 3-4 için tek bir örtük özelliğin bulunduğu 3 boyutlu bir model kurulabilir. Ardından da modellerin hangisinin veriyle daha iyi uyum sağladığı tespit edilebilir.

İlgili Araştırmalar

Bu araştırmada, MTKA yaklaşımının değişen test durumlarında kayıp verilerle baş etmedeki etkililiği yetenek kestirimleri üzerinden ele alınmıştır. Dolayısıyla ilk olarak, MTKA ile kayıp verilerin modellenmesiyle ilgili alanyazındaki çalışmalara yer verilmiştir. Hemen ardından, alanyazında kayıp verilerle baş etmede kullanılan farklı yöntemlerin karşılaştırıldığı çalışmalar özetlenmiştir. Çalışmalar kronolojik sırayla verilmiş, sonrasında MTKA yaklaşımı ve diğer kayıp veri yöntemleriyle ilgili çalışmalar genel olarak değerlendirilmiştir.

Kayıp Verilerin MTKA ile Modellendiği Araştırmalar

Jeon ve De Boeck (2016), 2005 yılında 949 Michigan vatandaşına uygulanan bir ankette yer alan kayıp verileri MTKA yaklaşımıyla modellemişlerdir. Araştırmada 4'lü Likert tipi ölçeğe verilen yanıtlar 0'dan 3'e doğru kodlanmış, 2 düğümden oluşan MTKA modelinden yararlanılmıştır. Ağaç modelinin birinci düğümü 2PL modelle, ikinci düğümü ise Aşamalı Tepki Modeli ile modellenmiş, iki boyutlu bu modelin tek boyutlu modele göre veriyle daha iyi uyuma sahip olduğu belirlenmiştir. Bunun yanı sıra iki boyutlu modelde, boyutlar arasındaki korelasyonun negatif ve düşük olmasından yola çıkılarak, maddeyi cevaplamadan atlama davranışının ölçülen yapıdan farklı olduğu tespit edilmiştir.

Debeer, Janssen ve De Boeck (2017), iki kısımdan oluşan çalışmalarında MTKA yaklaşımının, kayıp verilerin ihmal edilmesi durumunda parametre kestirimlerine yönelik ortaya çıkan yanlılığı ne ölçüde azaltacağını araştırmışlardır. Araştırmanın ilk kısmı olan simülasyon çalışmasında SK ve SOK kayıp veri durumları ele alınmış, %10 ve %20 oranlarında cevaplanmadan atlanan ve ulaşılamayan kayıpların bulunduğu, 20 ve 40 maddeden oluşan bir simülasyon deseni kullanılmıştır. Araştırmacılar kayıp verilerin ihmal edildiği ve MTKA yaklaşımıyla modellendiği durumlarda, madde güçlüklerinin ve yetenek parametrelerinin yanlılıklarını ve RMSE değerlerini incelemişlerdir. Sonuç olarak, SK mekanizmasında, kayıp verilerin ihmal edildiği ve MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumlarda elde edilen yanlılıkların benzer olduğu; SOK mekanizmasında ise kayıp verilerin ihmal edilmesinin madde güçlüklerinde negatif yanlılığa sebep olduğu, MTKA yaklaşımıyla ise yansız kestirimler elde edilebildiği tespit edilmiştir. Yetenek parametreleri için SOK mekanizmasında bile her iki yöntemle yansız kestirimler elde edilebilmiştir. Fakat bireyler kayıp veri miktarlarına göre gruplandıklarında, SOK mekanizmasında kayıp verilerin ihmal edilmesi durumunda, kayıp veriye sahip olmayan ya da çok az sahip olan bireylerin yetenek kestirimlerinde negatif yanlılık, kayıp veri sayısı yüksek olan bireyler için ise pozitif yanlılık elde edilmiştir. Aynı koşulda MTKA ile negatif yanlılık ortaya çıkmış, bu durum bireylerin kayıp veri sayısı arttıkça azalmıştır. Bu durum tüm SOK durumları için mevcut olmakla birlikte, madde sayısının yüksek olduğu ve kayıp veri oranının düşük olduğu senaryoda daha az belirgin olduğu belirlenmiştir. Gerçek verilerin kullanıldığı çalışmanın ikinci kısmında, farklı MTKA modelleri kullanılmış, veri setiyle en iyi uyum sağlayan MTKA modeli belirlenmeye çalışılmıştır. Sonuç olarak 2009

PISA Arjantin verilerine en iyi uyum sağlayan MTKA modelinin Madde Seçim Modeli (MSM) olduğu tespit edilmiştir. Bunun yanı sıra kayıp veri mekanizmasının SOK olduğu ve yetenek parametrelerinin cevaplamadan atlama eğilimiyle negatif yönde ilişkili, cevaplamayı bırakma eğilimiyle ise oldukça düşük negatif ilişkili olduğu belirlenmiştir. Bunun yanı sıra kayıp verilerin ihmal edildiği ve MTKA ile modellendiği durumda kestirilen madde güçlükleri ve yetenek kestirimleri arasında sistematik farklılıklar olduğu ortaya konulmuştur.

Huang (2020), araştırmasında normal ve anormal yanıt davranışlarına sahip olma durumlarına göre bireyleri sınıflandırarak, anormal yanıt davranışlarını MTKA yaklaşımıyla modellemiş ve anormal yanıt davranışlarının altında yatan psikolojik süreçleri açıklamaya çalışmıştır. Önerilen karma ağaç modelinde normal yanıt davranışlarına sahip bireyler test boyunca ellerinden gelenin en iyisini yapmışlar, hiçbir maddeyi boş bırakmamışlardır. Diğer bireyler ise, belirli bir maddeden sonra motivasyonlarındaki azalmaya ya da zaman kısıtlamasına bağlı olarak cevaplamayı bırakma, cevaplamadan atlama ya da daha az efor sarf etme gibi davranışlar sergilemeye başlamışlardır. Gerçek verilerle de desteklenen çalışmanın simülasyon aşamasında örneklem büyüklüğü, madde sayısı, madde sırası değişkenleri manipüle edilmiş, SOK mekanizması ele alınmıştır. Simülasyon çalışması sonucunda önerilen karma MTKA modeliyle madde ve birey parametrelerinin başarılı bir şekilde yansız kestirilebildiği, örneklem büyüklüğü ve madde sayısı artışlarının daha kesin kestirimlere yol açtığı belirlenmiştir. Kayıp verinin yanlış olarak kabul edilmesinin ise yanlı kestirimlere sebep olduğu tespit edilmiştir.

Kayıp Verilerin Diğer Yöntemlerle Modellendiği Araştırmalar

De Ayala, Plake ve Impara (2001), cevaplanmadan atlanan maddelerin yetenek kestirimlerine etkisini üç farklı kestirim yöntemiyle ortaya koymuşlardır. İki Ağırlıklı (biweight estimation) yetenek kestirimi, Beklenen Sonsal Dağılım (EAP) ve En Çok Olabilirlik (EÇO) yöntemlerinin yanı sıra, Sıfır Atama ve kayıp verileri ihmal etme yöntemlerinin de kullanıldığı çalışmalarında, 24546 bireyden oluşan 3PL modele göre üretilmiş yapay veri seti kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda, cevaplanmadan atlanan madde sayısı arttıkça yetenek kestirimlerinin doğruluğunun azaldığı görülmüştür. Kayıp verilerin ihmal edilmesi ise tüm yetenek kestirimlerini etkilemekle beraber, EÇO

kestirimlerinin üzerinde daha büyük bir etkisi olduğu belirlenmiştir. Kayıp verilerin ihmal edilmesi durumu, Sıfır Atama durumuna göre daha doğru yetenek kestirimlerine sebep olmuştur.

Enders (2004), çalışmasında ilk olarak EÇO kestirimlerinin madde düzeyinde kayıplarla kullanıldığı durumda, güvenirlik analizleri için iki aşamalı bir yöntemin ana hatlarını çizmiştir. İkinci olarak da LS yöntemi gibi geleneksel yöntemlerin, güvenirlik kestirimleri üzerindeki olumsuz etkilerini ortaya koymaya çalışmıştır. Son olarak da güvenirlik raporlama uygulamalarına yönelik çıkarımlar tartışılmıştır. Simülatif verilerin kullanıldığı çalışmada TSK ve SK kayıp veri durumları ele alınmış, %20 oranında kayıp verinin bulunduğu 2000 tekrarlı 1000 bireyden oluşan örneklem büyüklüğünde, LS, İS, OA ve BMA yöntemleri kullanıldıktan sonra Alpha katsayısı hesaplanmıştır. Sonuç olarak kayıp verilerin hem güvenirlik kestirimleri, hem de bu kestirimlerin etrafında şekillenen güven aralıklarında olumsuz etkilerinin olduğu, EÇO kestirimleri için araştırmacıların geleneksel kayıp veri yöntemlerini kullanmaktan vazgeçmeleri, BMA kullanarak iki adımlı güvenirlik kestirim yönteminin, kayıp verilerin güvenirlik kestirimlerine olan olumsuz etkisini yok ettiği ortaya konulmuştur.

Holman ve Glas (2005), ihmal edilemeyecek kayıp verilerin varlığında, gözlenen verinin ve altta yatan kayıp veri mekanizmasının birlikte ele alındığı, model tabanlı bir yaklaşım önermişlerdir. Gerçekleştirdikleri simülasyon çalışmasında cevaplanmadan atlanan maddeler için kullandıkları MTK modeliyle, gözlenen veri için kullandıkları MTK modelini birleştirmişler, bu yaklaşımın madde parametre kestirimlerine olan etkisini incelemişlerdir. Sonuç olarak ihmal edilemeyecek kayıp verilerin ihmal edilmesi durumunda madde parametrelerinin yanlılığının dikkate değer bir şekilde yükseldiği, özellikle ölçülen yetenek ve kayıp veri mekanizması arasındaki ilişki yükseldikçe yanlılıkların da arttığı, önerdikleri model tabanlı yaklaşımla ise yanlılıkların azaldığı sonucuna ulaşmışlardır. Önerdikleri model tabanlı yaklaşım, iki örtük değişken (cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek) için birleşik bir dağılımı varsayması ve modelin sonuç olarak çok boyutlu bir yapıya sahip olması nedeniyle MTKA modelleriyle benzer mantığa sahiptir.

Glas ve Pimentel (2008), SK ve SOK mekanizmalarında ulaşılamayan kayıp verilerin ele alındığı üç farklı simülasyon çalışması gerçekleştirmişler, gözlenen yanıtları sırasıyla 1PL, 2PL ve Genelleştirilmiş Kısmı Puan Modeli (GKP) ile modellemişlerdir. Kayıp veri göstergesi ise gözlenen yanıtlardan ayrı bir boyut olarak modellenmiş ve maddelerin testteki konumuna bağlı olarak madde parametrelerinin

yanlılığının nasıl değiştiği araştırılmıştır. Sonuç olarak MTKA ile benzer mantığa sahip olan bu yaklaşımla kayıp verilerin modellenmesinin, madde parametrelerine yönelik yanlılıkların önemli ölçüde azalmasına neden olduğu belirlenmiştir.

Demir (2013), çoktan seçmeli testlerde, kayıp verilerle baş etmede kullanılan farklı yöntemlerin, kestirilen madde ve test parametreleri arasındaki ilişkileri nasıl etklediğini incelemiştir. SBS 2011, Matematik Testi A Kitapçığını alan 527517 yanıtlayıcının yer aldığı çalışmada, 12 farklı kayıp veri yöntemi kullanılmıştır. Araştırmanın sonucunda ikili puanlanan testlerde kayıp verilerin varlığında, madde ve test parametrelerine yönelik kestirimlerde, Sıfıt Atama yönteminin kullanılmaması, silmeye ve basit atamaya dayalı yöntemlerin ise kayıp verilerin ihmal edilebilir olması durumunda kullanılması önerilmiştir. Kayıp verilerin tam seçkisiz olmadığı, ancak kısmi seçkisizliğin sağlandığı durumlarda ise EÇO ve ÇA'ya dayalı yöntemlerin tercih edilmesinin altını çizmiştir.

Köse ve Öztemur (2014), normal dağılan farklı büyüklük ve korelasyondaki tam veri setlerinde kullanılan Silme ve Atama yöntemlerinin t-testi ve ANOVA parametrelerinin 1. Tip hata üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Çok değişkenli normal dağılıma sahip farklı büyüklükteki veri setlerinin üretildiği, farklı kayıp oranlarının ve korelasyonların değişimlendiği araştırmalarının sonucunda, BMA ve RA yöntemleri öne çıkarken, düşük ve yüksek korelasyonlu veri setlerinde, t-testinde LS yönteminin etkili bir yöntem olmadığı belirlenmiştir. ANOVA testine yönelik sonuçlar incelendiğinde ise düşük korelasyona sahip veri setlerinde LS yönteminin daha başarılı olduğu, yüksek korelasyonlu veri setlerinde ise BMA ve RA yöntemlerinin çok daha doğru sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Akbaş ve Tavşancıl (2015), üç farklı kayıp veri mekanizması altında, farklı büyüklükteki örneklemlerde, ölçeklerin psikometrik özelliklerini, çeşitli kayıp veri yöntemlerine göre simülatif şekilde incelemişlerdir. Araştırmacılar, LS, Benzer Tepki Örüntüsüne Dayalı Atama, SRA, BMA ve ÇA yöntemlerini kullanarak, ölçeklerin güvenirliğini ve geçerliğini irdelemişler, kullanılan yöntemlerin performanslarını ortaya koymuşlardır. Ulaşılan sonuçlar incelendiğinde, ÇA yönteminin diğer tüm tekniklerden daha iyi performans sergilediği görülmüştür.

Çüm ve Gelbal (2015), çalışmalarında PISA 2012 verilerinden oluşturulan değişen miktarlarda ve örüntü yapılarında kayıp içeren veri setlerinde, çeşitli yöntemler kullanılarak yürütülen kayıp atamalarının, örtük değişkenlerle oluşturulan bir yapısal eşitlik modelinden elde edilen model veri uyum değerleri üzerindeki etkilerini

incelemişlerdir. Seriler Ortalaması, BMA, Doğrusal Değerleme, RA, SRA, Markov Zincirleri Monte Carlo, NIPALS algoritması, Bayesci Veri Atama, Eğilim Skorları Eşleştirmesi, Mahalanobis Uzaklığı yöntemlerinin kullanıldığı araştırmada, SOK durumunda Bayesci Atama ve SRA yöntemleriyle, tam veri setinin modele uyum değerlerine en yakın değerlerin elde edildiği belirlenmiştir.

Şahin Kürşad ve Nartgün (2016), kayıp veriyle başa çıkma yöntemlerinin etkililiğini geçerlik ve güvenirlik bağlamında, normal dağılım, tek faktörlü yapı ve %5, %10 ve %20 kayıp veri oranları altında incelemişlerdir. PISA 2012 uygulaması kapsamında yer alan "Matematik Çalışma Etiği" ölçeğinden yararlandıkları çalışmalarında ölçeğe eksiksiz yanıt veren Türk öğrenciler arasından rastgele 200 öğrenci seçerek, TSK mekanizmasında kayıp veriler oluşturmuşlardır. Kayıp veri setlerinin eksiksiz veri setlerine dönüştürebilmesi hususunda Seri Ortalaması, Yakın Noktaların Ortalaması, Yakın Noktaların Medyanı, Doğrusal Değer Kestirimi, Noktanın Doğrusal Eğimi, LS, BMA, RA ve ÇA yöntemleri kullanılmıştır. Sonuç olarak, BMA, RA ve ÇA yöntemleri farklı kayıp veri oranlarının tümü için, özellikle yüksek kayıp veri oranında, genel olarak tam veri setinden elde edilen değerlere en yakın madde faktör yük değerlerini vermişlerdir. Benzer şekilde BMA ve RA yöntemleri, ÇA yönteminden sonra tam veri setlerinden elde edilen öz değerlere ve açıklanan varyans değerlerine en yakın değerleri veren yöntemler olmuşlardır. Güvenirlik katsayıları açısından ise kayıp veri miktarının fazla olduğu durumlarda, kayıp verilerin ÇA, BMA veya RA yöntemlerinden biri kullanılarak tamamlanması önerilmiştir.

Koçak (2017), ÇA ve BMA yöntemlerinin, kayıp verilerin ihmal edilebilir olduğu durumda şans parametresi üzerindeki etkilerini araştırdığı simülatif çalışmasında, 3 farklı örneklem büyüklüğü (500, 1000, 3000) ve 3 farklı kayıp veri oranını (%2, %5, %10) değişimlemiştir. Araştırmadaki yöntemlerle tamamlanan eksiksiz veri setleri 3PL modele göre analiz edilerek şans parametresi belirlenmiş ve eksiksiz veri setindeki değerler referans alınarak yorumlanmıştır. Sonuç olarak TSK kayıp veri durumunda, ÇA ve BMA yöntemlerinin tüm örneklem büyüklüklerinde, kayıp veri oranı %2 olduğunda en iyi performansı sergiledikleri, kayıp veri oranı arttıkça referans değerden uzaklaşıldığı tespit edilmiştir. SK mekanizmasında ise her iki yöntemin de şans parametresi üzerinde, özellikle kayıp veri oranının yükseldiği durumda, iyi performans göstermediği bulunmuştur.

Koçak ve Çokluk Bökeoğlu (2017), kayıp veri yöntemlerinin, model-veri uyumu ve madde-model veri uyumu üzerindeki etkilerini, farklı örneklem büyüklüğü ve kayıp

veri oranlarını dikkate alarak, 1PL modele göre incelemişlerdir. Simülatif veri setleri kullandıkları çalışmalarında, TSK ve SK mekanizmaları altında, LA, RA ve BMA yöntemlerini kullanmışlardır. Sonuç olarak TSK mekanizmasında kayıp verilerle üç yöntemin de kullanılabileceğini, veri setinde SK mekanizmasında kayıp veriler olduğunda ise model veri uyumunun BMA ve RA yöntemleriyle en iyi şekilde tahmin edilebileceğini ortaya koymuşlardır. Madde-model uyumu için TSK mekanizmasında, örneklemin küçük olması durumunda BMA, SK mekanizmasında ise düşük kayıp veri oranlarıyla BMA kullanılabileceğini belirlemişlerdir.

Köhler, Pohl ve Cartensen (2017), TSK, SK ve SOK mekanizmalarında, yetenek parametreleri, cevaplamadan atlama eğilimi ve açıklayıcı değişken arasındaki farklı oranlardaki ilişkiye, değişen oranlardaki kayıp verilerde farklı kayıp yöntemlerinin yapısal modele yönelik parametreleri nasıl etkilediğini, model tabanlı yaklaşım, Sıfır Atama ve kayıp verilerin ihmal edilmesi yöntemlerini kullanarak ortaya koymuşlardır. Gerçek verilerle de destekledikleri simülasyon çalışmasıyla sonuç olarak kayıp verilerin ihmal edildiği ve model tabanlı yaklaşımla modellendiği durumlarda benzer sonuçlar elde edildiği tespit edilmiştir. Kayıp veri oranının yüksek olduğu ve kayıp veri olasılığının açıklayıcı değişkenler ve ölçülen değişkenle yüksek oranda ilişkili olduğu durumda ise model tabanlı yaklaşım, kayıp verilerin ihmal edildiği duruma göre daha iyi sonuç vermiştir. Sıfır Atama yöntemi ise üç kayıp mekanizmasında da yapısal modele yönelik kestirimlerin farklılaşmasına yol açmıştır. Bunun yanı sıra SK durumunda kayıp verilerin ihmal edilmesi durumunun, regresyon katsayılarının doğru kestirilmesine neden olduğu, SOK durumunda ise yapısal modele yönelik parametrelerin oldukça az etkilendiği sonucuna ulaşılmıştır. Kayıp verilerin ve açıklayıcı değişkenlerin yüksek oranda ilişkili olması, özellikle yüksek oranda kayıp verinin olduğu SOK durumunda, birey parametrelerinde yanlılığa neden olurken, yapısal modele yönelik parametrelerin de olumsuz etkilenmesine neden olmuştur.

Sayın, Yandı ve Oyar (2017), çalışmalarında Likert tipi derecelendirilmiş bir ölçekte yer alan kayıp verilerle çalışmışlar, kayıp veri yöntemlerinin, Aşamalı Madde Tepki Kuramına yönelik kestirilen parametrelere etkisini incelemişlerdir. Bu amaçla PISA 2015 çalışmasında yer alan "Hırs Algısı" ölçeğinde, kayıp veri içermeyen 5073 birimlik örneklemden seçkisiz şekilde seçilen 500, 1000 ve 2500 öğrencinin verileri üzerinde çalışmışlar, TSK mekanizması altında madde bazında kayıp veriler oluşturmuşlardır. Ölçekteki bir madde kayıp veri içermeyecek şekilde düzenlenmiş, böylece ölçme aracındaki herhangi bir maddede bulunan kayıp veri miktarının, kayıp

veri içermeyen diğer madde parametrelerine etkisi incelenmiştir. Tam Veri, Eksik Veri ve Silme, OA, Yakın Noktalar Ortalama Ataması, Yakın Noktalar Medyan Ataması, Doğrusal Değerleme, Noktada Doğrusal Değerleme, RA ve BMA yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalarında, madde ayırt edicilik indeksinin madde güçlük indekslerinden daha fazla etkilendiğini tespit etmişlerdir. Bunun yanı sıra tüm örneklem büyüklüğü ve kayıp veri oranlarında, tam veri setine en yakın sonuçlara Doğrusal Değerleme yönteminin kullanıldığı koşullarda ulaşıldığı belirlenmiştir.

Çüm, Demir, Gelbal ve Kışla (2018), TSK ve SK mekanizmalarında, %15 ve %25 oranlarında oluşturulan kayıp verilerin varlığında, çeşitli kayıp veri yöntemleriyle elde edilen veri setlerini, gerçek veri seti ile karşılaştırarak incelemişlerdir. Bu amaçla PISA 2012 Türkiye, Matematik Öz Yeterliği ölçeğine katılan ve ölçeği eksiksiz bir şekilde yanıtlayan 3129 öğrencinin verilerinden yararlanmışlardır. BMA, RA, Bayesci Veri Atama, Markov Zincirleri Monte Carlo, Mahalanobis Uzaklığı Ataması, Eğilim Skorları Eşleştirmesi yöntemlerinin kullanıldığı çalışmanın sonucunda, tüm yöntemlerin tam veriye yakın değerler ürettiği ortaya konulmuştur. Farklı ölçütler dikkate alınarak karşılaştırıldığında, TSK ve SK mekanizmalarındaki kayıp verilere, yüksek düzeyde performans gösteren BMA veya Markov Zincileri Monte Carlo yöntemleri ile yaklaşık değer ataması yapmaları araştırmacılara önerilmiştir.

Edwards ve Finch (2018), gerçekleştirdikleri simülatif çalışmayla, SK ve SOK mekanizmalarında, iki farklı örneklem büyüklüğü (1000, 2000), iki farklı madde sayısı (20, 30) ve 4 farklı kayıp veri oranı (%5, %10, %15 ve %30) durumunda, Zincirleme Denklemlerle Çoklu Atama – Rassal Orman (MICE-RFI) ve Zincirleme Denklemlerle Çoklu Atama – Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (MICE-CART) yöntemleriyle kestirilen madde güçlük ve ayırt edicilik parametrelerinin hata değerlerini, Tam Bilgi En Çok Olabilirlik, Çoklu Atama Bütünleşik Modelleme (MIJM), Zincirleme Denklemlerle Çoklu Atama (MICE) ve Rassal Orman Ataması (RFI) yöntemleriyle elde ettikleri değerlerle kıyaslamışlardır. Sonuç olarak, MICE-RFI ve MICE-CART yöntemleri kullanıldığında, hem SK hem de SOK durumlarında en düşük hatanın elde edildiği, bu iki yöntemin SK durumunda birbirine çok yakın sonuçlar verdiğini, Tam Bilgi En Çok Olabilirlik ve MIJM yöntemlerinin ise en düşük performansı gösterdikleri ortaya konulmuştur.

Finch (2018), çeşitli kayıp veri yöntemlerinin, parametre kestirimlerine yönelik performanslarını araştırmıştır. Bu amaçla, SK ve SOK mekanizmaları altında, 500 ve 1000 örneklemden, %5, %10 ve %30 kayıp veri oranlarından oluşan bir simülasyon

deseni oluşturmuş, LS, Sıfır Atama, Kesirli Atama, Düzeltilmiş Ortalama Atama, Yanıt Fonksiyonu Atama, ÇA ve BMA yöntemlerini kullanarak, parametre kestirimlerinin yanlılıklarını incelemiştir. Sonuç olarak, ÇA yönteminin diğer yöntemlere göre daha düşük kestirim yanlılıkları oluşturduğunu, kategorik değişkenler söz konusu olduğunda ise yanlılıkların arttığını ifade etmiştir. BMA yönteminin ise ÇA ve Yanıt Fonksiyonu Atama yöntemlerine göre daha yüksek parametre yanlılıklarına sebep olduğunu belirlemiştir.

Kalkan, Kara ve Kelecioğlu (2018), Modele Dayalı Atama, ÇA, BMA, RA yöntemlerini kullanarak, TSK mekanizmasında farklı oranlarda kayıp verilerin olduğu durumda, madde ve yetenek parametrelerinin yanlılıklarını araştırmışlar, bu amaçla 6. Sınıf SBS Türkçe testinin verilerinden yararlanmışlardır. Kayıp veri içeren birimler silindikten sonra elde edilen eksiksiz veri seti içerisinden 250, 500, 1000 ve 5000 birimlik 25 tekrarlı örneklemler çekip, bu veri setlerinde %5, %10 ve %15 oranlarında kayıp veriler oluşturmuşlardır. Parametre kestirimleri ise veri setleriyle en iyi uyumu sağlayan 3PL model ile gerçekleştirilmiştir. Madde ve yetenek parametrelerinin ortalamaları, eksiksiz veri setine ilişkin parametrelerle kıyaslanarak ortalama mutlak fark (average of the absolute differences) ve RMSE değerleri hesaplanmıştır. Sonuç olarak ayırt edicilik parametrelerinin en sağlam kestirimlerinin ÇA yöntemiyle gerçekleştirildiği, BMA ve RA yöntemlerinin ise ikinci sırada olduklarını tespit etmişlerdir. Madde güçlükleri söz konusu olduğunda ise Modele Dayalı Atama, tüm örneklem büyüklüklerinde en iyi performansı göstermiştir. Şans parametresi kestirimlerinde, tüm kayıp veri oranları ve örneklem büyüklüklerinde tüm yöntemler benzer şekilde çalışmışlardır. Kayıp veri oranlarının %10 ve %15 olduğu durumlarda Modele Dayalı Atama, yetenek parametrelerini diğer tüm yöntemlere göre daha iyi kestirmiştir. Kayıp veri oranının %5 olduğu durumda, yöntemler arasında dikkate değer bir fark bulunmamıştır. Sonuç olarak, ÇA, BMA, RA ve Modele Dayalı Atama yöntemlerinin MTK uygulamalarında kayıp veri içeren ikili testlerde, çok bilinen yöntemlere alternatif olarak kullanılabileceğini ifade etmişlerdir.

Xiao ve Bulut (2020), gerçekleştirdikleri iki farklı simülasyon çalışmasıyla, dört farklı kayıp veri yönteminin yetenek kestirimleri üzerindeki performanslarını karşılaştırmışlardır. Tam Bilgi En Çok Olabilirlik, Sıfır Atama, MICE-CART ve MICE-RFI yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada yanlılık, RMSE, kestirilen ve gerçek parametreler arasındaki korelasyon değerleri incelenerek, kestirimlerin doğruluğu ortaya konulmaya çalışılmıştır. Araştırmada TSK, SK ve SOK kayıp durumları, üç farklı

örneklem büyüklüğü (500, 1000 ve 3000), üç farklı madde sayısı (20, 40 ve 60), 4 farklı kayıp veri oranı (%5, %15, %30 ve %40) değişimlenmiştir. İkinci simülasyon çalışmasında ise, ilk çalışmada elde edilen sonuçlardan yararlanılarak kayıp veriler ayrı bir yanıt kategorisi olarak kabul edilmiş, örneklem büyüklüğü sabit tutularak sadece SK ve SOK kayıp durumları çalışılmıştır. Gerçekleştirilen ilk simülasyon çalışmasının sonucunda, kayıp veri oranı, madde sayısı ve kayıp veri mekanizması yetenek parametrelerinin doğruluğunu etkilerken, örneklem büyüklüğü sonuçlar üzerinde herhangi bir etki oluşturmamıştır. Yöntemler açısından bakıldığında ise Sıfır Atama yöntemi diğer yöntemlere göre daha düşük performans sergilemiştir. Fakat SK ve SOK durumlarında, Sıfır Atama yönteminin performansının bir miktar arttığı görülmüştür. MICE-CART yöntemi ise MICE-RFI yönteminden çoğu koşul atında daha iyi performans gösterse de, aralarındaki fark ihmal edilebilir düzeydedir. İkinci simülasyon çalışmasının sonucunda ise kayıp verilerin hesaplama sürecine dahil edilmesi MICE-RFI için iyi çalışırken, %30 ve %40 kayıp veri oranlarının bulunduğu durumda MICE-CART ile yapılan kestirimlerin doğruluğunu azaltmıştır. Her iki simülasyon çalışmasında, Tam Bilgi En Çok Olabilirlik yönteminin yetenek parametrelerinin kestiriminde diğer yöntemlere göre daha doğru sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

İlgili Araştırmaların Genel Olarak Değerlendirilmesi

MTKA ile kayıp verilerin modellendiği araştırmalar değerlendirildiğinde, çalışmaların genellikle simülatif verilerle yürütüldüğü ve aynı zamanda gerçek veriler de kullanılarak simülatif çalışmaların desteklendiği görülmektedir. Araştırmalarda MTKA yaklaşımı, LS ve Sıfır Atama yöntemleriyle kıyaslanmıştır. SK ve SOK mekanizmalarındaki kayıp verilerin araştırıldığı çalışmalarda genel olarak kayıp oranı, madde sayısı ve örneklem büyüklüğü koşulları değişimlenmiş, yetenek ve madde parametrelerine yönelik yanlılık ve RMSE değerleri araştırılmıştır (Debeer vd., 2017, Huang, 2020; Jeon ve De Boeck, 2016). Sonuç olarak MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellendiği çalışmaların alanyazında kısıtlı olduğu, özellikle bu yaklaşımın alanyazındaki farklı kayıp veri yöntemleriyle kıyaslanması gerektiği görülmektedir.

Kayıp veri yöntemlerinin etkililiğinin araştırıldığı alanyazındaki diğer araştırmalarda, hem simülatif hem de gerçek verilerle çalışılmıştır. Simülatif çalışmalarda en çok değişimlenen değişkenler, kayıp veri mekanizması, kayıp oranı,

madde sayısı ve örneklem büyüklüğüdür. Alanyazındaki geleneksel ve yeni yaklaşımların kayıp verilerle baş edebilme noktasındaki performanslarının araştırıldığı çalışmalarda en çok kullanılan yöntemler, LS, RA, BMA ve ÇA yöntemleridir. Araştırmalarda kullanılan kayıp veri yöntemlerinin, sıklılıkla madde parametrelerinin yanlılığına ve hata değerlerine (Demir, 2013; Edwards ve Finch, 2018; Finch, 2018; Glas ve Pimentel, 2008; Holman ve Glas, 2005; Kalkan, Kara ve Kelecioğlu 2018; Koçak, 2017; Sayın, Yandı ve Oyar, 2017) olan etkisi araştırılmıştır. Bunun yanı sıra bazı çalışmalarda yetenek ve güvenirlik kestirimlerinin (Akbaş ve Tavşancıl, 2015; De Ayala, Plake ve Impara, 2001; Enders, 2004; Şahin Kürşad ve Nartgün, 2016; Xiao ve Bulut, 2020), model-veri uyumunun (Çüm ve Gelbal, 2015) ve madde-veri uyumunun (Koçak ve Çokluk Bökeoğlu, 2017) da araştırıldığı belirlenmiştir. Alanyazındaki çalışmaların tamamı farklı koşullarda, farklı kayıp veri yöntemlerininin çeşitli bağımlı değişkenlere etkisini araştırdıkları için ulaşılan sonuçlar da farklılaşmaktadır. Fakat genel olarak değerlendirildiğinde, yeni yaklaşımlar olarak kabul edilen EÇO tekniklerinin ve ÇA yönteminin çoğu durumda en başarılı yöntemler olarak tespit edildiği görülmektedir. Bunun yanı sıra, MTKA yaklaşımına benzer şekilde cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek süreçlerinin ayrı örtük değişkenler olarak modellendiği model tabanlı yaklaşım da, kestirim yanlılıklarını azaltması açısından etkili yeni yaklaşımlar arasında yerini almıştır.

BÖLÜM 3

YÖNTEM

Bu bölümde araştırmanın modeli, simülasyon deseni, eksiksiz veri setlerinin üretilmesi, simülasyon geçerlik çalışmaları, kayıp veriler içeren veri setlerinin oluşturulması, kayıp verilerin modellenmesi ve tamamlanması, veri analizi ve gerçek veri uygulaması ile ilgili bilgiler verilmiştir.

Araştırmanın Modeli

Bu araştırmada alanyazın incelenerek araştırmanın amacına uygun şekilde bir simülasyon deseni oluşturulmuş, ardından bu simülasyon deseninde yer alan koşullar dikkate alınarak veri üretimleri gerçekleştirilmiştir. Üretilen veri setlerinde belirlenen kayıp veri mekanizmalarında ve oranlarda kayıp veriler oluşturulduktan sonra, kayıp veri içeren veri setleri Madde Tepki Kuramı Ağaç (MTKA) yaklaşımıyla modellenmiş, aynı zamanda alanyazında yaygın olarak kullanılan ve başarılı yöntemler olarak değerlendirilen Beklenti Maksimizasyon Algoritması (BMA) ve Çoklu Atama (ÇA) yöntemleriyle eksiksiz veri setleri haline getirilerek, yetenek kestirimlerine yönelik yanlılık ve RMSE ortalamaları incelenmiştir.

Spence (1983), simülasyon deneylerinin tasarlanmış deneyler olduğunu, benzer ortamlarda tasarlanmış deneylerle benzer özellikleri taşıdıklarını belirtmiştir. Aynı şekilde Harwell, Stone, Hsu ve Kirisci (1996), simülasyon çalışmalarının, dizayn edilmesi ve yorumlanması hususlarında deneysel çalışmalarla benzer ilkelere sahip olduğunu ifade etmişlerdir. Bu araştırmada da kontrol altına alınan ve değişimlenen çeşitli koşullarla faktöriyel bir deneysel desen oluşturulmuş, değişimlenen koşulların bağımlı değişkene olan etkisi belirlenmeye çalışılmıştır. Dolayısıyla araştırma bu yönüyle '*deneysel araştırma'* niteliğindedir.

Araştırmada aynı zamanda simülasyon koşullarından herhangi birine uyum sağlayan gerçek bir veri seti üzerinde çalışılmış, gerçek bir test durumunda elde edilen sonuçların, simülasyon çalışmasında elde edilen sonuçlarla ne ölçüde tutarlı olduğu incelenmiştir. Araştırma, bu kısımda gerçekleştirilen çalışmalar dâhilinde *'karşılaştırma*

türü araştırma' kapsamında yer almaktadır. Gliner, Morgan ve Leech (2015), karşılaştırma türündeki araştırmalarda bağımsız değişkenin alt grupları arasında bağımlı değişken açısından fark olup olmadığının incelendiğini, gruplar arasında karşılaştırma yapıldığını, bu araştırmalarda nedensellik ilişkisi kurulamayacağını belirtmişlerdir. Dolayısıyla araştırmanın ikinci kısmı bu yönüyle karşılaştırma türünde bir araştırma şeklindedir.

Verilerin Üretilmesi

Araştırmaya ilişkin veri üretimi Madde Tepki Kuramı (MTK) kapsamında, Monte Carlo (MC) simülasyonu şeklinde gerçekleştirilmiştir. Harwell ve diğerleri (1996), MC simülasyonlarının, MTK çatısı altında çeşitli yöntemlerin ya da parametrelerin değerlendirilmesinde ve MTK ile birlikte kullanılan tekniklerin karşılaştırılmasında kullanılabildiğini ifade etmişlerdir. Bu durumdan hareketle, araştırmaya ilişkin simülatif verilerin üretilebilmesi için R programlama dilinin 4.1.1 sürümünden yararlanılmıştır. Araştırmanın tüm aşamalarında kimi zaman R dilinde yer alan hazır paketlerden yararlanılmış, kimi zaman da araştırmacı tarafından algoritmalar geliştirilmiştir. Simülatif verilerin üretimine geçmeden önce, alanyazın taranarak simülasyon koşullarına yönelik düzeyler incelenmiş, ardından da Tablo 7'de görülen simülasyon deseni oluşturulmuştur.

Tablo 7

Simülasyon Deseni

	Koşullar	Düzeyler	Düzey Sayısı
Sabit Tutulan Koşullar	MTK Modeli	Tek Boyutlu 2PL	1
	Yetenek (θ)	θ ~ N (0, 1)	1
	Madde Güçlüğü (b)	-2≤b≤2	1
	Madde Ayırt Ediciliği (a)	1≤a≤2	1
	Simülasyon Tekrar Sayısı	100	1
Değişimlenen Koşullar	Madde Sayısı (k)	20, 30, 40	3
	Örneklem Büyüklüğü (n)	400, 750, 1500	3
	Kayıp Veri Oranı	%10, %25, %40	3
	Kayıp Veri Mekanizması	TSK, SK, SOK	3
Toplam Koşul Sayısı			3x3x3x3=81
Tekrar Sayısı			100
Toplam Veri Seti			81x100=8100

Tablo 7'de görüldüğü gibi, araştırmada sabit tutulan koşullar (MTK modeli, yetenek parametresi, madde ayırt ediciliği (a) ve güçlük parametresi (b), simülasyon tekrar sayısı), üretilen veri setlerinin tamamında belirtilen aralıklarda ve dağılım türlerine sahip olacak şekilde tasarlanmıştır. Değişimlenen koşullar (madde sayısı, örneklem büyüklüğü, kayıp veri oranı, kayıp veri mekanizması) ise 3 düzeyden oluşmakta, dolayısıyla üretilen veri setleri bu koşullar üzerinden farklılaşmaktadır. Sabit tutulan ve değişimlenen koşullarla ilgili ayrıntılı bilgiler, alanyazından yola çıkarak aşağıda sırasıyla sunulmuştur.

Sabit Tutulan Koşullar

1- Madde Tepki Kuramı (MTK) Modeli: Araştırmaya ilişkin veri üretimi, tek boyutlu 2 Parametreli Lojistik (2PLM) Madde Tepki Kuramı modeline (Birnbaum, 1968) göre gerçekleştirilmiştir. Lord (1980), maddelerin ayırt edicilikleri önemli ölçüde değişkenlik gösterdiğinde 1 Parametreli Lojistik (1PLM) modele dayalı yetenek kestirimlerinde bilgi kaybının önemli ölçüde olacağını, madde sayısının yeterli ve madde ayırt ediciliklerinin çok düşük olmadığı durumlarda 2PLM ile titiz kestirimler yapılabileceğini ifade etmiştir. DeMars (2016) ise, 2PLM'nin etkili çeldiricilerin yer aldığı, düşük yetenek düzeyindeki cevaplayıcıların tahminle cevaplamadan öte, belirli bir çeldiriciyi seçmeye yöneldiği çoktan seçmeli testlerde uygun olacağını belirtmiştir. Bu araştırma, madde ayırt edicikleri orta ve yüksek olacak şekilde tasarlandığı, değişimlenen madde sayılarının yeterli olduğu ve maddelerin tahminle cevaplanmadığı sayıltısına dayandığı için, veri üretiminin tek boyutlu 2PLM ile gerçekleştirilmesi uygun görülmüştür.

2- Yetenek (θ): DeMars (2016), yetenek metriğine ilişkin en sık görülen durumun referans evrende θ'nın kestirilen ortalamasının 0'a ve standart sapmasının 1'e sabitlenmesi olduğunu, teorik olarak -∞ ve +∞ sonsuz arasında değerler alsa da, bireylerin çoğunun θ değerinin -3 ve +3 arasında değiştiğini belirtmiştir. Ayrıca Feinberg ve Rubright (2016), eğer çarpıklık araştırmacıların değişimlemek istediği bir faktör değilse, yetenek parametrelerinin sıklıkla normal dağılıma sahip olacak şekilde belirlendiğini ifade etmişlerdir. Bu durumlardan hareketle, araştırmada tüm örneklem büyüklüklerinde yetenek (θ) parametresi; ortalaması 0, standart sapması 1 ve normal dağılıma sahip $\theta \sim N(0, 1)$ olacak şekilde belirlenmiştir.

3- Madde Güçlük Parametresi (b): Yetenek ölçeğinde maddeye ilişkin doğru cevap olasılığının %50 olduğu nokta, madde güçlüğü (b) olarak tanımlanmıştır. Madde güçlüğü (b) değerleri teorik olarak -∞ ve +∞ sonsuz arasındadır, fakat maddelerin amaçlanan test evreni için çok kolay ya da çok zor olmaması istendiğinden genellikle -2 ile +2 arasında değişir (DeMars, 2016; Hambleton, Swaminathan ve Rogers, 1991). Bu doğrultuda çalışmaya ilişkin veri üretiminde tek biçimli (uniform) dağılıma sahip olan madde güçlüğü parametreleri, -2 ve +2 arasında değerler alacak şekilde değişimlenmiştir.

4- Madde Ayırt Edicilik Parametresi (a): Madde ayırt ediciliği, maddenin bulunduğu noktanın altındaki yetenek düzeylerine sahip katılımcılar ile üzerindeki yetenek düzeylerine sahip katılımcıların birbirinden ne kadar iyi ayırt edilebileceğini yansıtır (Baker, 2016). Teorik olarak madde ayırt ediciliği -∞ ve +∞ sonsuz arasında olsa da, uygulamadaki aralık 0 ile 2 ya da 3 aralığında olabilir (DeMars, 2016). Hambleton ve diğerleri (1991), madde ayırt edicilik parametresinin olağan aralığının 0 ve 2 olduğunu, 2'den büyük değerlerin ise olağandışı olduğunu belirtmişlerdir. Baker (2016), madde ayırt ediciliklerinin orta olduğu değer aralıklarını 0,65-1,34, yüksek olduğu değer aralıklarını, 1,35-1,69 olarak tanımlamıştır. 1,70'den büyük madde ayırt edicilik parametreleri ise çok yüksek olarak ifade edilmiştir. Düşük madde ayırt edicilikleri, 2PLM'ye yönelik parametre kestirimlerini olumsuz etkileyeceği için, veri üretiminde madde ayırt edicilik parametreleri 1 ve 2 arasında ve tek biçimli (uniform) dağılıma uygun şekilde değişimlenmiştir.

5- Simülasyon Tekrar Sayısı: Araştırma kapsamında çaprazlanmış simülasyon koşulları altında gerçekleştirilecek olan veri üretimi 100 tekrardan oluşmaktadır. Feinberg ve Rubright (2016), doğru ve güvenilir parametre kestirimleri için simülasyon tekrar sayısının önemli olduğunu, az sayıda tekrarla analizlerin sağlam (robust) olmayacağını, fakat çok fazla sayıda tekrarla da bilgisayar kaynaklarının verimli kullanılamayacağını ve simülasyonun zaman alıcı olacağını belirtmişlerdir. Harwell ve diğerleri (1996) ise MTK tabanlı simülasyon çalışmalarında en az 25 tekrar olmasını önermişlerdir. Stone (1993), örneklem büyüklüğü ve test uzunluğu yeteri kadar yüksek olduğunda 500 tekrar sayısının gerekli olmayabileceğini, tekrar sayısının 100'den az olduğu durumların birçok koşul altında yeterli olabileceğini belirtmiştir. Pekmezci ve Avşar (2021), tek boyutlu MTK modellerine yönelik simülasyon çalışmalarında tekrar sayısının 10 ve 10000 arasında değiştiğini, çalışmalarda en çok kullanılan tekrar sayısının ise 100 olduğunu belirtmişlerdir. Konuyla ilgili alanyazındaki bilgiler göz

önünde bulundurularak ve mevcut bilgisayar hızı dikkate alınarak, araştırmada simülasyon tekrar sayısının 100 olması uygun görülmüştür.

Değişimlenen Koşullar

1- Madde Sayısı: Alanyazında kayıp verilerin ele alındığı bazı simülasyon çalışmalarında değişimlenen madde sayıları Tablo 8'de sunulmuştur. Genel itibariyle bakıldığında, madde sayılarının 10 ve 60 arasında değişimlendiği, sıklıkla da 10 ve 30 arasında madde sayılarıyla çalışıldığı gözlenmektedir. DeMars (2016), 2PLM veya 3PLM için eğer yetenek (θ) dağılımı normal ve maddelerin ayırt edicilikleri yüksek ise 20 maddeden oluşan bir testin, madde ve yetenek (θ) parametrelerinin kestirimi için yeterli olduğunu belirtmiştir. Bunun yanı sıra madde sayısı arttıkça, yetenek (θ) kestiriminin doğruluğunun da artacağını ifade etmiştir. Benzer şekilde De Ayala (2009), 20 ve daha fazla maddeden oluşan testlerle daha doğru madde parametre kestirimleri yapılabileceğini ifade etmiştir. Tüm bu durumlardan hareketle, günümüzdeki eğitsel değerlendirmelerde yer alan testlerin uzunluğu da göz önünde bulundurularak, araştırmaya ilişkin test uzunlukları 20 (kısa), 30 (orta) ve 40 (uzun) olacak şekilde değişimlenmiştir.

Tablo 8

Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Madde Sayıları

Çalışmalar	Madde Sayısı
Glas ve Pimentel, 2008; Glas, Pimentel ve Lamers, 2015; Holman ve Glas, 2005	10
Xiao ve Bulut, 2020; Köhler, Pohl ve Carstensen, 2017; Holman ve Glas, 2005; Koçak, 2016; Deeber vd., 2017; Huang, 2020	20
Holman ve Glas, 2005	30
Pohl ve Becker, 2020	32
Glas ve Pimentel, 2008; Xiao ve Bulut, 2020; Deeber vd., 2017; Huang, 2020	40
Xiao ve Bulut, 2020	60

2- Örneklem Büyüklüğü: Kayıp verilerle ilgili alanyazındaki simülasyon çalışmalarında, değişimlenen örneklem büyüklükleri Tablo 9'da görülmektedir. Çalışmalar incelendiğinde, 250 ve 5000 arasında örneklem büyüklüklerinin değişimlendiği, en çok değişimlenen örneklem büyüklüklerinin ise 500 ve 1000 olduğu görülmektedir. Stone (1993), gerçekleştirdiği MC çalışmasında 500 ve daha fazla bireyden oluşan örneklem büyüklükleriyle, 20 ve daha fazla maddeden oluşan testlerde

doğru ve kararlı madde güçlük ve ayırt edicilik parametre kestirimleri elde edilebileceğini ortaya koymuştur. Benzer şekilde DeMars (2016), testi alan bireylerin sayısının arttırılmasıyla madde parametrelerinin kestiriminin iyileşmesinden dolayı yetenek (θ) kestirimlerinin de kısmen iyileşeceğini belirtmiştir. Dolayısıyla araştırmada düşük, orta ve yüksek örneklem büyüklüklerini temsil edecek şekilde 400, 750 ve 1500 bireyden oluşan örneklem büyüklükleri değişimlenmiştir.

Tablo 9

Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Örneklem Büyüklükleri

Çalışmalar	Örneklem Büyüklüğü
Akbaş, 2014	250
Glas ve Pimentel, 2008; Holman ve Glas, 2005; Xiao ve Bulut, 2020; Finch, 2008; Glas, Pimentel ve Lamers, 2015; Akbaş, 2014; Koçak, 2016	500
Glas ve Pimentel, 2008; Holman ve Glas, 2005; Köhler, Pohl ve Carstensen, 2017; Finch, 2008; Akbaş, 2014; Koçak, 2016	1000
Holman ve Glas, 2005; Xiao ve Bulut, 2020; Koçak, 2016	1500
Ertoprak, 2017	2000
Xiao ve Bulut, 2020; Pohl ve Becker, 2020	3000
Culbertson, 2011	5000

3- Kayıp Veri Mekanizması: Araştırmada üretilecek olan eksiksiz veri setlerinde TSK, SK ve SOK olmak üzere 3 farklı kayıp veri mekanizmasına ilişkin kayıp veriler oluşturulmuştur. İlgili alanyazın incelendiğinde de, MTKA yaklaşımıyla yürütülen çalışmalarda, farklı kayıp veri mekanizmaları altında simülasyon çalışmalarının gerçekleştirildiği görülmüştür. Örneğin Debeer ve diğerleri (2017), MTKA yaklaşımıyla kayıp verileri modelledikleri simülasyon çalışmalarında, SK ve SOK mekanizmalarında madde güçlüğü ve yetenek parametrelerinin yanlılıklarını araştırmışlardır. Jeon ve De Boeck (2016), gerçek verilerle çalıştıkları araştırmalarında MTKA yaklaşımını SK ve SOK mekanizmaları altında incelemişlerdir. Huang (2020) ise kayıp verilerin ihmal edilebilir olmadığı SOK mekanizmasında maddeyi cevaplamadan atlama ve performans düşmesi davranışlarını MTKA yaklaşımıyla modellemiştir. Kayıp verilerle ilgili alanyazındaki diğer çalışmalar incelendiğinde ise, üç kayıp mekanizmasına da çalışmalarda sıklıkla yer verildiği görülmüştür. Bu araştırmada da, MTKA yaklaşımının, tüm kayıp veri mekanizmalarında (TSK, SK ve SOK) kayıp verilerle baş etme noktasındaki performansı belirlenmeye çalışılmıştır.

4- Kayıp Veri Oranı: Araştırma kapsamında üretilen veri setlerinde tüm kayıp veri mekanizmaları altında %10, %25 ve %40 oranlarında kayıp veriler oluşturulmuştur.

Tabachnick ve Fidell (2007), geniş veri setlerinde seçkisiz örüntüye sahip %5 veya daha az oranda kayıp verilerin çok fazla problem teşkil etmediğini ve bu durumda neredeyse tüm kayıp veri yöntemlerinin benzer sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Tablo 10'da yer alan kayıp verilerle ilgili alanyazındaki simülasyon çalışmaları incelendiğinde ise kayıp veri oranlarının %2 ve %50 arasında değişimlendiği görülmektedir. %5 ve altındaki kayıp verilerin araştırmalarda problem oluşturmamasından hareketle, bu araştırmada kayıp veri oranları %10 (düşük), %25 (orta) ve %40 (yüksek) olacak şekilde değişimlenmiştir.

Tablo 10

Kayıp Verilerle Yapılan Çalışmalarda Değişimlenen Kayıp Veri Oranları

Çalışmalar	Kayıp Veri Oranları (%)
Akbaş, 2014	2
Xiao ve Bulut, 2020; Finch, 2008; Akbaş, 2014; Koçak, 2016	5
Akbaş, 2014; Koçak, 2016	10
Xiao ve Bulut, 2020; Finch, 2008; Koçak, 2016	15
Glas ve Pimentel, 2008; Glas, Pimentel ve Lamers, 2015	25
Xiao ve Bulut, 2020; Finch, 2008	30
Xiao ve Bulut, 2020	40
Holman ve Glas, 2005; Glas ve Pimentel, 2008; Köhler, Pohl ve Carstensen, 2017	50

Simülasyon deseni, ilgili alanyazın incelenerek oluşturulduktan sonra 1-0 şeklinde, ikili yanıtlardan oluşan veri matrislerinin üretimi aşamasına geçilmiştir. Bu aşamada R dilinde yer alan *'mirt'* (Chalmers, 2012) paketinden yararlanılmıştır. Mirt paketi, tek boyutlu ve çok boyutlu MTK modelleri kapsamında, ikili (dichotomous) ve çoklu (polytomous) yanıtlardan oluşan veri matrislerinin üretimi ve analizinde, araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılmaktadır. Veri üretimine yönelik algoritmanın geliştirilmesinde, Bulut ve Sünbül (2017)'ün çalışmasından faydalanılmıştır. Aşağıda veri üretimi için yazılan R kodları görülmektedir.

```
#SİMÜLASYON DESENİNE YÖNELİK VERİ MATRİSLERİNİN ÜRETİMİ

install.packages("mirt")  #mirt paketi yükleniyor
library("mirt") #yüklenen mirt paketi çağrılıyor
set.seed (1234)
a<-as.matrix(round(runif(20, min=1, max=2),2), ncol=1)  #a parametrelerinin üretimi
b<-as.matrix(round(runif(20, min=-2, max=2),2), ncol=1) #b parametrelerinin üretimi
#1-0 yanıt matrislerinin üretimi
yetenek=list()
verimatris=list()
for (i in 1:100)   {
    yetenek [[i]]<-as.matrix(round(rnorm(400, mean=0, sd=1),2), ncol=1)
    verimatris [[i]]<-simdata(a=a, d=b, N=400, itemtype='dich', Theta=yetenek[[i]])
    verimatris [[i]]<-as.data.frame(verimatris[[i]]) }
```

Veri üretimi aşamasında ilk olarak kullanılacak olan *'mirt'* paketi R ortamına yüklenmiş, ardından da araştırmada belirtilen aralıklar dikkate alınarak a ve b parametrelerinin üretimi sağlanmıştır. Ardından üretilen parametreler *'simdata'* fonksiyonu içerisine yerleştirilerek, 400, 750 ve 1500 büyüklüklerindeki örneklemler için ikili yanıtların yer aldığı veri setleri üretilmiştir. Veri setleri her koşul için 100 tekrarlı olacak şekilde üretilerek kaydedilmiştir. Tüm bu işlemlerin sonucunda 3 farklı test uzunluğu (20, 30 ve 40) ve 3 farklı örneklem büyüklüğü (400, 750 ve 1500) koşullarının çaprazlanmasıyla 3 x 3 x 100 = 900 farklı veri seti üretilmiştir.

Simülasyon Geçerlik Çalışmaları

Simülasyon çalışmalarında veri geçerliği, model oluşturma, model değerlendirme - test etme ve probleme yönelik model deneylerini yürütmek için gerekli verilerin yeterli ve doğru olması olarak tanımlanmıştır (Sargent, 2011). Araştırma kapsamında üretilen verilerin, simülasyon deseninde belirtilen koşulları karşılayıp karşılamadığının kanıtlanması, elde edilecek sonuçların hatalı olmasının önüne geçecektir. Bu durumdan hareketle, üretilen veri setlerinin geçerliğinin belirlenebilmesi için sırasıyla aşağıdaki çalışmalar yürütülmüştür:

Veri Setlerinin Tek Boyutluluklarının İncelenmesi

Araştırmada veri üretimi tek boyutlu 2PLM'ye göre gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla ilk olarak üretilen veri setlerinin MTK varsayımlarından biri olan tek boyutluluğu karşılayıp karşılamadığı kontrol edilmiştir. De Ayala (2009), MTK için tek boyutluluğu, bir testte yer alan maddelere yönelik gözlemlerin, yalnızca tek bir sürekli örtük değişkenin fonksiyonu olması şeklinde ifade etmiştir. Bu noktada veri setlerinin tek boyutluluk varsayımını ne ölçüde karşıladığının belirlenebilmesi için, 'Açımlayıcı Faktör Analizi (AFA) gerçekleştirilmiş, bu amaçla R dilinde yer alan *"psych"* (Revelle, 2022) ve '*sirt'* (Robitzsch, 2022) paketlerinden yararlanılmıştır.

DeMars (2016), örtük değişkenin sürekli ve normal dağıldığı, ancak gözlenen değişkenin ikili puanlandığı durumlar için tetrakorik korelasyon kullanılmasının uygun olacağını belirtmiştir. Dolayısıyla çalışmaya yönelik veri setleri 1-0 şeklinde ikili madde yanıtlarından oluştuğu için, öncelikle tüm veri setlerine yönelik 'tetrakorik korelasyon matrisleri' oluşturulmuş, ardından AFA gereksinimlerinden olan Kaiser-Mayer-Olkin (KMO) ve Bartlett testlerinin sonuçları incelenmiştir. Oluşturulan veri setlerinde yapılan analizlerin sonucunda, KMO test sonuçlarının 0.90'dan büyük ve Bartlett testlerinin ise manidar olduğu tespit edilmiştir ($p<.05$). Dolayısıyla veri setlerinin AFA için uygun olduğu görülmüştür. Bu ilk aşamanın ardından, tüm veri setlerinde faktör çıkarma işlemine geçilmiştir. Faktör çıkarma yöntemi olarak, özdeğeri 1'den büyük olan faktörlerin çıkarıldığı Kaiser (1960) K1 kuralı ve gerçek verilere paralel rastgele veriler üretilerek faktör sayısının belirlenmeye çalışıldığı Horn (1965)'un 'Paralel Analiz' yöntemi kullanılmıştır. Faktör çıkarma işlemi için '*psych'* (Revelle, 2022) paketinde yer alan *'fa.parallel'* fonksiyonu ile faktör sayısı belirlenmiş, bunun yanı sıra faktörlere yönelik özdeğerler ve Yamaç Eğim Grafikleri (Scree Plot) incelenmiştir. Belirlenen faktör sayıları, *'fa'* fonksiyonu içerisinde kullanılarak, faktör yükleri ve açıklanan varyans oranları kontrol edilmiştir. Bu işlemlerin sonucunda incelenen yamaç eğim grafikleri baskın bir faktörün ortaya çıktığını göstermiştir. Bunun yanı sıra Tablo 11'de görüldüğü gibi birinci ve ikinci özdeğerler arasında büyük bir düşüş olduğu, sonraki özdeğerlerin ikinci özdeğerlerden belirgin bir şekilde farklılaşmadığı gözlenmiştir. Ayrıca, birinci faktöre yönelik açıklanan varyans oranlarının, veri setlerinin büyük çoğunluğunda 0.40'tan yüksek olduğu, 0.371' in altına ise düşmediği belirlenmiştir. Dolayısıyla veri setlerinin tek boyutluluk varsayımını karşıladığı kabul edilebilir.

Tablo 11

Veri Setlerinin Tek Boyutluluk Kontrolleri

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	Açıklanan Varyans (En düşük)	Açıklanan Varyans (En Yüksek)	Birinci Özdeğerlerin Ortalaması	İkinci Özdeğerlerin Ortalaması
20	400	0.377	0.482	5.72	1.16
20	750	0.381	0.452	5.65	1.12
20	1500	0.386	0.439	5.63	1.10
30	400	0.388	0.505	8.86	1.27
30	750	0.422	0.482	8.84	1.19
30	1500	0.422	0.464	8.82	1.16
40	400	0.371	0.474	11.06	1.40
40	750	0.387	0.474	11.07	1.35
40	1500	0.408	0.452	11.06	1.31

Veri Setlerinin Yerel Bağımsızlıklarının İncelenmesi

MTK'nın varsayımlarından bir diğeri olan yerel bağımsızlık, bireyin bir maddeye verdiği yanıtın, diğer maddelere verdiği yanıtlardan bağımsız bir şekilde sadece yeteneğine bağlı olmasıdır. Bu durumda, bireylerin yetenekleri kontrol altına alındığında, maddeler birbiriyle ilişkili olmayacaktır (De Ayala, 2009; DeMars, 2010; Hambleton ve Swaminathan, 1985; Lord, 1980). Yerel bağımsızlık varsayımının kontrolü için Yen (1984), Q3 testini önermiştir. Q3 testinde maddelere yönelik artıklar hesaplanmakta, ardından da bu artıklar arasındaki ilişkiye bakılmaktadır. Yen (1984), madde artıkları arasındaki korelasyonun 0.20'den büyük olması durumunun problem oluşturacağını belirtmiştir. Dolayısıyla veri setlerinde, artıklar arasındaki korelasyonlar incelenirken, bu değer dikkate alınmıştır.

Üretilen veri setlerinde yerel bağımsızlık kontrolü için R dili *'subscore'* (Dai, Wang ve Svetina 2022) paketi içerisinde yer alan *'Yen.Q3'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Tablo 12'de veri setlerinin yerel bağımsızlık kontrollerine yönelik bilgiler yer almaktadır. Sonuç olarak tüm veri setlerinde madde artık çiftleri arasındaki korelasyon incelendiğinde, 0.20'nin üzerinde herhangi bir değere rastlanmamıştır. Dolayıyısıyla Tablo 12'de görüldüğü gibi, yerel bağımsızlık ihlalinin olduğu bir veri seti tespit edilmemiştir. Bu durumda, üretilen veri setlerinin yerel bağımsızlık varsayımını karşıladığını söylemek mümkündür.

Tablo 12

Veri Setlerinin Yerel Bağımsızlık Kontrolleri

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	Yerel Bağ. İhlali	KarşılanmaYüzdesi %
20	400	0	100
20	750	0	100
20	1500	0	100
30	400	0	100
30	750	0	100
30	1500	0	100
40	400	0	100
40	750	0	100
40	1500	0	100

Veri Setlerinin Model-Veri Uyumlarının İncelenmesi

Model-veri uyumu, MTK varsayımlarından biri olup, verinin modelle ne ölçüde uyum sağladığının belirlenmesi açısından önemlidir. De Ayala (2009), model-veri uyumu sağlandığında, testte yer alan tüm maddelerin aynı düşük asimptota ve eğime sahip madde yanıt fonksiyonlarının olacağını belirtmiştir. Üretilen veri setlerinin 2PL model ile uyum sağlayıp sağlamadığının kontrol edilebilmesi için ilk olarak M_2 istatistiğinin manidarlık düzeyleri kontrol edilmiştir.

M2, MTK kapsamında model uyumlarının değerlendirilmesi için kullanılan bir istatistiktir. Tek değişkenli ve iki değişkenli marjinal bilgileri kullanmasına rağmen güçlü ve kolay hesaplanabilmekte; gözlenen ve beklenen marjinal olasılıklar arasındaki artıklar kullanılarak yapılandırılmaktadır. Model veri uyumunun olması durumunda, M2 istatistiği manidar olmayacaktır (Maydeu-Olivares ve Joe, 2006). M2 istastiğinin manidarlık kontrolleri için, R dili *'mirt'* (Chalmers, 2012) paketinde yer alan *'M2'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Yapılan kontrollere yönelik sonuçlar Tablo 13'te görülmektedir.

Tablo 13

Veri Setlerine İlişkin M2 İstatistiği Uyum Kontrolleri

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	Uyum İhlali	Karşılanma Yüzdesi %
20	400	5	95
20	750	2	98
20	1500	0	100
30	400	6	94
30	750	8	92
30	1500	5	95
40	400	7	93
40	750	5	95
40	1500	6	94

Tablo 13 incelendiğinde, M2 istatistiği manidarlık kontrollerine göre, model-veri uyumunun karşılanmadığı veri setlerinin oranının %2 ve %8 arasında değiştiği görülmektedir. Özellikle madde sayısındaki artışla birlikte, model-veri uyumu ihlali olan veri seti sayısında çok az artış gözlenmiştir. Fakat genel itibariyle üretilen her 100 veri setinin en az %92 oranında 2PLM ile uyum sağladığı görülmektedir.

Model veri uyumu kontrolü için aynı zamanda, Thissen, Steinberg ve Gerrard (1986)'ın önerdiği, yuvalanmış (nested) MTK modellerinin (1PLM, 2PLM, 3PLM) log-olabilirlik değerlerinin kıyaslandığı yöntem kullanılmıştır. Modellerin kıyaslanabilmesi için, R dilinde yer alan "*anova"* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Veri setlerinin hangi modelle uyum sağladığı belirlenirken ise *'-2log-olabilirlik'* değerleri ve manidarlıkları incelenmiştir. Sonuç olarak, yapılan bu incelemeye göre üretilen tüm veri setlerinin 2PLM ile daha iyi uyum sağladığı görülmüştür. Model-veri uyumuna yönelik yapılan tüm incelemeler sonucunda, araştırma kapsamında üretilen veri setlerinin model-veri uyumlarının kabul edilebilir düzeyde olduğu söylenebilir.

Madde Parametrelerinin Belirlenen Aralıklarda Olma Durumu

Üretilen veri setlerinde, simülasyon desenindeki madde parametrelerinin, belirlenen aralıklarda olup olmadığının kontrol edilebilmesi için, araştırmacı tarafından R dilinde bir algoritma geliştirilerek, *'asayac'* ve *'bsayac'* adında iki sayaç oluşturulmuş; aralık dışında yer alan madde parametrelerinin tüm veri setlerindeki miktarı belirlenmiştir. Örneğin madde sayısının 20 olduğu veri üretimi senaryosunda, 100 tekrarla birlikte, toplam 20x100=2000 farklı madde ayırt edicilik (a) ve madde güçlük (b) parametreleri kestirilmiş, kestirilen bu parametrelerin ne kadarının belirlenen aralıkların dışında olduğu belirlenmeye çalışılmıştır. Böylece veri üretiminin gerçekten de istenilen koşulları sağlayıp sağlamadığı belirlenmiştir. Yapılan incelemeler sonucunda, tüm veri setlerinde belirlenen aralıkların dışında kalan a ve b parametrelerinin sayıları ve oranları Tablo 14'te görülmektedir.

Tablo 14

Aralık Dışında Olan Parametre Sayıları ve Oranları

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	a (%)	b (%)
20	400	216 (%10.8)	113 (%5.7)
20	750	105 (%5.3)	65 (%3.6)
20	1500	64 (%3.2)	53 (%2.7)
30	400	365 (%12.17)	82 (%2.7)
30	750	212 (%7.1)	49 (%1.6)
30	1500	120 (%4)	37 (%1.2)
40	400	566 (%14.2)	115 (%2.9)
40	750	385 (%9.6)	69 (%1.7)
40	1500	270 (%6.8)	51 (%1.3)

Tablo 14 incelendiğinde, madde sayısı arttıkça aralık dışında yer alan a parametrelerinin sayısının ve yüzdesinin arttığı görülmektedir. Madde sayısının 20'den 30'a çıkmasıyla aralık dışında yer alan b parametrelerinin yüzdesi azalış gösterirken, madde sayısının 30'dan 40'a çıkmasıyla aralık dışında yer alan b parametrelerinin yüzdesi biraz artış göstermiştir. Madde sayısının sabit olduğu durumlarda, örneklem büyüklüğü arttıkça aralık dışında yer alan a ve b parametrelerinin yüzdesinin azaldığı görülmüştür. Genel olarak bakıldığında; a parametrelerinin %85.8 - %96.8, b parametrelerinin ise %94.3 - %98.8 oranında, simülasyon deseninde belirlenen aralıklarda olduğu tespit edilmiştir.

Madde Parametrelerinin Yanlılık ve RMSE Değerleri

Bu aşamada, simülasyon deseni dikkate alınarak üretilen veri setlerinde, kestirilen madde parametrelerinin yanlılık ve RMSE değerleri kontrol edilmiştir. Yanlılık, kestirilen ve gerçek parametre arasındaki sapmayı gösterirken, RMSE yanlılık ve varyansın bir arada olduğu bir hata kestirimidir (Feinberg ve Rubright, 2016). Yanlılık ve RMSE hesaplamaları için kullanılan formüller Eşitlik 12 ve 13'te görülmektedir.

$$Yanlılık = \frac{\sum_{i=1}^{K}\left(\hat{X}_{i-}X_i\right)}{K} \tag{12}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{K}(\hat{X}_{i-}X_i)^2}{K}} \tag{13}$$

Her iki eşitlikte de bulunan K madde sayısını, $\hat{X}_i$ madde i (i=1, 2, … , K) için parametre kestirimini, X_i ise madde i için gerçek parametre kestirimini ifade etmektedir. Veri setlerine yönelik madde parametrelerinin yanlılık ve RMSE değerleri Tablo 15'te görülmektedir.

Tablo 15

Madde Parametrelerine İlişkin Yanlılık ve RMSE Değerleri

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	Yanlılık (a)	Yanlılık (b)	RMSE (a)	RMSE (b)
20	400	0.03	0.01	0.21	0.17
20	750	0.01	0.00	0.15	0.12
20	1500	-0,00	-0.00	0.10	0.08
30	400	0.03	0.01	0.21	0.17
30	750	0.02	0.00	0.15	0.12
30	1500	0.00	0.01	0.10	0.08
40	400	0.02	0.02	0.20	0.16
40	750	0.01	0.01	0.14	0.12
40	1500	0.01	0.00	0.10	0.08

Tablo 15'te görüldüğü gibi örneklem büyüklüğündeki artışın, a ve b parametrelerinin yanlılık ve RMSE değerlerinde azalmaya sebep olduğu görülmüştür. Örneklem büyüklükleri sabit tutulduğunda ise madde sayısındaki değişim, parametrelere yönelik yanlılık ve RMSE değerlerinde değişime neden olmamıştır. Genel olarak bakıldığında, kestirilen a ve b parametrelerinin yanlılık değerleri birbirine çok yakınken, RMSE değerleri a parametrelerinde bir miktar daha fazladır.

Kayıp Verilerin Oluşturulması

Araştırma kapsamında üretilen veri setlerinde 3 farklı kayıp veri mekanizması altında (TSK, SK ve SOK) ve 3 farklı oranda (%10, %25 ve %40) kayıp veriler oluşturulmuştur. Dolayısıyla bu koşullar da dâhil edilince, kayıp veri içeren 900 x 3 (kayıp veri mekanizması) x 3 (kayıp veri oranı) = 8100 veri seti oluşmuştur. Aşağıda kayıp verilerin oluşturulma sürecine dair bilgiler yer almaktadır:

Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK)

Tamamen Seçkisiz Kayıp (TSK) mekanizması, bir değişkendeki kayıp veri olasılığının, ölçülen diğer değişkenlerle ve ayrıca değişkenin kendisiyle ilişkili olmaması durumudur. TSK mekanizması, kayıp verinin veri setiyle ilişkili olmadığını kabul eder (Enders, 2010). Dolayısıyla TSK mekanizmasına ilişkin kayıp veriler oluşturulurken, eksiksiz veri setlerinden %10, %25 ve %40 oranlarında veri seçkisiz olarak silinmiştir. Mesela örneklem büyüklüğünün 400, madde sayısının 20 olduğu veri setlerinde, 400x20=8000 veri gözeneğinden, %10 (8000 x 0.10 = 800) oranında gözenek seçkisiz olarak silinmiştir.

TSK kayıp veri mekanizması altında kayıp verilerin oluşturulabilmesi için R dili *'missMethods'* (Rockel, 2022) paketinde yer alan *'delete_MCAR'* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon yardımıyla, ilgili veri matrisinde belirlenen oranda kayıp veriler oluşturulabilmektedir. Fonksiyonda yer alan *'stochastic'* argümanı *'FALSE'* ve *'p_overall'* argümanı *'TRUE'* olarak seçildiğinde, '*madde sayısı x örneklem büyüklüğü x kayıp veri'* oranı kadar gözenek, veri setinden rastgele bir şekilde silinmektedir.

Seçkisiz Kayıp (SK)

Seçkisiz Kayıp (SK) mekanizması, bir değişkendeki kayıp veri olasılığının değişkenin kendi değerlerine değil ama veri setinde yer alan bir başka değişkene ya da değişkenlere bağlı olması durumudur (Enders, 2010). Araştırmada SK mekanizmasına uygun kayıp verilerin oluşturulabilmesi için, alanyazındaki çalışmalarda yer alan uygulamalar dikkate alınmıştır (De Ayala ve diğerleri, 2001; Edwards ve Finch, 2018; Enders, 2014; Finch, 2008; Xiao ve Bulut, 2020). İlk olarak tüm veri setlerinde bireylerin toplam puanları hesaplanmıştır. Sonrasında toplam puanların çeyrekliği alınmış ve bireyler bu çeyrekliğe göre 3 gruba (.00 - .33 / .33 - .66 / .66 – 1.00) ayrılmıştır. Ardından tüm gruplara kayıp veri olasılıkları atanmıştır. Bu noktada toplam puanı en yüksek olan 3. çeyreklik grubunun, kayıp veri olasılığı daha düşük olacak şekilde belirlenmiştir. Örneğin veri setinde %10 oranında kayıp verinin oluşturulacağı senaryoda, 1. grupta %15, 2. grupta %10, 3. grupta ise %5 oranında gözenek rastgele bir şekilde silinmiştir. Dolayısıyla tüm gruplarda silinecek gözeneklerin ortalaması %10'a (15+10+5)/3=10 eşit olmuştur. Veri setlerinde kayıp verilerin oluşturulabilmesi için gerekli olan algoritma, araştırmacı tarafından R dilinde geliştirilmiştir.

Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK)

Seçkisiz Olmayan Kayıp (SOK) mekanizması, bir değişkendeki kayıp veri olasılığının diğer değişkenler kontrol altına alınsa dahi, değişkenin kendi değeriyle ilişkili olması durumudur. Bu durumda kayıp veri olasılığı kayıp veri içeren değişkene bağlı olmaktadır (Enders, 2010). Dolayısıyla eksiksiz veri setlerinde bireyin kayıp veriye sahip olma olasılığı, bireyin maddeyi doğru ya da yanlış cevaplamasıyla doğrudan ilişkili olacaktır. SOK mekanizması altında kayıp verilerin oluşturulabilmesi için, alanyazındaki çalışmalar dikkate alınmıştır (Edwards ve Finch, 2018; Finch, 2008; Xiao ve Bulut, 2020). Bu noktada tüm eksiksiz veri setlerinde, bireylerin yanlış yanıtlarına daha yüksek oranda kayıp olma olasılığı atanırken, doğru yanıtlara daha düşük oranda kayıp olma olasılığı atanmıştır. Bu şekilde, veri setindeki ortalama kayıp oranının, araştırmadaki kayıp veri oranına (%10, %25 ve %40) eşit olması sağlanmıştır. Örneğin veri setinde %10 oranında kayıp veri oluşturulacağı durumda, yanlış yanıtların %15, doğru yanıtların ise %5 oranında kayıp veri içermesi sağlanmıştır. Böylece ortalama kayıp veri oranı %10'a (15+5)/2=10 eşit olmuştur. SOK mekanizmasına uygun kayıp verilerin oluşturulması için gerekli olan algoritma, araştırmacı tarafından R dilinde yazılmıştır.

Kayıp Veri Oranlarının Kontrol Edilmesi

Bu aşamada, TSK, SK ve SOK mekanizmaları altında %10, %25 ve %40 oranlarında oluşturulan kayıp verilerin, belirlenen oranlarda olup olmadığı kontrol edilmiştir. Örneğin; örneklem büyüklüğünün 400, madde sayısının 20 ve kayıp veri oranının %10 olduğu senaryoda, her veri setinde toplam 800 gözeneğin kayıp olması beklenmektedir. Dolayısıyla tüm koşullarda her veri seti için incelemeler yapılarak, olası hatalı bir durum belirlenmeye çalışılmıştır. Kontroller için R dilinde geliştirilen algoritmalardan yararlanılmıştır. Tüm kayıp veri mekanizmalarında oluşturulan kayıp verilerin miktarları ve bunların doğrulanma yüzdeleri Tablo 16'da görülmektedir.

Tablo 16

Kayıp Veri Miktarları ve Doğrulanma Yüzdeleri

Madde Sayısı	Örneklem Büyüklüğü	%10 Kayıp	%25 Kayıp	%40 Kayıp	Doğrulanma %
20	400	800	2000	3200	100
20	750	1500	3750	6000	100
20	1500	3000	7500	12000	100
30	400	1200	3000	4800	100
30	750	2250	5625	9000	100
30	1500	4500	11250	18000	100
40	400	1600	4000	6400	100
40	750	3000	7500	12000	100
40	1500	6000	15000	24000	100

Tablo 16'da görüldüğü gibi, tüm veri setlerinde planlanan kayıp veri oranlarının ve miktarlarının sağlandığı tespit edilmiştir. Sonuç olarak araştırmada yer alan kayıp veri mekanizmalarına uygun bir şekilde, belirlenen oranlarda oluşturulan kayıp verilerin sonucunda, toplam 8100 farklı veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri setleri kaydedilerek analize hazır hale getirilmiştir.

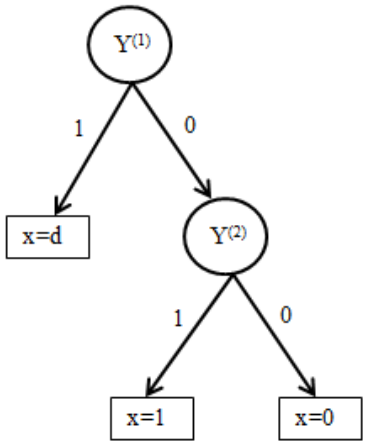
Kayıp Veri Yöntemlerinin Kullanılması

Araştırmada oluşturulan kayıp veri içeren veri setleri ilk olarak MTKA yaklaşımı ile modellenmiştir. Bunun yanı sıra tüm kayıp içeren veri setleri, BMA ve ÇA yöntemleri kullanılarak eksiksiz veri setlerine dönüştürülmüştür. Bu kısımda yapılan işlemler aşağıda yer almaktadır.

MTK Ağaç (MTKA) Yaklaşımı

Kayıp verilerin MTKA yaklaşımıyla modellenmesi aşamasında, Debeer ve diğerlerinin (2017) önerdiği, cevaplanmadan atlanan (omitted) maddeler için kullanılan Şekil 14'teki ağaç modeli temel alınmıştır. Bu modelde, testi alan birey bir maddeyle karşılaştığında ilk olarak yanıt verme ya da vermeme kararlarından birini tercih etmekte; eğer yanıt verme davranışını seçtiyse, maddeyi doğru cevaplamaya çalışmaktadır. Varsayımsal bir yanıt sürecinin modellendiği bu ağaç modelinin üç bitiş düğümü vardır. Bunlar: doğru cevap (x=1); yanlış cevap (x=0); cevaplamadan atlama (x=d) şeklindedir. Modelde iki düğüm $y^{(1)}$ ve $y^{(2)}$ yer almakta; $y^{(1)}$ cevaplamadan atlama

eğilimini (propensity), $y^{(2)}$ ise yeteneği ifade etmektedir. Dolayısıyla iç düğümlere yönelik kestirilen $\theta_p^{(1)}$ ve $\theta_p^{(2)}$ parametreleri sırasıyla bireyin cevaplamadan atlama eğilimini ve yeteneğini göstermektedir. Aynı zamanda düğümleri modellemek için kullanılan MTK modeline yönelik madde parametre kestirimleri de gerçekleştirilmektedir. Sonuç olarak; bu birleşik modelden yola çıkılarak bireylerin gözlenen yanıtlarının olasılığı hesaplanmaktadır.



Şekil 14. Cevaplanmadan Atlanan İkili Maddelere Yönelik MTKA Modeli

Kaynak. Debeer ve diğerleri, 2017

Araştırma kapsamında oluşturulan kayıp veri setlerinin MTKA yaklaşımıyla modellenmesi aşamasında ilk olarak, bireylerin maddelere verdiği yanıtlar Tablo 17'de görüldüğü gibi haritalama matrislerine (mapping matrice) dönüştürülmüştür. Bunun için R dili *"flirt"* (Jeon, Rijmen ve Rabe-Hesketh, 2014) paketinde yer alan *"dendrify2"* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Bu fonksiyon kullanılarak, tüm veri setleri iki farklı düğüme yönelik yanıtları içeren geniş bir matris haline getirilmiştir. Ortaya çıkan veri matrislerinde bireylerin madde yanıtlarının ilgili iç düğümlerdeki karşılığı yer almaktadır.

Tablo 17

Cevaplanmadan Atlanan Maddelere Yönelik Haritalama Matrisi

	Madde Yanıtları				Düğüm 1 $y_i^{(1)}$				Düğüm 2 $y_i^{(2)}$			
Bireyler	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	0	1	1	d	0	0	0	1	0	1	1	NA
2	1	0	d	1	0	0	1	0	1	0	NA	1
3	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1
4	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0
…	…	…	...	…	…	…	…	…	…	…	…	…
n	0	1	1	d	0	0	0	1	0	1	1	NA

MTKA modellerinde, düğümler maddelerle kesitsel bir yapıya sahiptir. Dolayısıyla ağaç modeline uygun bir şekilde haritalama matrislerine dönüştürülen geniş veri setinin tek boyutluluk ve yerel bağımsızlık varsayımını sağlaması mümkün değildir. Bu noktada MTKA modelleri sadece düğümlere yönelik boyutluluk ve yerel bağımsızlık varsayımlarına sahiptir (Wang, 2020). Düğümlere yönelik yerel bağımsızlık varsayımının kontrol edilebilmesi için Yen'in (1984), Q3 testi kullanılmıştır. Cevaplamadan atlama eğilimine ve yeteneğe yönelik düğümler için yapılan yerel bağımsızlık kontrollerinde, varsayım ihlali olan veri seti sayısı Ek 1'de görülmektedir. Tüm koşullar göz önünde bulundurulduğunda, cevaplamadan atlama eğilimine yönelik iç düğümlerde bazı durumlarda yerel bağımsızlık ihlalleri olduğu tespit edilmiştir. Fakat ihlal tespit edilen veri setlerinde, sadece bir madde çiftinde sorun olduğu görüldüğü için bu durum ihmal edilmiştir. Yeteneğe yönelik iç düğümde ise tüm koşullar altında yerel bağımsızlık ihlali olmadığı belirlenmiştir.

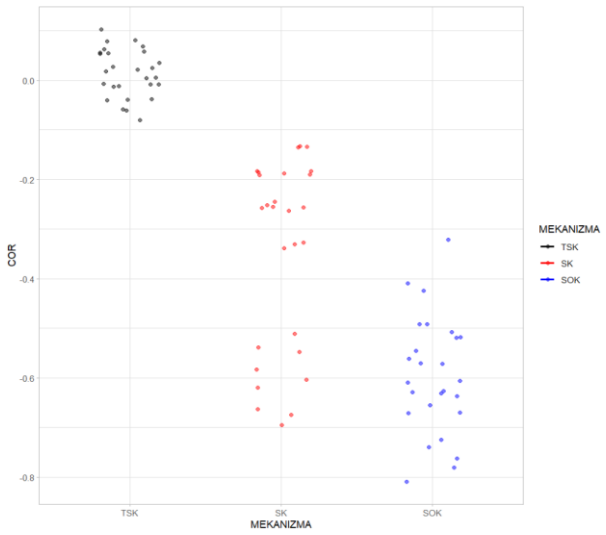
MTKA modeline yönelik boyutluluk kontrolleri için, Jeon ve De Boeck'in (2016) çalışmasında da belirtildiği gibi, düğümlere yönelik tek bir örtük değişkenin bulunduğu tek boyutlu bir model; cevaplamadan atlama eğilimine ve yeteneğe yönelik düğümler için ayrı örtük değişkenlerin bulunduğu iki boyutlu bir model için kestirimler gerçekleştirilmiştir. Tüm bu model kestirimleri için R dili m*irt'* (Chalmers, 2012) paketinden yararlanılmıştır. Oluşturulan modellerin hangisinin veriyle uyumlu olduğunun kontrolünde, R dili "*anova"* fonksiyonu kullanılmış, modellere yönelik *'-2log-olabilirlik'* değerleri ve manidarlıkları incelenmiştir. Sonuç olarak Ek 2'de görüldüğü gibi, üretilen tüm veri setlerinin 2 boyutlu modele daha iyi uyum sağladığı tespit edilmiştir.

MTKA modelinde cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasındaki korelasyon hesaplanarak, cevaplamadan atlama davranışının bireylerin yeteneğiyle ilişkili olup olmadığı belirlenmiştir. Bu amaçla tüm koşullar altındaki veri setlerinde,

her iki düğüme yönelik $\theta_p^{(1)}$ ve $\theta_p^{(2)}$ parametreleri arasında Pearson korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Eşitlik 14'te Pearson korelasyon katsayısına yönelik formül görülmektedir. Eşitlikte yer alan $\mathrm{cov}(\theta_p^1, \theta_p^2)$, cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasındaki kovaryansı, $\sigma_{\theta_p^1}$, cevaplamadan atlama eğilimine yönelik standart sapmayı, $\sigma_{\theta_p^2}$ yeteneğe yönelik standart sapmayı göstermektedir.

$$p_{\theta_p^1 \theta_p^2} = \frac{\mathrm{cov}(\theta_p^1, \theta_p^2)}{\sigma_{\theta_p^1} \sigma_{\theta_p^2}} \qquad \text{Eşitlik 14}$$

Tüm veri setlerinde korelasyon değerleri hesaplanmış ve değerlerin ortalamaları alınarak Ek 3'teki gibi tablolaştırılmıştır. Pearson korelasyon katsayıları değerlendirilirken 0.30'un altındaki değerler düşük, 0.30 ve 0.70 arası değerler orta, 0.70'den yüksek değerler ise yüksek ilişki olarak yorumlanmıştır. Sonuç olarak TSK mekanizmasında, cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasında düşük düzey bir ilişki olduğu, korelasyon ortalamalarının -0.081 ve 0.103 arasında değiştiği; SK mekanizmasında ilişkinin düşük-orta düzeyde olduğu, korelasyon ortalamalarının -0.695 ve -0.133 arasında değiştiği; SOK mekanizmasında ise orta-yüksek düzey bir ilişki olduğu, korelasyon ortalamalarının -0.809 ve -0.321 arasında değiştiği tespit edilmiştir. Şekil 15'te, elde edilen korelasyon ortalamalarının, TSK, SK ve SOK mekanizmalarındaki değişimi görülmektedir.



Şekil 15. Cevaplamadan Atlama Eğilimi ve Yetenek Arasındaki İlişkinin Kayıp Veri Mekanizmalarına Göre Değişimi

Şekil 15'te görüldüğü gibi TSK mekanizmasında, cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek birbirinden farklı iki özellik olarak ölçülmektedir. SK mekanizmasında koşulların büyük çoğunluğunda cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasında negatif yönlü düşük düzey ilişki olduğu görülse de, 9 koşul için bu ilişkinin orta düzey olduğu görülmektedir. SOK mekanizmasında ise koşulların büyük çoğunluğunda cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasındaki ilişki negatif yönlü ve orta düzeydir. Toplamda 5 koşul için ilişkinin yüksek olduğu görülmektedir. Cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasındaki ilişkinin negatif yönlü olması, yüksek yetenek düzeyindeki bireylerin daha az sayıda cevaplamadan atlama eğilimine sahip olduğunu göstermektedir. Holman ve Glas (2005) ihmal edilebilirlik varsayımının ihlali için cevaplamadan atlama ve yetenek örtük değişkenleri arasındaki korelasyonların 0.4'ten yüksek olması gerektiğini belirtmişlerdir. Şekil 15'te görüldüğü gibi SOK mekanizmasında 1 koşul dışında kalan tüm koşullar için ihmal edilemezlik sağlanmıştır. SK mekanizmasında ise 18 koşul için ihmal edilebilirlik varsayımı sağlanmışken, 9 koşulda ihmal edilemeyecek kayıp durumu oluşmuştur.

Beklenti-Maksimizasyon Algoritması (BMA)

BMA, kayıp verilerin bulunduğu durumlarda EÇO kestirimleri elde edebilmek için kullanılan genel bir yöntemdir. Beklenti ve maksimizasyon adımları olmak üzere 2 aşamadan oluşmakta, bu iki aşama EÇO kestirimlerine yakınsayıncaya kadar ötemeli (iterative) bir süreç içerisinde birçok kere tekrarlanmaktadır (Allison, 2002). Beklenti aşamasında evrene ilişkin ortalamanın ve varyans-kovaryans matrislerinin değerinin bilindiği kabul edilerek, kayıp veriye sahip değişkenlerin toplamının beklenen değeri hesaplanmakta; maksimizasyon aşamasında ise değişkenin toplamına ilişkin beklenen değerden yola çıkılarak evren ortalaması ve kovaryansı hesaplanmaktadır. Bu süreç kestirimler önemli ölçüde değişmemeye başlayıncaya kadar sürmektedir (Pigott, 2010).

Araştırma kapsamında kullanılacak olan BMA yöntemine yönelik algoritmalar, R dilinde *'mvdalab'* (Afanadaor, 2022) paketi içerisinde yer alan *'imputeEM'* fonksiyonu kullanılarak geliştirilmiştir. İlgili fonksiyon, BMA ile kayıp verilere ötelemeli bir şekilde değer ataması yapmaktadır. BMA'ya yönelik kayıp atamaları tam sayı olarak gerçekleşmediği için Finch (2008), bu değerlerin yuvarlanması gerektiğini

belirtmiştir. Dolayısıyla veri setlerinde ondalıklı olarak gerçekleşen kayıp atamaları, en yakın onluğa yuvarlanmıştır.

Çoklu Atama (ÇA) Yöntemi

ÇA yöntemi, her kayıp veri için birden fazla değerin atandığı, atanan değer kadar veri seti elde edildiği bir yöntemdir. Bu yöntemde, kayıp veri mekanizmasının SK olması ve çok değişkenli normallik varsayımları vardır. Yöntemin birinci aşamasında her biri farklı kayıp veri kestirimlerine sahip 'm' sayıda veri seti oluşturulur. İkinci aşama olan analiz sürecinde, oluşturulan 'm' sayıda veri setine ilişkin istatistiksel kestirimler gerçekleştirilir. Üçüncü aşamada ise kestirilen 'm' sayıda parametre ve standart hata tek bir sonuç elde edilecek şekilde birleştirilir (Enders, 2010). Bu yöntem hem TSK hem de SK mekanizmalarında yansız parametre ve standart hata kestirimleri gerçekleştirilebilmesi ve etkili bir yöntem olması sebebiyle alanyazında sıklıkla önerilen başarılı yöntemlerden biridir. Schafer (1997), atama sayısı m'nin 3-5 arasında olduğu durumlarda, ÇA yöntemiyle iyi sonuçlar alınabildiğini belirtmiştir. Bu araştırmada da atama sayısı 5 olarak belirlenmiş, 5 farklı veri setinde gerçekleştirilen kestirimlerin ortalamaları alınarak birleştirilmiştir. ÇA yöntemiyle kayıp veri atamasının gerçekleştirilebilmesi için, R dili *'mice'* (Van Buuren ve Groothuis-Oudshoorn, 2011) paketinde yer alan *'mice'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Mice fonksiyonu, m sayıda oluşturulan veri setine kayıp ataması noktasında 'Tamamen Koşullu Belirleme (Fully Conditional Specification) yaklaşımını kullanmaktadır. Bu yaklaşım, veri setinin çok değişkenli normallik varsayımını karşılamadığı durumlarda, aynı zamanda farklı veri türleriyle (sürekli, ikili vb.) kullanılabilen esnek bir yöntemdir (Edwards ve Finch, 2018). Bu noktada veri setleri 1-0 şeklinde ikili verilerden oluştuğu ve çok değişkenli normallik varsayımını karşılamadığı için, *'mice'* fonksiyonunda *defaultMethod="logreg"* olarak alınarak atama yöntemi olarak 'Lojistik Regresyon' seçilmiştir. Son adımda ise oluşturulan 5 veri setine yönelik kestirimler gerçekleştirilmiş ve bu kestirimlerin ortalamaları alınarak birleştirilmiştir.

Verilerin Analizi

Araştırmada 2PLM'ye göre üretimi yapılan eksiksiz veri setlerinde, ilk olarak model kestirimleri gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla R dili *'mirt'* (Chalmers, 2012), paketinde bulunan *'mirt'* fonksiyonu kullanılmıştır. Model kestirimleri gerçekleştirildikten sonra *'fscore'* fonksiyonuyla yetenek parametreleri kestirilmiştir. Kestirim yöntemi olarak 'Beklenen Sonsal Dağılım (EAP)' kullanılmıştır. Bock ve Aitkin (1981) tarafından önerilen EAP yöntemi, gözlenen yanıt örüntüsü verildiğinde, yetenek parametresine (θ) yönelik dağılımın ortalamasıdır. EAP kestirimleri ötelemeli değildir ve EÇO kestirimlerinden farklı olarak, birey testteki maddelerin tamamını doğru veya yanlış yanıtladığında da hesaplanabilir (Bock ve Mislevy, 1982; De Ayala, Plake ve Impara, 2001). Eksiksiz verilere ait yetenek kestirimleri EAP yöntemi kullanılarak gerçekleştirildikten sonra kaydedilmiştir.

İkinci adımda, araştırmada yer alan yöntemlerle kayıp verilerle mücadele edildikten sonra, yetenek kestirimleri 2PLM'ye uygun bir şekilde EAP yöntemiyle gerçekleştirilmiştir. İlk kestirilen yetenek parametrelerinin ve kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin birbirine ne ölçüde benzediğini kontrol etmek için yanlılık ve RMSE değerleri hesaplanmıştır. Feinberg ve Rubright (2016), simülasyonlardan elde edilen sonuçların, bilinen değerlerle kıyaslanmasında sıklıkla yanlılık ve RMSE değerlerinin kullanıldığını belirtmişlerdir. Yanlılık, kestirilen ve gerçek parametreler arasındaki ortalama uzaklığı vermektedir. Kestirilen parametre gerçek parametreden büyükse pozitif yanlılık; tam tersi durumda ise negatif yanlılık ortaya çıkmaktadır. Araştırmalarda arzu edilen durum, kestirilen ve gerçek parametrelerin olabildiğince birbirine yakın olmasıdır. RMSE ise hem yanlılığı hem değişkenliği içermekle beraber, kestirilen ve gerçek parametreler arasındaki sapmanın karesinin karekökü olarak hesaplanmaktadır. RMSE, ortalama hataya yönelik bilgi verirken, gerçek parametrelerden büyük sapmalara daha yüksek ağırlık vermekte, bu durumda RMSE yükselmektedir. Yanlılık ve RMSE değerleri hesaplanırken kullanılan formüller Eşitlik 15 ve Eşitlik 16'da görülmektedir.

$$Yanlılık = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{\theta}_{i-}\theta_i\right)}{n} \qquad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{\theta}_{i-}\theta_i)^2}{n}} \quad (16)$$

Her iki eşitlikte de yer alan n örneklem büyüklüğünü, $\hat{\theta}_i$ birey i (i=1, 2, … , n) için yetenek kestirimini, θ_i ise birey i'nin gerçek yeteneğini ifade etmektedir. Araştırmada, 100 tekrarlı veri setlerinin her koşul için yanlılık ve RMSE değerleri bu eşitlikler yardımıyla hesaplanmış ve bunların ortalamaları alınmıştır. Her koşul için ortalama yanlılık ve RMSE değerleri tablo haline getirilerek yorumlanmıştır.

Üçüncü adımda MTKA yaklaşımıyla modellenen kayıp verilere ilişkin yetenek parametrelerinin yanlılık ve RMSE ortalamalarının, araştırmada yer alan diğer kayıp veri baş etme yöntemleri olan BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar bir şekilde farklılaşıp farklılaşmadığının tespit edilebilmesi için Faktöriyel ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla R dili, *'stats'* (R Development Core Team, 2019) paketinde yer alan 'aov' fonksiyonundan yararlanılmıştır. Analizlere başlamadan önce, yanlılık ve RMSE ortalamalarının yer aldığı veri setlerinde, Faktöriyel ANOVA analizinin varsayımlarının karşılanıp karşılanmadığı tespit edilmiştir. Bu noktada varyansların homojen dağılımı varsayımının kontrol edilebilmesi için Levene Testinin manidarlık düzeyleri kontrol edilmiş, hataların normal dağılımı varsayımı için ise artık grafikleri incelenmiştir. Sonuç olarak yanlılıkların yer aldığı veri setinde hataların normal dağılımı varsayımının karşılandığı, fakat varyansların homojen dağılmadığı ($p<0.05$) gözlenmiştir. RMSE ortalamalarının yer aldığı veri setinde ise hataların normal dağılmadığı, fakat varyansların homojen dağılımı varsayımının karşılandığı ($p>0.05$) tespit edilmiştir. Grupların büyüklükleri eşit olduğunda, F istatistiğinin normallik ve varyansların homojenliği varsayımlarının ihlaline dayanıklı olduğu alanyazında belirtilmektedir (Field, 2009; Howell, 2010). Dolayısıyla bu ihlaller göz ardı edilerek analizlere devam edilmiştir.

Faktöriyel ANOVA analizi sonucunda manidarlık düzeyi 0.05'ten düşük ($p<0.05$) olan ana etkiler ve etkileşim etkileri değerlendirilirken eta kare (eta squared) ve kısmi eta kare (partial eta squared) etki büyüklükleri dikkate alınmıştır. Eta kare, bağımlı değişkendeki varyansın ne kadarının bağımsız değişkene bağlı olduğunu ölçmekte ve F istatistiği eta karenin bir fonksiyonu olarak ifade edilebilmektedir. Eta kare, Eşitlik 17'de görüldüğü gibi bağımsız değişkenin kareler toplamının, toplam kareler toplamına bölünmesiyle elde edilmekte, 0 ve 1 arasında değerler almaktadır.

Ayrıca tüm ana etkilerin ve etkileşimlerin eta kare toplamları 1'e eşit olmaktadır (Cohen, 1973; Levine ve Hullett, 2002; Richardson 2011)

$$\eta^2 = \frac{SS_{faktör}}{SS_{toplam}} \tag{17}$$

Kısmi eta kare değerleri, herhangi bir bağımsız değişkenin bağımlı değişkene yönelik varyansın ne kadarını açıkladığını, araştırmada yer alan diğer bağımsız değişkenlere yönelik varyanslar dışarıda tutularak hesaplamakta ve eta kare istatistiği gibi 0 ve 1 arasında değerler almaktadır. Eşitlik 18'de görüldüğü gibi kısmi eta, bağımsız değişkenin kareler toplamının, bağımsız değişkenin ve hatanın kareler toplamının toplamına bölünmesiyle elde edilmektedir. Araştırmada tek bir bağımsız değişken olduğu durumda, tek yönlü ANOVA analizinde eta kare ve kısmi eta kare aynı değerleri almaktadır. Fakat birden fazla bağımsız değişken olması durumunda, kısmı eta kare, belirli bir bağımsız değişkene yönelik etki büyüklüğünün hesaplanmasında, diğer bağımsız değişkenlerin varyanslarını dışarıda tutmaktadır. Dolayısıyla aynı bağımsız değişkene yönelik kısmı eta kare değerleri, eta kare değerlerinden her zaman daha yüksek olmaktadır. Çünkü eta kare değerleri hesaplanırken, tüm bağımsız değişkenlere yönelik varyanslar da devreye girmektedir (Cohen, 1973)

$$\eta_p^2 = \frac{SS_{faktör}}{SS_{faktör} + SS_{hata}} \tag{18}$$

Araştırmada ana etkilerin ve etkileşimlerin etki büyüklüğü değerlendirilirken, hem eta kare hem de kısmi eta kare değerleri dikkate alınmıştır. Etki büyüklüklerini değerlendirme noktasında eta kare için: 0.01 düşük, 0.06 orta, 0.14 yüksek, kısmi eta kare için: 0.01 - 0.06 arası düşük, 0.06 - 0.14 arası orta, 0.14'ün üzeri yüksek olarak değerlendirilmiştir (Cohen, 1988; Richardson, 2011).

Araştırmada istastiksel olarak manidar ve etki büyüklüğü orta ve yüksek olan ana etkilere ve etkileşimlere yönelik ikili karşılaştırmaların gerçekleştirilebilmesi için, Tip 1 hatayı kontrol etmede başarılı ve konservatif bir test olan Tukey Post Hoc testi (Field, 2009) kullanılmıştır. Bu amaçla R dili *stats'* (R Development Core Team, 2019) paketinde yer alan *'TukeyHSD'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Faktörlere yönelik karşılaştırmaların daha rahat gözlenebilmesi için sonuçlar ayrıca grafikleştirilmiştir.

Gerçek Veri Uygulaması

Araştırmada gerçek veri uygulamasıyla, MTKA yaklaşımının kayıp verilerle baş etmede, BMA ve ÇA yöntemleriyle karşılaştırıldığında, ne derece etkili bir yöntem olduğu gerçek bir eğitsel değerlendirme üzerinden ortaya konulmaya çalışılmıştır. Bu amaçla PISA (Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı) uygulamasının verilerinden yararlanılmıştır. PISA, Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Örgütü (OECD) tarafından düzenlenen, uluslararası bir sınavdır. PISA, katılımcı ülkelerdeki 15 yaşındaki öğrencilerin okuma, matematik ve fen bilimleri gibi temel derslerdeki yeterliliklerini ve bilgilerini gerçek dünya sorunlarına uygulama becerilerini değerlendirmeye odaklanmakta ve üç yılda bir düzenlenmektedir (OECD, 2019).

Bu kapsamda PISA uygulamasına yönelik ülke veritabanları incelenmiş, 2012 yılı, İtalya, Matematik testinin, 1 numaralı kitapçık verilerinin, barındırdığı kayıp veri oranı, madde sayısı ve örneklem büyüklüğü açısından araştırma için uygun olduğu tespit edilmiştir. Araştırmada sadece cevaplanmadan atlanan (omitted) maddelerle çalışıldığı için, veri setinde ulaşılamayan (not reached) yanıtlara sahip olan 43 birey ve geçersiz (invalid) madde yanıtları olan 78 birey veri setinden çıkarılmıştır. Sonuç olarak 2498 bireye ait veriler ve 1-0 şeklinde puanlanmış 22 madde üzerinde çalışma yürütülmüştür. İlgili veri setinde 6445 (%11,72) gözenekte kayıp veri bulunmaktadır. Bu noktada gerçek veri setinin, simülasyon çalışmasında yer alan %10 kayıp, 20 madde ve 1500 birey koşuluna uyum sağladığı görülmüştür.

Araştırmada yer alan kayıp veri yöntemleri kullanılmadan önce, 6445 kayıp veri içeren ham veri seti, PISA 2012 uygulamasında kayıp verilerle baş etmede kullanılan ‘Sıfır Atama’ yöntemiyle tam veri seti haline getirilmiştir. Bu veri seti, yanlılıkların ve RMSE değerlerinin hesaplanması noktasında referans veri seti olarak alınmıştır. Sıfır Atama yönteminin doğası gereği bireylerin kayıp verileri yanlış olarak kabul edilmiş ve veri setinde ‘0’ olarak kodlanmıştır. Sıfır Atama yöntemi kullanıldıktan sonra oluşan tam veri setinde yetenek kestirimlerine başlamadan önce MTK varsayımları kontrol edilmiştir. Aşağıda bu incelemelere yönelik bilgiler yer almaktadır.

Tek Boyutluluk İncelemesi: Veri setinin tek boyutluluk varsayımını karşılayıp karşılamadığının belirlenebilmesi için Açımlayıcı Faktör Analizi (AFA) gerçekleştirilmiştir. Kullanılan gerçek veri seti 1-0 şeklinde ikili madde yanıtlarından oluştuğu için, ilk olarak tetrakorik korelasyon matrisi oluşturulmuştur. AFA’ya başlamadan önce analize yönelik varsayımlar incelenmiş, bu kapsamda yapılan Kaiser-

Mayer-Olkin (KMO) testinin 0.94, Bartlett testinin ise manidar ($p<0.05$) olduğu gözlenmiştir. Dolayısıyla veri setinin AFA için uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır. R dilinde yer alan *'fa.parallel'* fonksiyonu kullanılarak gerçekleştirilen faktör çıkarma işleminin ardında, *'fa'* fonksiyonuyla faktör yükleri ve açıklanan varyans oranları kontrol edilmiştir. Bunun yanı sıra Horn (1965)'un 'Paralel Analiz' sonucu da incelenmiştir. Tüm bu incelemelerin sonucunda, yamaç eğim grafiğinde birinci özdeğerden sonra keskin bir düşüş olduğu, baskın bir faktörün ortaya çıktığı gözlenmiştir. Ayrıca ikinci özdeğerden sonraki özdeğerlerin belirgin bir şekilde farklılaşmadığı belirlenmiştir. Bunun yanı sıra birinci faktör toplam varyansın %39'unu açıklamakta, sonraki faktörlerin açıkladığı varyans oranı %4'e düşmektedir. Tüm bu durumlardan hareketle veri setinin tek boyutluluk varsayımını karşıladığı kabul edilmiştir.

Yerel Bağımsızlık İncelemesi: Yerel bağımsızlık varsayımına yönelik incelemeler için Yen (1984) Q3 testi sonuçları incelenmiştir. R diliyle gerçekleştirilen analizin sonucunda, sadece bir madde çiftinin artıklarına yönelik korelasyonun 0.21 olduğu tespit edilmiştir. Yen (1984), madde artıkları arasındaki korelasyonun 0.20'den büyük olması durumunun, yerel bağımsızlık noktasında problem oluşturacağını belirtmiştir. Fakat veri setinde sadece bir madde çiftinde olan bu ihlal ihmal edilerek devam edilmiştir.

Model Veri Uyumu: Model-veri uyumuna yönelik kontroller için, yuvalanmış MTK modelleri R dilinde *'anova'* fonksiyonu ile karşılaştırılmış, veri setinin hangi modelle uyum sağladığını tespit etmek için *'-2log-olabilirlik'* değerleri ve manidarlıkları incelenmiştir. Sonuç olarak, veri setinin 2PLM ile daha iyi uyum sağladığı görülerek, model-veri uyumunun sağlandığı belirlenmiştir.

Varsayımların sağlanmasıyla birlikte, veri setinde 2PLM'ye yönelik yetenek kestirimleri EAP yöntemiyle gerçekleştirilmiş ve bu parametreler referans olarak alınmıştır. En başta kayıp veriler içeren veri setinde, MTKA yaklaşımıyla model kestirimleri gerçekleştirilmeden önce veri setine yönelik haritalama matrisi oluşturulmuş, ardından da cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek düğümlerine yönelik yerel bağımsızlık kontrolü yapılmıştır. Bu kontrol için Yen (1984) Q3 testi sonuçları incelenmiştir. Sonuç olarak cevaplamadan atlama eğilimine yönelik düğümde 8 madde çiftinde yerel bağımsızlık ihlali olduğu tespit edilmiştir. Yetenek düğümünde ise yerel bağımsızlık ihlali olmadığı görülmüştür. Ağaç modeline yönelik boyutluluk kontrolleri gerçekleştirilirken, her iki düğüm için tek bir örtük değişkenin bulunduğu tek

boyutlu bir model; düğümlere yönelik ayrı örtük değişkenlerin bulunduğu iki boyutlu bir model için kestirimler gerçekleştirilmiş, ardından da bu iki modelin *'-2log-olabilirlik'* değerleri ve manidarlıkları incelenmiştir. Sonuç olarak iki boyutlu modelin veriyle daha iyi uyum sağladığı ($\chi2 = 6540.963$, df = 22, $p < 0.001$) tespit edilmiştir. Bunun yanı sıra MTKA modelinde cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasındaki korelasyon hesaplanarak, cevaplamadan atlama davranışının bireylerin yeteneğiyle ne derece bir ilişki içerisinde olduğu tespit edilmeye çalışılmıştır. Bunun için veri setinde her iki düğüme yönelik $\theta_p^{(1)}$ ve $\theta_p^{(2)}$ parametreleri kestirilmiş, bu kestirimler arasındaki Pearson korelasyon katsayısı hesaplanmıştır. Sonuç olarak cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek arasında negatif yönlü orta düzey bir ilişki (*r=-0.45)* olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçtan yola çıkılarak bireylerin yetenekleri azaldıkça, cevaplamadan atlama eğilimlerinin arttığı söylenebilir. Holman ve Glas (2005), cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek örtük değişkenlerine yönelik korelasyonların 0.4'ten yüksek olması durumunda, ihmal edilebilirlik varsayımının karşılanmayacağını belirtmiştir. Dolayısıyla veri setinin SOK varsayımını sağladığı ve kayıp verilerin ihmal edilemeyeceği söylenilebilir. Gerçekleştirilen kontrollerin ardından, veri setinde 2PLM'ye yönelik 'EAP' yetenek kestirimleri gerçekleştirilmiştir. Benzer şekilde kayıp veriler içeren ham veri setinde BMA ve ÇA yöntemleri kullanılarak tam veri setleri elde edilmiştir. Sonuç olarak referans yetenek parametreleri ve yöntemler kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerine yönelik yanlılık ve RMSE değerleri hesaplanmış ve simülasyon çalışmasıyla elde edilen değerlerle kıyaslanmıştır.

Gerçek veri setinde, kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametreleri arasında manidar bir farklılık olup olmadığının belirlenebilmesi için Tekrarlı Ölçümler ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Analize başlamadan önce normallik ve küresellik (sphericity) varsayımları incelenmiştir. Normallik varsayımının kontrolünde Kolmogorov-Smirnov testinin manidarlık düzeyi incelenmiş, bu amaçla *'stats'* (R Development Core Team, 2019) paketinde yer alan *'ks.test'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Sonuç olarak Kolmogorov-Smirnov testinin manidar olmadığı ($p>0.05$), normallik varsayımının sağlandığı tespit edilmiştir. Bunun yanı sıra yetenek parametrelerinin çarpıklık katsayısının 0.04, basıklık katsayısının ise 2.59 olduğu tespit edilmiştir. Çarpıklık ve basıklık katsayılarının ±1 aralığında bulunması durumunda dağılımın normal olduğu kabul edilmektedir (George ve Mallery, 2020). Bu noktada çarpıklık katsayısı uygun aralıkta olmasına rağmen, basıklık katsayısının +1'den yüksek olduğu ve dağılımın sivri olduğu belirlenmiştir. Fakat yetenek parametrelerine yönelik

histogram grafiği normal dağılımı desteklediği için, normallik varsayımının sağlandığı kabul edilmiştir. Küresellik varsayımının kontrolü için Mauchly'nin Küresellik Testi gerçekleştirilmiş ve varsayımının sağlandığı ($p>0.05$) tespit edilmiştir. Varsayım kontrollerinin ardından Tekrarlı Ölçümler ANOVA analizine geçilmiş, bu amaçla *'rstatix'* (Kassambara, 2023) paketinde yer alan *'anova_test'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Analiz sonuçları değerlendirilirken bağımsız değişkenin (yöntemler) manidarlık düzeyi ve eta kare değeri dikkate alınmıştır.

BÖLÜM 4

BULGULAR VE YORUMLAR

Bu bölümde araştırma sorularından yola çıkılarak yapılan veri analizlerinin sonucunda elde edilen bulgulara ve yorumlara yer verilmiştir. Bulgular, araştırma soruları dikkate alınarak sırasıyla sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar alanyazındaki çalışmalar doğrultusunda yorumlanmıştır.

Farklı Koşullarda Yanlılık ve RMSE Ortalamalarının Değişiminin İncelenmesi

Araştırmanın simülasyon desenine dayalı olarak üretilen verilerde, TSK, SK ve SOK mekanizmalarında belirlenen oranlarda kayıp veriler oluşturulduktan sonra, kayıp veri içeren veri setleri MTKA yaklaşımıyla modellenmiş, BMA ve ÇA yöntemleri kullanılarak eksiksiz veri setleri haline getirilmiştir. Yöntemler kullanıldıktan sonra veri setlerinde yetenek parametreleri kestirilerek, bu parametrelere yönelik yanlılık ve RMSE ortalamaları hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, her kayıp veri mekanizması için aşağıda sunulmuştur.

TSK Mekanizması

TSK mekanizmasında mevcut olan kayıp veriler MTKA ile modellendiğinde, Tablo 18'de görüldüğü gibi kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamaları 0 ve bazı durumlarda 0'a oldukça yakın ve negatif yönlüdür. Özellikle madde sayısının 20 olduğu durumda, kayıp veri yüzdesi artsa dahi MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarının 0 olduğu ve yöntemin BMA ve ÇA yöntemleriyle aynı şekilde çalıştığı görülmektedir. Madde sayısının 30 ve 40 olduğu bazı durumlarda, yanlılıklar negatif yönlü olsa da, bu değerler 0'a oldukça yakındır. Araştırmada yer alan diğer yöntemlerden elde edilen sonuçlar incelendiğinde, BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanıldığı veri setlerinde tüm koşullar altında kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamaları 0 olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla bu iki yöntemin TSK mekanizmasında, mevcut olan tüm koşullarda yansız yetenek kestirimlerine neden olduğunu söylemek mümkündür.

Tablo 18

TSK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları

Yöntem / Kayıp		Madde Sayısı - Örneklem Büyüklüğü																	
		20-400		20-750		20-1500		30-400		30-750		30-1500		40-400		40-750		40-1500	
		Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE
MTKA	%10	.000	.118	.000	.117	.000	.117	-.001	.097	.000	.097	.000	.096	-.001	.088	-.001	.088	-.001	.087
BMA	%10	.000	.140	.000	.139	.000	.139	.000	.115	.000	.113	.000	.112	.000	.103	.000	.103	.000	.102
ÇA	%10	.000	.131	.000	.130	.000	.092	.000	.110	.000	.108	.000	.107	.000	.102	.000	.099	.000	.097
MTKA	%25	.000	.203	.000	.201	.000	.200	-.001	.168	.000	.165	-.001	.165	-.001	.152	-.001	.150	-.001	.150
BMA	%25	.000	.234	.000	.232	.000	.233	.000	.192	.000	.189	.000	.188	.000	.173	.000	.171	.000	.171
ÇA	%25	.000	.227	.000	.224	.000	.221	.000	.191	.000	.186	.000	.184	.000	.176	.000	.171	.000	.168
MTKA	%40	.000	.282	.000	.280	.000	.278	-.001	.231	.000	.232	-.001	.230	-.001	.215	.000	.211	-.001	.209
BMA	%40	.000	.319	.000	.319	.000	.317	.000	.258	.000	.259	.000	.257	.000	.239	.000	.234	.000	.233
ÇA	%40	.000	.319	.000	.312	.000	.307	.000	.268	.000	.262	.000	.257	.000	.254	.000	.240	.000	.236

Tablo 18, RMSE ortalamaları açısından incelendiğinde, kayıp veri yüzdesi arttıkça, yetenek parametrelerine yönelik RMSE ortalamalarının tüm yöntemlerde artış gösterdiği gözlemlenmiştir. Örneklem büyüklüğündeki ve madde sayısındaki artışlar, tüm yöntemlerde RMSE ortalamalarının azalmasına neden olmuştur. En düşük RMSE ortalamaları ise MTKA yaklaşımının kullanıldığı senaryolarda elde edilmiştir. MTKA ile en düşük RMSE ortalamasının (0.087), madde sayısının 40, örneklem büyüklüğünün 1500 ve kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda elde edildiği görülmüştür. Sonuçlar BMA ve ÇA için incelendiğinde, BMA ile elde edilen RMSE ortalamalarının, ÇA'dan bir miktar daha yüksek olduğu görülmüştür. Bu iki yöntemle de en düşük RMSE ortalamaları (0.102 ve 0.097), madde sayısının 40, örneklem büyüklüğünün 1500 ve kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda elde edilmiştir.

Sonuç olarak, TSK mekanizmasına yönelik kayıp veriler içeren veri setlerinde, araştırmada yer alan koşullar göz önünde bulundurulduğunda, MTKA yaklaşımıyla elde edilen yanlılık ortalamalarının genel olarak 0 ve -0.001 şeklinde değiştiği görülmektedir. Elde edilen yanlılık ortalamaları BMA ve ÇA yöntemleriyle çoğu koşulda benzerlik göstermektedir. Madde sayısının 20 olduğu durumda MTKA yaklaşımı, diğer iki yöntemle aynı şekilde en iyi yanlılık ve RMSE ortalamalarını vermiştir. Fakat madde sayısındaki artışla birlikte, MTKA yaklaşımının bazı durumlarda negatif yanlılık ortalamalarına neden olduğu görülmüştür. Bu durum MTKA'nın kullanıldığı durumda hesaplanan yetenek parametrelerinin gerçek parametrelerden bir miktar düşük olduğunu göstermektedir. Diğer iki yöntemle kıyaslandığında, MTKA yaklaşımıyla, madde sayısının 30 ve 40 olduğu durumlarda, BMA ve ÇA yöntemlerinden biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları ve daha düşük RMSE ortalamaları elde edilmiştir. RMSE ortalamalarının diğer yöntemlere göre daha düşük olması, her ne kadar yetenek kestirimleri gerçek kestirimlerden daha düşük olsa da, kestirimlerin varyansının daha düşük olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla MTKA'nın kullanıldığı durumda, gerçek yetenek kestirimlerinden çok uzaklaşılmadığı söylenebilir. BMA ve ÇA, her durumda yanlılık ortalamaları açısından benzer şekilde çalışmıştır. Bu iki yöntemle elde edilen yanlılık ortalamaları 0'dır. RMSE ortalamaları açısından incelendiğinde ise, ÇA yöntemiyle BMA'ya göre daha düşük değerler elde edildiği, kestirimlerin gerçek kestirimlere daha yakın olduğu söylenebilir.

SK Mekanizması

Seçkisiz Kayıp (SK) Mekanizmasına yönelik Tablo 19'daki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumlarda, kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının 0'a oldukça yakın, fakat negatif değerli olduğu görülmektedir. Elde edilen yanlılıklar TSK mekanizmasına göre çok az daha yüksektir. Özellikle tüm kayıp veri yüzdelerinde, madde sayısının 40, örneklem büyüklüğünün ise 400 olduğu durumlarda elde edilen yanlılık ortalaması (-0.002), SK mekanizmasında hesaplanan en yüksek yanlılık ortalamasıdır.

Tablo 19'da görüldüğü gibi, kayıp veri yüzdesindeki artışların, MTKA'ya yönelik yanlılık ortalamalarını belirgin bir şekilde etkilemediği görülmektedir. Araştırmada yer alan diğer yöntemlere yönelik sonuçlar incelendiğinde ise, tüm koşullar altında BMA algoritmasıyla elde edilen yanlılık ortalamalarının 0'a eşit olduğu, ÇA yönteminin sadece %10 kayıp veri durumunda BMA ile benzer yanlılık ortalamaları verdiği görülmüştür. Kayıp veri yüzdesindeki artışla beraber, ÇA yönteminin özellikle orta ve yüksek madde sayısı koşullarında, negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu belirlenmiştir. Sonuçlar RMSE ortalamaları açısından incelendiğinde, tüm yöntemlerde örneklem büyüklüğündeki ve madde sayısındaki artışla birlikte RMSE ortalamalarında düşüşler olduğu gözlenmiştir. Kayıp veri yüzdesinden artışlar ise RMSE ortalamalarında artışa neden olmuştur. MTKA ile elde edilen RMSE ortalamaları tüm koşullar altında, BMA ve ÇA'ya göre daha düşük olmakla beraber, en düşük RMSE ortalaması (0.089), TSK mekanizmasında olduğu gibi madde sayısının 40, örneklem büyüklüğünün 1500 ve kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda elde edilmiştir. Diğer iki yönteme yönelik RMSE ortalamaları incelendiğinde, BMA ile elde edilen değerlerin ÇA yöntemine göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Kayıp veri yüzdesindeki artış bu iki yöntemde RMSE ortalamalarının yükselmesine neden olmuştur. Madde sayısı ve örneklem büyüklüğündeki artışlar ise tam tersi RMSE ortalamalarında azalmalara neden olmuştur.

Tablo 19

SK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları

Yöntem / Kayıp		Madde Sayısı - Örneklem Büyüklüğü																	
		20-400		20-750		20-1500		30-400		30-750		30-1500		40-400		40-750		40-1500	
		Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE
MTKA	%10	-.001	.119	.000	.119	-.001	.119	-.002	.098	-.001	.098	-.001	.097	-.002	.090	-.001	.089	-.001	.089
BMA	%10	.000	.140	.000	.141	.000	.140	.000	.116	.000	.116	.000	.114	.000	.107	.000	.105	.000	.105
ÇA	%10	.000	.133	.000	.132	.000	.131	.000	.111	.000	.110	.000	.108	.000	.103	.000	.101	.000	.099
MTKA	%25	-.001	.213	.000	.211	-.001	.211	-.001	.176	-.001	.175	-.001	.174	-.002	.160	-.001	.159	-.002	.158
BMA	%25	.000	.246	.000	.245	.000	.245	.000	.207	.000	.207	.000	.205	.000	.192	.000	.191	.000	.190
ÇA	%25	.000	.239	.000	.233	.000	.233	-.001	.200	.000	.196	.000	.194	-.001	.186	.000	.180	.000	.177
MTKA	%40	-.001	.304	.000	.301	-.001	.301	-.001	.252	-.001	.252	-.001	.250	-.002	.233	-.001	.231	-.001	.228
BMA	%40	.000	.349	.000	.350	.000	.350	.000	.297	.000	.299	.000	.296	.000	.283	.000	.281	.000	.278
ÇA	%40	.000	.344	.000	.335	.000	.332	-.001	.287	.000	.281	.000	.276	-.002	.272	-.001	.260	.000	.254

Genel olarak değerlendirildiğinde, SK mekanizması altındaki kayıp verilerde, MTKA yaklaşımının diğer yöntemlerden biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu, RMSE ortalamaları açısından ise her koşulda diğer yöntemlerden daha düşük değerler verdiği görülmektedir. Dolayısıyla TSK mekanizmasında olduğu gibi, kestirilen yetenek parametreleri gerçek parametrelerden daha düşük olsa da, iki kestirim arasındaki uzaklığın BMA ve ÇA yöntemlerine göre daha az olduğunu söylemek mümkündür. Ayrıca SK mekanizması altında elde edilen yanlılıkların, TSK mekanizmasına göre bir miktar daha yüksek olduğu da ulaşılan sonuçlar arasındadır. Dolayısıyla araştırma koşulları dikkate alındığında, MTKA'nın veri setinde sistematik bir kayıp durumu olduğunda, bireylerin gerçek yeteneklerinden daha düşük kestirimlere yol açtığı düşünülebilir. Bunun yanı sıra kayıp veri yüzdesindeki, örneklem büyüklüğündeki ve madde sayısındaki artışlar, bu yöntemde yanlılık ortalamalarında belirgin değişimlere neden olmamıştır. Fakat RMSE ortalamaları açısından değerlendirildiğinde kayıp veri yüzdesindeki artışların MTKA RMSE ortalamalarında artışa neden olduğu görülmektedir. Dolayısıyla artan kayıp durumunda kestirilen parametrelerin gerçek parametrelerden uzaklaşma eğilimine girdiği söylenebilir. Bu durum araştırmadaki tüm yöntemler için benzer şekildedir. Örneklem büyüklüğündeki ve madde sayısındaki artışlarla ise tam tersi RMSE ortalamaları azalmıştır.

SOK Mekanizması

Seçkisiz Olmayan (SOK) kayıp mekanizmasına ait Tablo 20'deki sonuçlar incelendiğinde, kayıp verilerin MTKA ile modellendiği durumlarda, kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının 0'a oldukça yakın olduğu görülmektedir. Yanlılık ortalamaları çoğunlukla negatif yönlüdür. Ayrıca yanlılık ortalamaları, SK mekanizmasıyla benzerlikler göstermektedir.

Tablo 20

SOK Mekanizmasında Yanlılıkların ve RMSE Değerlerinin Ortalamaları

Yöntem / Kayıp		Madde Sayısı - Örneklem Büyüklüğü																	
		20-400		20-750		20-1500		30-400		30-750		30-1500		40-400		40-750		40-1500	
		Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE	Yanlılık	RMSE
MTKA	%10	.000	.116	.000	.115	.000	.114	-.001	.097	.000	.096	.000	.095	-.001	.088	-.001	.087	-.001	.086
BMA	%10	.000	.139	.000	.138	.000	.137	.000	.115	.000	.113	.000	.113	.000	.105	.000	.103	.000	.104
ÇA	%10	.000	.131	.000	.127	.000	.126	-.001	.110	.000	.108	.000	.106	-.001	.101	.000	.099	.000	.097
MTKA	%25	-.001	.203	.000	.201	.000	.199	-.001	.171	-.001	.169	-.001	.168	-.002	.156	-.001	.154	-.001	.153
BMA	%25	.000	.240	.000	.241	.000	.239	.000	.203	.000	.201	.000	.200	.000	.190	.000	.188	.000	.186
ÇA	%25	.000	.226	.000	.225	.000	.220	-.001	.194	-.001	.189	-.001	.187	-.002	.178	-.001	.173	-.001	.171
MTKA	%40	-.001	.294	.000	.291	-.001	.288	-.001	.253	-.001	.252	-.001	.250	-.001	.233	-.001	.229	-.001	.226
BMA	%40	.000	.355	.000	.353	.000	.351	.000	.307	.000	.308	.000	.306	.000	.293	-.001	.291	-.001	.286
ÇA	%40	-.001	.328	.000	.323	-.001	.318	-.001	.280	-.001	.277	-.001	.274	-.002	.258	-.001	.252	-.001	.249

Tablo 20'de görüldüğü gibi, kayıp veri yüzdesinin 10, madde sayısının 20 olduğu durumlarda, elde edilen yanlılık ortalamalarının 0 olduğu, benzer şekilde madde sayısının 20, örneklem büyüklüğünün 750 olduğu durumda, kayıp veri yüzdesinde artış olsa dahi yanlılık ortalamalarının 0 olduğu belirlenmiştir. BMA ve ÇA yöntemleriyle de madde sayısının 20, kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda yanlılık ortalamalarının 0 olduğu görülmektedir. Bu noktada MTKA yaklaşımının, SOK mekanizması altında, düşük oranda kayıp veri ve madde sayısının olduğu durumda, yanlılık ortalamaları açısından BMA ve ÇA yöntemleriyle benzer şekilde çalıştığını söylemek mümkündür. Madde sayısı ve örneklem büyüklüklerindeki artışlar, MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarında dikkate değer bir değişim oluşturmasa da, orta-yüksek madde sayıları ve örneklem büyüklüklerinde, negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edildiği görülmektedir.

Diğer yöntemlerle birlikte değerlendirildiğinde, MTKA yaklaşımının ve ÇA yönteminin, SOK mekanizmasında tüm koşullar altında yanlılık ortalamaları açısından birbirine benzer sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu noktada BMA ile, bu iki yönteme göre daha düşük yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. Kayıp veri yüzdesinin 40 ve madde sayısının 40 olduğu senaryoda ise üç yöntem de benzer şekilde çalışmış, 0'dan çok az daha düşük negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olmuştur. Bu durumda artan kayıp ve madde sayısı durumunda, tüm yöntemlerle gerçek yetenek kestirimlerinden daha düşük kestirimler elde edildiği söylenebilir.

Tablo 20, RMSE ortalamaları açısından incelendiğinde, diğer kayıp mekanizmalarında olduğu gibi MTKA ile diğer iki yönteme göre daha düşük RMSE ortalamaları elde edilmiştir. Kayıp veri yüzdesindeki artış, bu yöntemde RMSE ortalamalarında artışa neden olurken, en düşük RMSE ortalaması (0.086) diğer iki kayıp mekanizmasında olduğu gibi madde sayısının 40, örneklem büyüklüğünün 1500 ve kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda elde edilmiştir. Elde edilen bu RMSE ortalaması, diğer iki kayıp mekanizmasına göre daha düşüktür. Örneklem büyüklüğündeki ve madde sayısındaki artışlarla RMSE ortalamalarında düşüşler meydana gelmiştir. Diğer iki yönteme yönelik RMSE ortalamaları incelendiğinde, BMA ile elde edilen RMSE ortalamalarının, ÇA'dan daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Kayıp veri yüzdesindeki artış, bu iki yöntemde RMSE ortalamalarının yükselmesine neden olurken, madde sayısındaki ve örneklem büyüklüğündeki artışlar RMSE ortalamalarında azalmalara neden olmuştur.

Sonuç olarak, SOK mekanizması altında MTKA yaklaşımının yanlılık ortalamaları açısından en çok ÇA yöntemiyle benzeştiği, her iki yöntemde de negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edildiği söylenebilir. MTKA'nın %10 kayıp, 20 madde ve %40 kayıp, 40 madde koşulları altında BMA ve ÇA yöntemleriyle aynı şekilde çalıştığı görülmüştür. Bunun yanı sıra MTKA yaklaşımı, diğer iki kayıp mekanizmasında olduğu gibi RMSE ortalamaları açısından, diğer iki yöntemden daha düşük sonuçlar vermiştir. Kayıp veri yüzdesindeki artışlar RMSE ortalamalarının yükselmesine neden olurken, madde sayısındaki ve örneklem büyüklüğündeki artışlar ise RMSE ortalamalarında düşüşe neden olmuştur.

Kayıp mekanizmaları birlikte ele alındığında, MTKA ile en düşük yanlılık ve RMSE ortalamalarının TSK ve SOK durumlarında elde edildiği görülmüştür. Dolayısıyla kayıp verinin oluşma nedeninin seçkisiz olduğu ya da tam tersi kayıplık sürecinin kestirilen parametrelere yönelik bilgi içerdiği durumlarda MTKA'nın en iyi sonuçları verdiği söylenebilir. Alanyazında kayıp eğiliminin (missing propensity) ve yeteneğin iki ayrı örtük değişken olarak modellendiği çalışmalarda da (Holman ve Glas, 2005; Glas ve Pimentel, 2008; Glas, Pimentel ve Lamers, 2015; Köhler, Pohl ve Cartensen, 2017; Pohl, Grafe ve Rose, 2014), ihmal edilemeyecek kayıp durumlarında bu yaklaşımın, geleneksel yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Madde sayısının arttığı bazı durumlarda, MTKA ile tüm kayıp mekanizmalarında 0'a oldukça yakın fakat negatif yanlılık ortalamaları elde edilmesi, kestirilen yetenek parametrelerinin gerçek parametrelerden bir miktar daha düşük olduğunu göstermektedir. Bu noktada bireylerin yetenek parametreleri olduğundan daha düşük hesaplanmıştır. Fakat artan madde sayısı aynı zamanda RMSE ortalamalarında azalmalara neden olmuştur. Dolayısıyla her ne kadar yetenek parametreleri daha düşük kestirilse de, gerçek parametrelerden daha az sapmıştır. Tüm kayıp mekanizmalarında örneklem büyüklüğündeki değişimler MTKA'ya yönelik yanlılık ortalamalarında dikkate değer bir değişim oluşturmasa da, RMSE ortalamalarının azalması kestirilen parametrelerin doğruluğunun arttığını göstermektedir. Benzer durumu düşük kayıp oranları için de söylemek mümkündür. Araştırmadaki diğer yöntemlerle birlikte değerlendirildiğinde, MTKA'nın yanlılık ortalamaları açısından virgülden sonraki üçüncü hanede diğer yöntemlerden farklılaştığı, fakat diğer yöntemlere göre daha fazla negatif yanlılık ortalamalarına neden olduğu görülmektedir. Fakat aynı zamanda MTKA ile tüm mekanizmalarda diğer yöntemlere göre daha düşük RMSE ortalamaları elde

edilmiştir. Dolayısıyla MTKA ile BMA ve ÇA yöntemlerine göre gerçek parametrelere daha yakın değerler elde edilmiştir.

Farklı Koşullarda Yanlılık Ortalamalarının İncelenmesi

Araştırma kapsamında MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellendiği veri setlerine yönelik kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının, BMA ve ÇA yöntemleriyle tamamlanan veri setlerinde kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarından manidar şekilde farklılaşıp farklılaşmadığının tespit edilebilmesi için Faktoriyel ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Tablo 21'de analize yönelik sonuçlar yer almaktadır. Okunabilirlik açısından sadece istatistiksel olarak manidar ($p<0.05$) olan ana etkiler ve ikili etkileşimlere yer verilmiştir.

Tablo 21

Yanlılık Ortalamalarına Yönelik Faktoriyel ANOVA Sonuçları

Koşullar	Hata Kareleri Ort.	sd	F	p (Sig.)	η^2	η_p^2
Mekanizma (MK)	.000	2	53.247	.000	.069	.689
Yöntem (Y)	.000	2	237.763	.000	.307	.908
Kayıp (K)	.000	2	17.892	.000	.023	.427
Madde (M)	.000	2	79.570	.000	.103	.768
Örneklem (Ö)	.000	2	35.183	.000	.045	.594
MK x Y	.000	4	31.312	.000	.081	.723
MK x K	.000	4	9.247	.000	.024	.435
MK x M	.000	4	3.183	.021	.008	.210
MK x Ö	.000	4	3.312	.018	.009	.216
Y x K	.000	4	6.022	.000	.016	.334
Y x M	.000	4	20.086	.000	.052	.626
Y x Ö	.000	4	14.796	.000	.038	.552
Hatalar	.000	48				

Tablo 21 incelendiğinde, kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamaları açısından, *'Mekanizma'* ana etkisinin *(F (2, 48) = 53.247; $p<.001$, $\eta^2=.069$)* istatistiksel olarak manidar ve yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarındaki varyansı açıklama noktasında orta düzey etkiye sahip olduğu görülmektedir. Bunun yanı sıra '*Yöntem'* ana etkisinin *(F (2, 48) = 237.763; $p<.001$, $\eta^2=.307$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek düzey etkiye; '*Kayıp'* ana etkisinin *(F (2, 48) = 17.892; $p<.001$, $\eta^2=.023$)* istatistiksel olarak manidar ve düşük düzey etkiye; *'Madde'* ana etkisinin *(F (2, 48) = 79.570; $p<.001$, $\eta^2=.103$)*

istatistiksel olarak manidar ve orta düzey etkiye; *'Örneklem'* ana etkisinin ise *(F (2, 48) = 35.183; $p<.001$, $\eta^2=.045$)* istatistiksel olarak manidar ve düşük düzey etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir.

Koşulların ikili etkileşimleri incelendiğinde, *'Mekanizma x Yöntem'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 31.312$; $p<.001$, $\eta_p^2=.723$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Mekanizma x Kayıp'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 9.247$; $p<.001$, $\eta_p^2=.435$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Mekanizma x Madde'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 3.183$; $p<.05$, $\eta_p^2=.210$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Mekanizma x Örneklem'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 3.312$; $p<.05$, $\eta_p^2=.216$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Yöntem x Kayıp'* ikili etkileşiminin *($F_{(4, 48)} = 6.022$; $p<.001$, $\eta_p^2=.334$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; '*Yöntem x Madde'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 20.086$; $p<.001$, $\eta_p^2=.626$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Yöntem x Örneklem'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 14.796$; $p<.001$, $\eta_p^2=.552$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Analiz sonuçları etki büyüklükleri açısından değerlendirildiğinde, *'Yöntem'* ana etkisinin, bireylerin yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarına yönelik varyansı açıklama noktasında en önemli ana etki ($\eta^2=.307$) olduğu söylenebilir. Hemen ardından da *'Madde'* ($\eta^2=.103$) *ve 'Mekanizma'* ($\eta^2=.069$) ana etkileri gelmektedir. *'Örneklem'* ($\eta^2=.045$) *ve 'Kayıp'* ($\eta^2=.023$) ana etkilerinin ise istatistiksel olarak manidar olsalar da, düşük düzey etkiye sahip olduklarından dolayı, yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarına yönelik varyansları açıklamada etkili olmadıkları söylenebilir.

Koşulların ikili etkileşimlerine yönelik sonuçlar incelendiğinde, *'Mekanizma x Yöntem'* etkileşiminin, diğer koşullar dışarıda tutulduklarında, tek başına yüksek bir etkiye ($\eta_p^2=.723$) sahip olduğu gözlenmiştir. Bunun yanı sıra *'Kayıp'* ve *'Örneklem'* ana etkilerinin tek başlarına düşük düzey etkiye sahipken, *'Mekanizma'* koşuluyla etkileşime girdiklerinde yüksek düzey etkiye ($\eta_p^2=.435$ *ve* $\eta_p^2=.216$) sahip oldukları görülmüştür. *'Yöntem'* ana etkisinin diğer koşullarla ikili etkileşimleri değerlendirildiğinde, sırasıyla *'Yöntem x Madde'* ($\eta_p^2=.626$), *'Yöntem x Örneklem'* ($\eta_p^2=.552$) ve *'Yöntem x Kayıp'* ($\eta_p^2=.334$) ikili etkileşimlerinin yanlılık ortalamalarındaki varyansı açıklamada yüksek etkiye sahip oldukları belirlenmiştir. Bu noktada, ana etkilerin ve ikili etkileşimlerin düzeyleri arasındaki farkların daha ayrıntılı

incelenebilmesi için Tukey testi gerçekleştirilmiş, sonuçlar aşağıda detaylı şekilde raporlandırılmıştır.

Tukey Testi Sonuçları

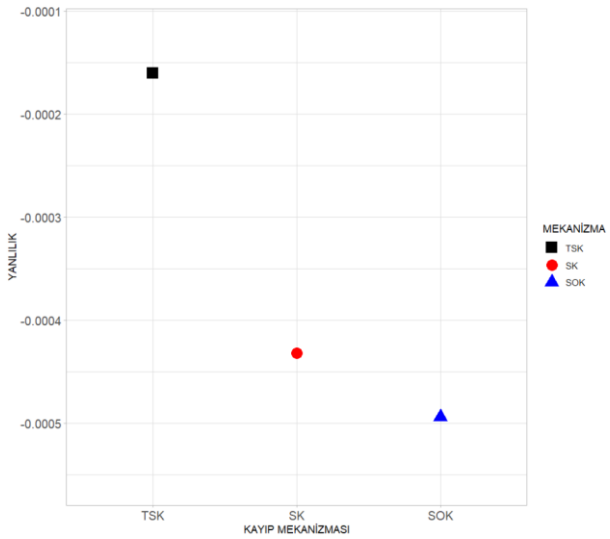
Gerçekleştirilen Faktöriyel ANOVA analizi sonucunda, istatistiksel olarak manidar ve yüksek-orta düzey etkiye sahip koşulların, hangi düzeyleri arasında farklılıklar olduğunun tespit edilebilmesi için *'Tukey'* testi gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla *'stats'* (R Development Core Team, 2019) paketinde yer alan *'TukeyHSD'* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Araştırmada orta düzey (η^2=.069) etkiye sahip ***Mekanizma*** ana etkisine yönelik ikili karşılaştırmalar Tablo 22'de görülmektedir.

Tablo 22

Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları

Mekanizma	Fark	Alt	Üst	p
SK-TSK	-.0003	-.0004	-.0002	.0000
SOK-TSK	-.0003	-.0004	-.0003	.0000
SOK-SK	-.0001	-.0001	.0000	.1817

Tablo 22'deki sonuçlar incelendiğinde, yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamaları açısından TSK ve SK mekanizmaları arasında p<.001 düzeyinde manidar farklılıklar olduğu tespit edilmiştir. Aynı şekilde TSK ve SOK mekanizmaları arasında da manidar farklılıklar olduğu (p<.001) belirlenmiştir. SK ve SOK mekanizmaları arasında ise manidar bir farklılık tespit edilememiştir (p>.05). Dolayısıyla bu iki kayıp veri mekanizmasıyla, benzer yanlılık ortalamaları elde edildiği söylenebilir.



Şekil 16. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma Ana Etkisine Göre Değişimi

Şekil 16'da yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının kayıp veri mekanizmalarındaki değişimi görülmektedir. Buna göre TSK mekanizmasında, yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının diğer iki mekanizmaya göre daha düşük olduğu görülmektedir. SK ve SOK mekanizmalarında ise yanlılık ortalamalarının negatif değerler aldığı ve TSK mekanizmasıyla elde edilen yanlılık ortalamalarından biraz daha yüksek değerler elde edildiği görülmektedir. Kayıp veriye yönelik mekanizma, ölçülen özellikle ilgili olmadığında; kayıplık sistematik bir neden içermediğinde, kestirilecek olan parametrelerin niteliği olumsuz etkilenmemektedir (Mislevy ve Wu, 1988). Dolayısıyla araştırma kapsamında TSK mekanizmasında diğer iki kayıp mekanizmasına göre daha düşük yanlılık ortalamaları elde edilmesi alanyazını destekler niteliktedir. SK kayıp mekanizması ise kayıp verilerin ihmal edilebilir olduğu ve birçok yeni kayıp veri yaklaşımıyla yansız parametre kestirimleri elde edilebilen bir varsayım olmasına rağmen (Allison, 2002; Enders, 2010; McKnight vd., 2007), araştırmada bu mekanizmanın SOK mekanizmasıyla manidar olarak farklılaşmadığı ve her ne kadar 0'a çok yakın olsa da, negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu belirlenmiştir. Bu duruma sebep olarak SK mekanizmasında, cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek örtük değişkenleri arasındaki korelasyonların bazı durumlarda (9 koşul) 0.4'ten yüksek olması gösterilebilir. Holman ve Glas (2005) ihmal edilebilirlik varsayımı için örtük değişkenler arasındaki korelasyonun 0.4'ü aşmaması gerektiğini belirtmiştir. Dolayısıyla her ne kadar araştırmada SK mekanizmasına yönelik kayıp veriler oluşturulurken, kayıplık ve gözlenen değişkenler arasında sistematik bir ilişki kurulsa da, bazı durumlarda SK mekanizmasının SOK mekanizmasına yaklaştığı, bu

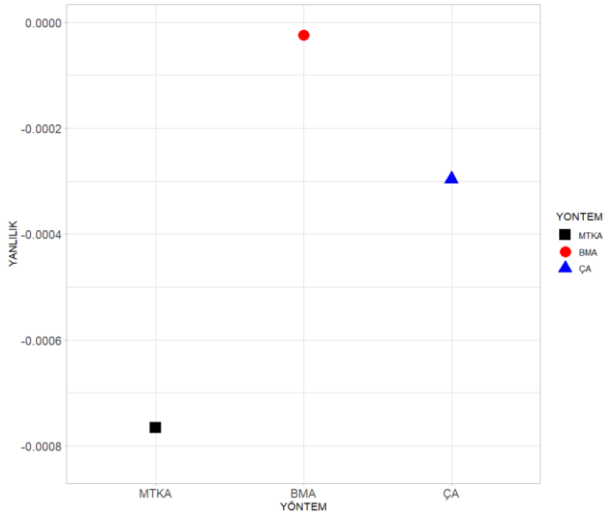
durumun da yanlılık ortalamalarında negatif yönlü bir artışa neden olduğu söylenebilir. Araştırmanın yüksek etkiye (η^2=.307) sahip, manidar koşullarından olan ***Yöntem*** ana etkisine yönelik ikili karşılaştırmalar Tablo 23'te görülmektedir.

Tablo 23

Yanlılık Ortalamalarının Yöntem Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları

Yöntem	Fark	Alt	Üst	p
BM-MTKA	.0007	.0007	.0008	.0000
ÇA-MTKA	.0005	.0004	.0006	.0000
ÇA-BMA	-.0003	-.0004	-.0002	.0000

Tablo 23'teki sonuçlar incelendiğinde, çalışmada yer alan tüm kayıp veri yöntemleri arasında manidar farklılıklar (p<.001) olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla MTKA yaklaşımının kayıp verilerle mücadelede, araştırmadaki koşullar dikkate alındığında, BMA ve ÇA yöntemlerinden farklılaştığı söylenebilir. Bunun yanı sıra MTKA ve ÇA yöntemleri arasındaki farkın, MTKA ve BMA yöntemleri arasındaki farka göre daha düşük olduğu gözlenmiştir. Dolayısıyla MTKA ve ÇA'nın yanlılık ortalamaları açısından birbirine daha yakın sonuçlar verdiğini belirtmek mümkündür. Şekil 17'de yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının, yöntem ana etkisine göre değişimi görülmektedir.



Şekil 17. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem Ana Etkisine Göre Değişimi

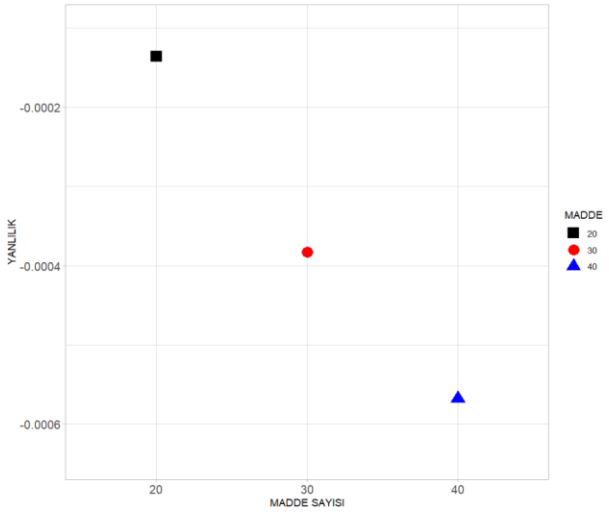
Şekil 17'de görüldüğü gibi, MTKA yaklaşımıyla BMA ve ÇA yöntemlerine göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalaması elde edilmiştir. Yöntemlerin yanlılık ortalamaları virgülden sonra dördüncü hanede farklılaşmaya başlasa da, bu farklar manidardır. MTKA ile elde edilen yanlılık ortalaması 0'a çok yakın olsa da, kestirilen yetenek parametrelerinin gerçek parametrelerden bir miktar düşük olduğu söylenebilir. Bu bulgu, değişen test durumlarında MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellendiği De Boeck ve diğerlerinin (2017) çalışmasıyla paralellik göstermektedir. Bu noktada yanlılık ortalamaları açısından en iyi sonucu veren yöntemin BMA olduğu görülmektedir. ÇA yönteminde ise yanlılık ortalamalarının BMA yöntemine göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü olduğu belirlenmiştir. Araştırmada orta düzey (η^2=.103) etkiye sahip **Madde** ana etkisine yönelik karşılaştırmalar Tablo 24'te görülmektedir.

Tablo 24

Yanlılık Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları

Yöntem	Fark	Alt	Üst	p
30-20	-.0002	-.0003	-.0002	.0000
40-20	-.0004	-.0005	-.0003	.0000
40-30	-.0002	-.0003	-.0001	.0000

Tablo 24'teki sonuçlar incelendiğinde, madde sayısı koşulunun tüm düzeyleri arasında manidar farklılıklar (p<.001) olduğu belirlenmiştir. Düzeyler ikili olarak karşılaştırıldığında, madde sayısının 20 olduğu durumda elde edilen yanlılık ortalamalarının madde sayısının 30 ve 40 olduğu durumlara göre daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Bu noktada, düşük madde sayısının daha düşük yanlılık ortalamalarına neden olduğu söylenebilir. Şekil 18, yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının, testte yer alan madde sayısına göre değişimini göstermektedir.

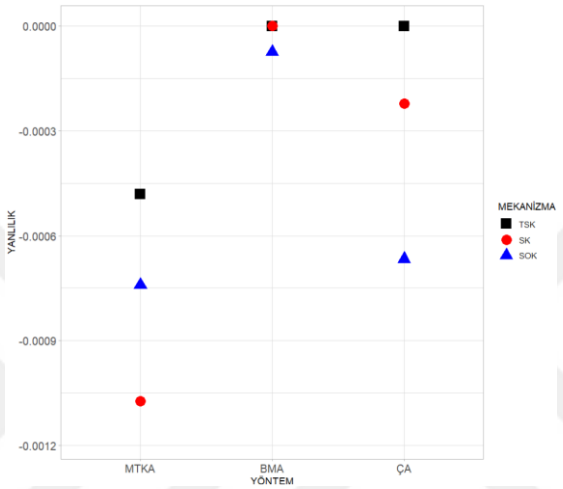


Şekil 18. Yanlılık Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre Değişimi

Şekil 18 incelendiğinde, madde sayısının 20 olduğu durumda, yanlılık ortalamalarının daha düşük olduğu görülmektedir. Madde sayısındaki artışla beraber, yanlılık ortalamaları negatif yönlü yükselişe geçmiştir. Madde sayısının 40 olduğu durumda ise yanlılık ortalamalasının en yüksek olduğu görülmektedir. Testte yer alan madde sayısı arttıkça, yetenek kestirimlerinin doğruluğunun artması beklendiğinden (De Ayala, 2009; DeMars, 2016), ortaya çıkan bu bulgu alanyazınla farklılık göstermektedir. Buna sebep olarak, test uzunluğunun artmasıyla birlikte, kayıp veri yöntemlerine yönelik algoritmaların kestirimlerde belirlenen yakınsama (convergence) kriterlerine ulaşmakta zorlanması gösterilebilir. Özellikle MTKA yaklaşımının tek boyutlu MTK modellerine göre daha karmaşık olmasından dolayı (Wang, 2020), madde sayısındaki artışla beraber kestirimlerin doğruluğunun bir miktar azalmış olması mümkün görülmektedir.

Mekanizma x Yöntem ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki karşılaştırmalar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının, tüm kayıp veri mekanizmalarında BMA yönteminden manidar ($p<.001$) şekilde farklılaştığı tespit edilmiştir. MTKA ile tüm kayıp veri mekanizmalarında BMA yöntemine göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. Bunun yanı sıra MTKA yaklaşımının, TSK ve SK mekanizmalarında ÇA yönteminden manidar ($p<.001$) şekilde farklılaştığı, SOK durumunda bu iki yöntem arasında manidar farklılıklar olmadığı ($p>.05$) tespit edilmiştir. Dolayısıyla SOK mekanizmasında, araştırmanın koşulları dikkate alındığında, bu iki yöntemin benzer yanlılık ortalamalarına neden olduğu söylenebilir.

Sonuçlar BMA ve ÇA yöntemleri açısından değerlendirildiğinde, TSK mekanizmasında, bu iki yöntem arasında yanlılık ortalamaları açısından manidar bir farklılık tespit edilememiş, SK ve SOK mekanizmalarında ise yöntemler arasında manidar farklılıklar olduğu gözlenmiştir. Bu noktada, ÇA yöntemiyle BMA yöntemine göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edildiğini söylemek mümkündür. Şekil 19'da yanlılık ortalamalarının, *'Mekanizma x Yöntem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

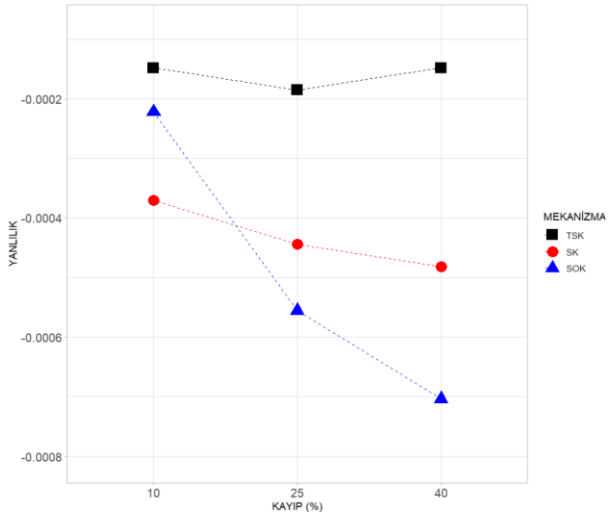


Şekil 19. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Yöntem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 19'da görüldüğü gibi, yanlılık ortalamaları tüm kayıp veri yöntemleri söz konusu olduğunda 0'a oldukça yakındır. MTKA yaklaşımıyla en düşük yanlılık ortalamaları sırasıyla TSK ve SOK mekanizmalarında elde edilmiştir. Elde edilen bu bulgu, alanyazındaki ihmal edilemeyecek SOK durumundaki kayıp verilerin, MTKA ile benzer mantığa sahip olan model tabanlı yaklaşımla modellendiği çalışmalarla (Holman ve Glas, 2005; Glas ve Pimentel, 2008; Glas, Pimentel ve Lamers, 2015; Rose, von Davier ve Xu, 2010; Pohl ve Becker, 2020) parallelik göstermektedir. Bu araştırmada da MTKA yaklaşımı, kayıp verilerin seçkisiz olarak oluşturulduğu ve yanlılık ortalamalarının en az olmasının beklendiği TSK mekanizmasından sonra en iyi SOK mekanizmasında çalışmış ve 0'dan biraz yüksek, negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. SK mekanizmasında ise MTKA yaklaşımının, diğer iki mekanizmaya göre çok az daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu görülmektedir. MTKA yaklaşımının SK ve SOK mekanizmalarındaki performansının karşılaştırıldığı Debeer ve diğerlerinin (2017) çalışmasında, yetenek kestirimlerinin

yanlılıklarının SK mekanizmasında SOK'a göre daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla bu araştırmada SK mekanizması için elde edilen bulgu, ilgili çalışmadan farklılaşmaktadır. Aynı zamanda Debeer ve diğerlerinin (2017) çalışmasında, SOK mekanizmasında elde edilen yanlılıkların, bu araştırmaya göre belirgin şekilde daha yüksek olduğu görülmüştür. Fakat iki çalışma, kullanılan MTKA modelleri ve iç düğümlerin modellendiği MTK modeli açısından farklılaştığı için, elde edilen bulguların farklılaşabileceği düşünülmektedir.

Mekanizma x Kayıp ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, veri setlerinde %10 oranında kayıp veri olduğunda, TSK mekanizması altında yanlılık ortalamalarının sadece SK mekanizmasından manidar olarak ($p<.05$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Kayıp veri yüzdesinin 25 olduğu durumda, TSK mekanizması altında elde edilen yanlılık ortalamaları, diğer iki kayıp mekanizması altında elde edilen yanlılık ortalamalarından manidar olarak ($p<.05$) farklılaşmıştır. Koşulun bu düzeyinde SK ve SOK mekanizmaları altında elde edilen yanlılık ortalamaları arasında manidar bir farklılık tespit edilememiştir ($p>.05$). Veri setlerinde %40 oranında kayıp olduğu durumda ise TSK mekanizması altında elde edilen yanlılık ortalamalarının, SK ve SOK mekanizmalarında elde edilen yanlılık ortalamalarından manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı görülmüştür. Benzer şekilde SK ve SOK mekanizmalarında elde edilen yanlılık ortalamaları arasında da $p<.05$ düzeyinde farklılık olduğu belirlenmiştir. Şekil 20'de yanlılık ortalamalarının, *'Mekanizma x Kayıp'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

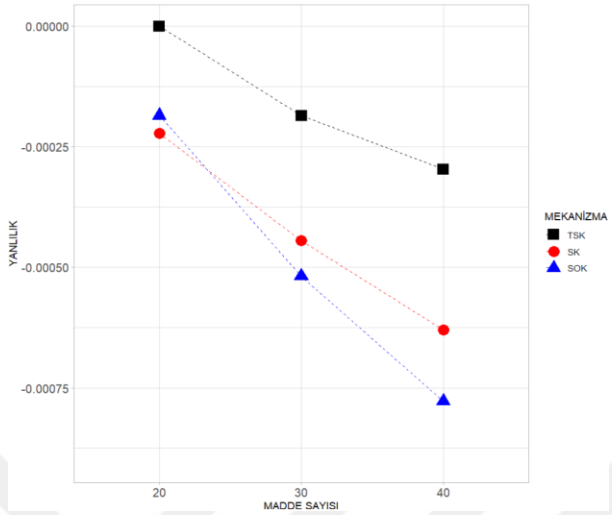


Şekil 20. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 20 incelendiğinde, tüm kayıp veri yüzdelerinde en düşük yanlılık ortalamalarının TSK mekanizması altında elde edildiği görülmektedir. Kayıp veri yüzdesinin 25 olduğu durumda ufak bir düşüş görünüyor olsa da, koşulun tüm düzeyleri arasında TSK mekanizmasında yanlılık ortalamaları açısından manidar bir farklılık tespit edilmemiştir ($p>.05$). Dolayısıyla TSK mekanizması altında, tüm kayıp veri yüzdelerinde benzer yanlılık ortalamaları elde edildiği söylenebilir. Bu noktada veri setlerindeki kayıp oranı artmasına rağmen, TSK mekanizmasında kayıp verilerle etkili bir şekilde mücadele edilebildiğini söylemek mümkündür. Şekil 20'de görüldüğü üzere SK mekanizmasında yanlılık ortalamaları negatif yönlü bir yükseliş gösterse de, koşulun tüm düzeyleri arasında manidar bir farklılık tespit edilememiştir. Bu durumdan hareketle SK mekanizmasının tüm kayıp veri yüzdelerinde benzer yanlılık ortalamalarına neden olduğu, artan kayıp veri miktarının yetenek kestirimlerini olumsuz etkilemediği söylenebilir. SOK mekanizması altında ise kayıp veri yüzdesinin 10'dan 25'e ve 10'dan 40'a yükseldiği durumlarda, yanlılık ortalamaları arasında manidar ($p<.001$) farklılıklar tespit edilirken, kayıp veri yüzdesinin 25'ten 40'a çıkması yanlılık ortalamaları açısından manidar bir farklılığa neden olmamıştır ($p>.05$). Bu durumda SOK mekanizmasında, referans parametrelere en yakın yetenek kestirimlerinin, kayıp veri oranının en düşük olduğu durumda elde edildiğini söylemek mümkündür. Kayıp veri yüzdesinin en yüksek olduğu SOK durumunda, elde edilen yanlılık ortalaması diğer iki mekanizmaya göre daha yüksek olmakla birlikte, aralarındaki farklar $p<.05$ düzeyinde manidardır. Dolayısıyla kayıp veri oranının yüksek olduğu durumda, yansız yetenek kestirimleri açısından en sıkıntılı mekanizmanın SOK olduğu söylenilebilir.

Mekanizma x Madde ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, madde sayısının 20 olduğu durumda, TSK mekanizması altında yanlılık ortalamalarının SK mekanizmasından manidar olarak ($p<.05$) farklılaştığı ve daha düşük yanlılık ortalaması elde edildiği tespit edilmiştir. Bu koşul altında TSK ve SOK mekanizmaları arasında manidar bir farklılık olmadığı ($p>.05$) belirlenmiştir. Madde sayısındaki artış, TSK mekanizmasındaki yanlılık ortalamalarının, diğer iki mekanizmadaki yanlılık ortalamalarından manidar olarak ($p<.001$) farklılaşmasına neden olmuştur. Elde edilen yanlılık ortalamaları SK ve SOK mekanizmalarından daha düşüktür. Bunun dışında madde sayısı koşulunun tüm düzeylerinde SK ve SOK mekanizmalarının yanlılık ortalamaları açısından manidar olarak farklılaşmadığı, bu iki mekanizmanın benzer şekilde yanlılık ortalamaları verdiği görülmüştür. Şekil 21'de

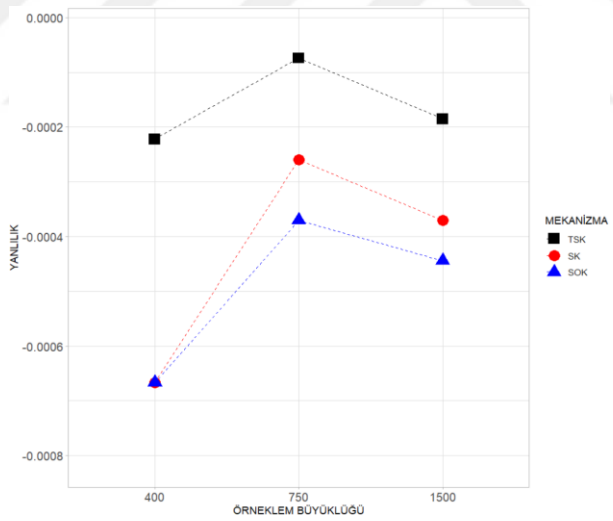
yanlılık ortalamalarının, *'Mekanizma x Madde'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.



Şekil 21. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Madde Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 21 incelendiğinde, TSK mekanizmasındaki veri setlerinde kestirilen yetenek parametrelerinin ortalamalarının, madde sayısı artışıyla birlikte negatif yönlü bir yükselişe geçtiği görülmektedir. Fakat manidarlık düzeyleri incelendiğinde, madde sayısının 20'den 30'a yükselmesi ve 30'dan 40'a yükselmesi, yanlılık ortalamalarında manidar bir farklılığa neden olmamıştır ($p>.05$). TSK mekanizmasında madde sayısının 20'dan 40'a çıkması ise yanlılık ortalamalarında manidar bir farklılık ($p<.001$) oluşturmuştur. Dolayısıyla bu mekanizma altında madde sayısının 2 katına çıkmasının, yanlılık ortalamalarında negatif bir yükselişe neden olduğu söylenebilir. Şekil 21, SK ve SOK mekanizmaları açısından incelendiğinde, her iki mekanizmada madde sayısı koşulunun tüm düzeyleri arasında manidar farklılıklar ($p<.05$) olduğu gözlenmiştir. Madde sayısındaki artışın, SK ve SOK mekanizmaları altında yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarında negatif yönlü bir yükselişe neden olduğu söylenebilir. Debeer ve diğerleri (2017), SK ve SOK durumlarında madde sayısındaki artışla beraber yetenek parametrelerine yönelik yanlılıkların azaldığını tespit etmişlerdir. Huang (2020) ise SOK durumunda madde sayısı artışıyla birlikte parametre kestirimlerinin doğruluğunun arttığını belirlemişlerdir. Dolayısıyla araştırmada elde edilen bulgu kayıp verilerle mücadelede MTKA'nın temel alındığı çalışmalardan farklılaşmaktadır.

Mekanizma x Örneklem ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, örneklem büyüklüğünün 400 olduğu durumda, TSK mekanizmasındaki yanlılık ortalamalarının, SK ve SOK mekanizmalarından manidar olarak farklılaştığı ($p<.001$) tespit edilmiştir. Koşulun bu düzeyinde TSK mekanizmasında daha düşük yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. Örneklem büyüklüğünün 750 ve 1500 olduğu durumlarda, TSK mekanizması altında yanlılık ortalamaları SK mekanizmasından manidar olarak farklılaşmamakla ($p>.05$) birlikte, SOK mekanizmasından manidar olarak ($p<.001$ ve $p<.01$) farklılaşmıştır. Dolayısıyla örneklem büyüklüğündeki artışın, SK mekanizmasında elde edilen yanlılık ortalamalarında bir miktar iyileşmeye neden olduğu söylenebilir. Örneklem büyüklüğü koşulunun tüm düzeyleri dikkate alındığında, SK ve SOK mekanizmalarının yanlılık ortalamaları açısından manidar olarak farklılaşmadığı, bu iki mekanizmada tüm örneklem büyüklüklerinde benzer şekilde yanlılık ortalamaları elde edildiği görülmüştür. Şekil 22'de yanlılık ortalamalarının, *'Mekanizma x Örneklem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

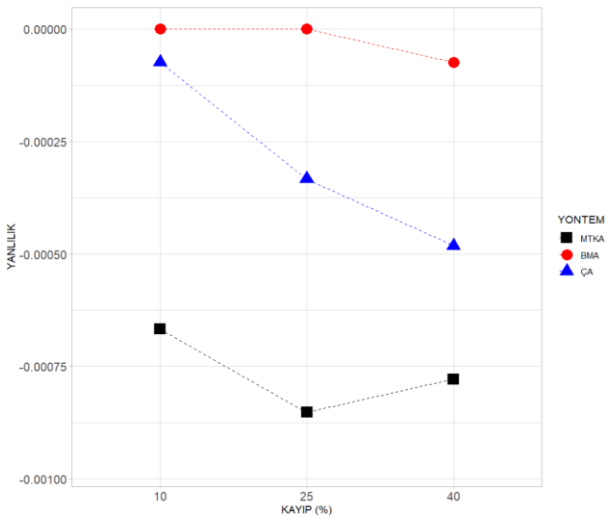


Şekil 22. Yanlılık Ortalamalarının Mekanizma x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 22 incelendiğinde, örneklem büyüklüğündeki artışın TSK mekanizması altında yanlılık ortalamalarında bir miktar dalgalanmaya sebep olduğu görünse de, koşulun tüm düzeyleri arasında manidar bir farklılık olmadığı ($p>.05$) tespit edilmiştir. Dolayısıyla tüm örneklem büyüklüklerinde TSK mekanizmasının benzer yanlılık ortalamalarına neden olduğu, seçkisiz bir şekilde oluşturulan kayıp verilerle tüm

örneklem büyüklüklerinde etkili bir şekilde mücadele edilebildiği söylenebilir. SK ve SOK mekanizmalarında ise, örneklem büyüklüğünün 400'den 750'ye yükselişi, yanlılık ortalamalarında manidar bir farklılığa ($p<.05$) ve azalmaya neden olurken, 750'den 1500'e çıkması manidar bir farklılığa sebep olmamıştır ($p>.05$). Dolayısıyla SK ve SOK mekanizmalarının 750 ve 1500 örneklem büyüklüklerinde benzer yanlılık ortalamalarına neden olduğu söylenebilir. Örneklem büyüklüğündeki artış, SK ve SOK mekanizmalarının araştırıldığı benzer çalışmalarda (Finch, 2008; Glas ve Pimentel, 2008; Holman ve Glas, 2005; Xiao ve Bulut, 2020) da kestirimlerin doğrulunun artmasına neden olmuştur. Elde edilen bulgu alanyazınla paralellik göstermektedir.

Yöntemx Kayıp ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının, kayıp yüzdesi koşulunun tüm düzeylerinde, BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Bu noktada MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarının diğer iki yönteme göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü olduğu görülmektedir. BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanıldığı durumda ise, elde edilen yanlılık ortalamaları kayıp yüzdesinin 10 olduğu durumda manidar olarak farklılaşmamıştır. Fakat kayıp yüzdesindeki artışla beraber bu iki yöntemin manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı, BMA ile çok az daha düşük yanlılık ortalamaları elde edildiği görülmüştür. Şekil 23'te yanlılık ortalamalarının, *'Yöntem x Kayıp'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

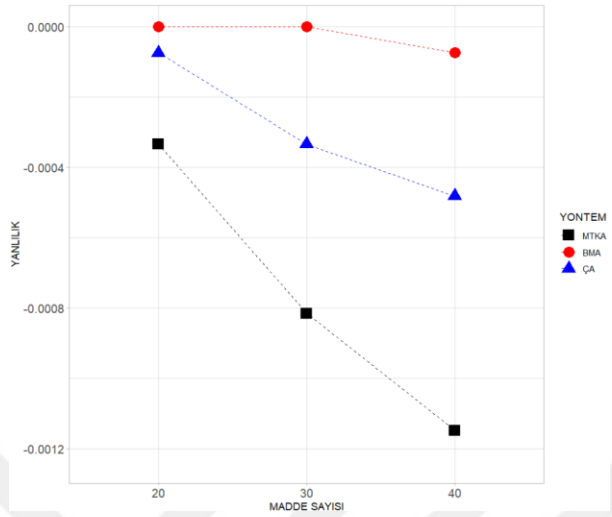


Şekil 23. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 23 incelendiğinde, MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumda elde edilen yanlılık ortalamalarının, kayıp yüzdesi 10'dan 25'e çıktığında bir miktar arttığı, 25'den 40'a çıktığında yeniden azaldığı görülüyor olsa da, koşulun tüm düzeyleri dikkate alındığında yanlılık ortalamaları açısından manidar bir farklılık tespit edilememiştir ($p>.05$). Dolayısıyla kayıp veri yüzdesindeki değişimin, MTKA yaklaşımıyla elde edilen yanlılık ortalamalarında manidar bir değişime neden olmadığı söylenebilir. Debeer ve diğerleri (2017), MTKA yaklaşımının kayıp verileri etkili bir şekilde modelleyebilmesi için, veri setinde en az %5 oranında cevaplanmadan atlanan (omitted) madde bulunması gerektiğini belirtmişlerdir. Dolayısıyla araştırmada yer alan en düşük kayıp veri oranının %10 olmasından hareketle, kayıp verilerin tüm kayıp yüzdesi koşullarında benzer bir performansla modellendiği ve sonuç olarak benzer yanlılık ortalamalarının elde edildiği söylenebilir. Benzer şekilde BMA yöntemi kullanıldığında da, tüm kayıp veri yüzdeleri açısından yanlılık ortalamaları arasında manidar bir farklılık gözlenmemiştir ($p>.05$). Dolayısıyla bu noktada, MTKA ile BMA yöntemlerinin değişen kayıp veri yüzdelerinde benzer şekilde davrandığı görülse de, MTKA'nın BMA yönteminden biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları ürettiği dikkate alınmalıdır. Şekil 23, ÇA yöntemi açısından değerlendirildiğinde, kayıp veri yüzdesindeki artışın yanlılık ortalamalarında negatif yönlü bir yükselişe neden olduğu görülmektedir. Kayıp veri yüzdesinin 10'dan 25'e çıkması yanlılık ortalamalarında manidar bir farklılığa ($p<.01$) neden olurken, 25'den 40'a çıkması manidar bir farklılık oluşturmamıştır ($p>.05$).

Yöntem x Madde ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, madde sayısının 20 olduğu durumda, MTKA'nın yanlılık ortalamaları açısından BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak farklılaşmadığı ($p>.05$) tespit edilmiştir. Dolayısıyla madde sayısının düşük olduğu durumda, MTKA yönteminin diğer iki yöntemle benzer şekilde çalıştığı söylenebilir. Fakat madde sayısındaki artışla beraber MTKA yaklaşımının, yanlılık ortalamaları açısından BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı ve bu iki yöntemden biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu görülmüştür. Sonuçlar BMA ve ÇA yöntemleri açısından değerlendirildiğinde, madde sayısı 20 olduğunda, bu iki yöntemin manidar olarak farklılaşmadığı ($p>.05$), madde sayısının 30 ve 40 olduğu durumlarda ise BMA lehine manidar bir ($p<.001$) farklılaşma tespit edilmiştir. Bu noktada madde sayısının sadece 20 olduğu durumda, MTKA yaklaşımının BMA ve ÇA ile benzer

şekilde çalıştığını söylemek mümkündür. Şekil 24'te yanlılık ortalamalarının, *'Yöntem x Madde'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

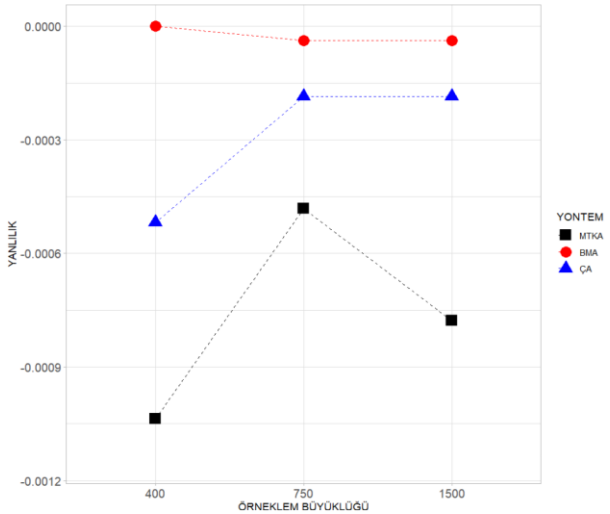


Şekil 24. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Madde Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 24 incelendiğinde, MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumda elde edilen yanlılık ortalamalarının, madde sayısındaki artışla beraber negatif yönlü bir yükselişe geçtiği görülmektedir. Madde sayısı koşulunun tüm düzeyleri arasında yanlılık ortalamaları açısından manidar farklılıklar ($p<.001$) olduğu gözlenmiştir. Bu sonuçlardan yola çıkıldığında MTKA yöntemiyle en düşük yanlılık ortalamalarının madde sayısının düşük olduğu testlerde elde edildiği söylenebilir. Elde edilen bu bulgunun, alanyazında MTKA ile kayıp verilerin modellendiği çalışmalardan farklılaştığı görülmüştür (Debeer ve diğerleri, 2017; Huang, 2020). Fakat bu duruma sebep olarak çalışmalardaki MTKA modellerinin farklı olması ve iç düğümlerin farklı MTK modelleriyle modellenmesi gösterilebilir. Bunun yanı sıra MTKA modellerinin çok boyutlu yapısı ve tek boyutlu MTKA modellerine göre daha düşük yakınsama (convergence) oranları da madde sayısı artışıyla birlikte yetenek kestirimlerinin doğruluğunun azalmasına neden olabilir. Fakat araştırmada madde sayısı artışıyla birlikte yetenek parametrelerinin yanlılık ortalamalarının virgülden sonraki üçüncü hanede değişmeye başladığı, dolayısıyla kestirilen yetenek parametrelerinin gerçek yetenek parametrelerinden çok az farklılaştığını söylemek mümkündür. Şekil 24'teki sonuçlar BMA yöntemi açısından değerlendirildiğinde, madde sayısının 30'dan 40'a

çıkmasıyla birlikte yanlılık ortalamalarında negatif bir yükseliş görünse de, bunun manidar olmadığı (p>.05) tespit edilmiştir. Bu noktada madde sayısı koşulunun tüm düzeylerinde BMA yöntemi benzer şekilde çalışmış ve bu yöntemle en düşük yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. ÇA yöntemine yönelik sonuçlar incelendiğinde ise madde sayısının 20'den 30'a çıkmasıyla yanlılık ortalamaları arasında manidar bir farklılık (p<.010) olduğu gözlenmiştir. Madde sayısının 30'dan 40'a çıkması, yanlılık ortalamaları arasında manidar bir farklılığa neden olmamıştır (p>.05). Dolayısıyla ÇA yönteminin 30 ve 40 maddeden oluşan testlerde benzer yanlılık ortalamalarına neden olduğu, yöntemin 20 maddeden oluşan test durumunda daha iyi sonuç verdiği söylenebilir.

Yöntem x Örneklem ikili etkileşimine yönelik Ek 4'teki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının örneklem büyüklüğü koşulunun tüm düzeylerinde, BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak (p<.001) farklılaştığı belirlenmiştir. MTKA ile tüm örneklem büyüklüklerinde diğer iki yönteme göre biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. Sonuçlar BMA ve ÇA yöntemleri açısından değerlendirildiğinde, örneklem büyüklüğünün 400 olduğu durumda, bu iki yöntemle elde edilen yanlılık ortalamaları açısından BMA lehine manidar farklılıklar (p<.001) olduğu, koşulun diğer düzeylerinde ise iki yöntem arasında manidar farklılıklar olmadığı (p>.05) belirlenmiştir. Dolayısıyla 750 ve 1500 büyüklüğündeki örneklemlerde BMA ve ÇA yöntemlerinin benzer şekilde çalıştıkları söylenebilir. Şekil 25'te yanlılık ortalamalarının, *'Yöntem x Örneklem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.



Şekil 25. Yanlılık Ortalamalarının Yöntem x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 25 incelendiğinde, MTKA yaklaşımının kullanıldığı durumda, örneklem büyüklüğünün 400'den 750'ye çıkmasıyla yanlılık ortalamalarında bir miktar düşüş olduğu, örneklem büyüklüğünün 750'den 1500'e çıkmasıyla ise yanlılık ortalamalarının örneklem büyüklüğünün 400 olduğu nokta kadar olmasa da, bir miktar yükselişe geçtiği görülmektedir. Bu noktada örneklem büyüklüğü koşulunun tüm düzeyleri arasındaki bu farkın manidar ($p<.001$) olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla MTKA ile en düşük yanlılık ortalamaları elde edildiği örneklem büyüklüğünün 750, en yüksek yanlılık ortalamaları elde edildiği örneklem büyüklüğünün ise 400 olduğu söylenebilir. Bu sonuçtan yola çıkılarak, MTKA yaklaşımının araştırmadaki simülasyon koşulları dikkate alındığında, orta düzey örneklem büyüklüklerinde daha iyi çalıştığını söylemek mümkündür. Huang (2020), kayıp verileri MTKA yaklaşımıyla modellediği çalışmasında, örneklem büyüklüğü artışıyla yetenek kestirimlerine yönelik yanlılığın azaldığını tespit etmiştir. Benzer şekilde Holman ve Glas (2005) da model tabanlı yaklaşımla kayıp verilerle mücadele edildiği test durumlarında, örneklem büyüklüğü artışıyla parametre kestirimlerinin iyileştiğini belirlemiştir. Bunun yanı sıra alanyazında da MTK modellerinde örneklem büyüklüğü arttıkça parametre kestirimlerinin doğruluğunun artacağı belirtilmektedir (DeMars, 2016; De Ayala 2009, Hulin, Lissak ve Drasgow, 1982; Lord, 1980). Ayrıca örneklem büyüklüğü arttıkça standart hatalar azalacak ve bu nedenle parametre tahminlerinin kesinliği de benzer şekilde artacaktır (McKnight vd., 2007). Bu noktada elde edilen bulgu alanyazınla paralellik göstermektedir.

Şekil 25, BMA yöntemi açısından incelendiğinde, örneklem büyüklüğü artışıyla birlikte yanlılık ortalamalarında bir miktar negatif yükseliş görünse de, örneklem büyüklüğü koşulunun tüm düzeyleri arasında manidar bir farklılık gözlenmemiştir ($p>.05$). Dolayısıyla araştırmada yer alan tüm örneklem büyüklüklerinde BMA yönteminin benzer şekilde çalıştığı söylenebilir. ÇA yönteminde ise sadece örneklem büyüklüğünün 400'den 750'ye çıktığı durumda yanlılık ortalamaları açısından manidar farklılıklar ($p<.001$) gözlenmiştir. Örneklem büyüklüğünün diğer düzeyleri arasında manidar farklılıklar olmadığı ($p>.05$) tespit edilmiştir**.** Bu durumdan hareketle ÇA yönteminde, örneklem büyüklüğünün 750 ve 1500 olduğu durumlarda benzer ve 400 örneklem büyüklüğüne göre bir miktar daha düşük yanlılık ortalamaları elde edildiği söylenebilir.

Sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, MTKA yaklaşımının araştırmada yer alan tüm koşullarda BMA ve ÇA yöntemlerinden biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları ürettiği görülmüştür. MTKA yöntemiyle en düşük yanlılık

ortalamaları TSK ve SOK mekanizmalarında elde edilmiş, veri setlerinde bulunan kayıp veri oranlarındaki değişimin, MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarında manidar farklılaşmaya neden olmadığı belirlenmiştir. Bunun yanı sıra MTKA yaklaşımının, madde sayısının düşük olduğu testlerde daha düşük yanlılık ortalamalarına neden olduğu, madde sayısındaki artışın bu yöntemle elde edilen yanlılık ortalamalarında bir miktar yükselmeye neden olduğu gözlenmiştir. Ek olarak MTKA yaklaşımının araştırmadaki örneklem büyüklükleri dikkate alındığında, en iyi orta büyüklükteki örneklemlerle çalıştığı, örneklem büyüklüğünün düşük olduğu durumda ise yanlılık ortalamalarında negatif yönlü, bir miktar yükselmeye sebep olduğu belirlenmiştir. Sonuç olarak araştırmanın simülasyon koşulları dikkate alındığında, MTKA yaklaşımıyla, TSK ve SOK mekanizmalarına yönelik kayıplar içeren, düşük madde sayısına sahip testlerin uygulandığı orta büyüklükteki örneklemlerde, yetenek kestirimlerinin yanlılık ortalamalarının, diğer koşullara nazaran daha düşük olduğu söylenebilir.

Farklı Koşullarda RMSE Ortalamalarının İncelenmesi

Araştırma kapsamında MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellendiği veri setlerine yönelik kestirilen yetenek parametrelerinin RMSE ortalamalarının, BMA ve ÇA yöntemleriyle tamamlanan veri setlerinde kestirilen yetenek parametrelerinin RMSE ortalamalarından istatistiksel olarak manidar şekilde farklılaşıp farklılaşmadığının tespit edilebilmesi için Faktoriyel ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Tablo 25'te analiz sonuçlarına yönelik bilgiler yer almaktadır. Okunabilirlik açısından tabloda, manidar olan ($p<0.05$) ana etkilere ve ikili etkileşimlere yer verilmiştir.

Tablo 25

RMSE Ortalamalarına Yönelik Faktoriyel ANOVA Sonuçları

Koşullar	Hata Kareleri Ort.	sd	F	p (Sig.)	η^2	η_p^2
Mekanizma (MK)	.004	2	691.287	.000	.006	.966
Yöntem (Y)	.021	2	3495.645	.000	.031	.993
Kayıp (K)	.572	2	95156.911	.000	.857	.999
Madde (M)	.056	2	9233.265	.000	.083	.997
Örneklem (Ö)	.000	2	70.309	.000	.001	.746
MK x Y	.000	4	71.497	.000	.001	.856
MK x K	.001	4	232.681	.000	.004	.951
MK x M	.000	4	8.901	.000	.000	.426
Y x K	.001	4	221.447	.000	.004	.949
Y x M	.000	4	13.247	.000	.000	.525
Y x Ö	.000	4	15.294	.000	.000	.560
K x M	.003	4	481.583	.000	.009	.976
K x Ö	.000	4	3.093	.024	.000	.205
Hatalar	.000	48				

Tablo 25 incelendiğinde, kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin RMSE ortalamaları açısından, *'Mekanizma'* ana etkisinin *($F_{(2, 48)} = 691.287$; $p<.001$, $\eta^2=.006$)* istatistiksel olarak manidar ve yetenek parametrelerinin RMSE ortalamalarındaki varyansı açıklamada düşük düzey etkiye sahip olduğu görülmektedir. Bunun yanı sıra '*Yöntem'* ana etkisinin *($F_{(2, 48)} = 3495.645$; $p<.001$, $\eta^2=.031$)* istatistiksel olarak manidar ve düşük düzey etkiye; '*Kayıp'* ana etkisinin *($F_{(2, 48)} = 95156.911$; $p<.001$, $\eta^2=.857$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek düzey etkiye; 'Madde' ana etkisinin *($F_{(2, 48)} = 9233.265$; $p<.001$, $\eta^2=.083$)* istatistiksel olarak manidar ve orta düzey etkiye; *'Örneklem'* ana etkisinin ise *($F_{(2, 48)} = 70.309$; $p<.001$, $\eta^2=.001$)* istatistiksel olarak manidar ve düşük düzey etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir.

Koşulların ikili etkileşimleri incelendiğinde, *'Mekanizma x Yöntem'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 71.497$; $p<.001$, $\eta_p^2=.856$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Mekanizma x Kayıp'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 232.681$; $p<.001$, $\eta_p^2=.951$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; *'Mekanizma x Madde'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 8.901$; $p<.05$, $\eta_p^2=.426$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye;*'Yöntem x Kayıp'* ikili etkileşiminin *($F_{(4, 48)} = 221.447$; $p<.001$, $\eta_p^2=.949$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; '*Yöntem x Madde'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 13.247$; $p<.001$, $\eta_p^2=.525$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye, *'Yöntem x Örneklem'* ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 15.294$; $p<.001$, $\eta_p^2=.560$)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; 'Kayıp x Madde' ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)} = 481.583$;*

p<.001, η_p^2=.976) istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye; 'Kayıp x Örneklem' ikili etkileşiminin, *($F_{(4, 48)}$ = 3.093; p<.05, η_p^2=.205)* istatistiksel olarak manidar ve yüksek etkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Analiz sonuçları değerlendirildiğinde, *'Kayıp'* ana etkisinin en önemli ana etki (*η^2=.857)* olduğunu söylemek mümkündür. *'Madde'* ana etkisinin ise orta düzey etkiye (*η^2=.083)* sahip olduğu görülmüştür. *'Mekanizma'* (*η^2=.006), 'Yöntem'* (*η^2=.031) ve Örneklem'* (*η^2=.001)* ana etkilerinin ise istatistiksel olarak manidar olsalar da, düşük düzey etkiye sahip olduklarından dolayı, RMSE ortalamalarına yönelik varyansları açıklamada herhangi bir etkiye sahip olmadıkları söylenebilir.

Koşulların ikili etkileşimleri incelendiğinde, *'Kayıp x Madde'* ikili etkileşiminin en yüksek etkiye *(η_p^2=.976)* sahip olduğu söylenebilir. *'Yöntem'* ve *'Mekanizma'* ana etkilerinin tek başlarına düşük düzey etkiye sahipken, ikili etkileşime girdiklerinde yüksek düzey etkiye (*η_p^2=.856)* sahip oldukları görülmüştür. Bunun yanı sıra *'Mekanizma x Kayıp'* (*η_p^2=.951)* ikili etkileşiminin *'Mekanizma x Madde'* (*η_p^2=.426)* ikili etkileşiminden daha yüksek bir etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. Yöntem ana etkisinin diğer koşullarla ikili etkileşimleri değerlendirildiğinde, sırasıyla '*Yöntem x Kayıp'* (*η_p^2=.949), 'Yöntem x Örneklem'* (*η_p^2=.560)* ve *'Yöntem x Madde'* (*η_p^2=.525)* ikili etkileşimlerinin, RMSE ortalamalarındaki varyansı açıklamada yüksek etkiye sahip oldukları belirlenmiştir. Ana etkilerin ve ikili etkileşimlerin düzeyleri arasındaki farkların daha ayrıntılı incelenebilmesi için Tukey testi gerçekleştirilmiş, sonuçlar aşağıda detaylı şekilde raporlandırılmıştır.

Tukey Testi Sonuçları

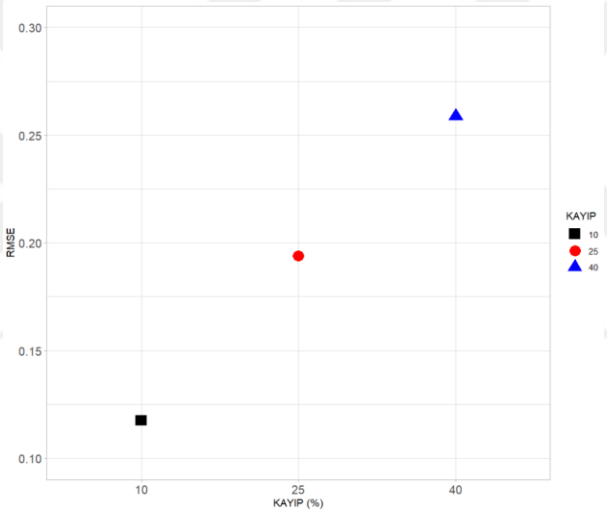
Faktöriyel ANOVA analizi sonucunda, istatistiksel olarak manidar ve yüksek-orta etkiye sahip koşulların, hangi düzeyleri arasında farklılıklar olduğunun tespit edilebilmesi için Tukey testi gerçekleştirilmiştir. Yüksek düzey (η^2=.857) etkiye sahip olduğu belirlenen ***Kayıp*** ana etkisine yönelik ikili karşılaştırmalar Tablo 26'da görülmektedir.

Tablo 26

RMSE Ortalamalarının Kayıp Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları

Kayıp Yüzdesi	Fark	Alt	Üst	p
25-10	.084	.083	.085	.000
40-10	.168	.167	.169	.000
40-25	.085	.084	.085	.000

Tablo 26'da görüldüğü gibi, yetenek parametrelerinin RMSE ortalamalarının, kayıp yüzdesi koşulunun tüm düzeylerinde manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Kayıp oranındaki artışın RMSE ortalamalarında artışa neden olduğu görülmektedir. Özellikle madde sayısının 10'dan 40'a çıktığı durumda RMSE ortalamaları arasındaki fark diğer durumlara göre daha yüksektir.



Şekil 26. RMSE Ortalamalarının Kayıp Ana Etkisine Göre Değişimi

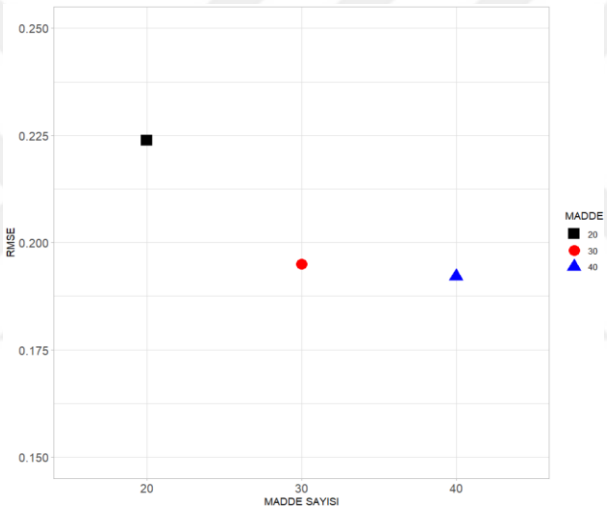
Şekil 26'da görüldüğü gibi, kayıp oranındaki artış RMSE ortalamalarında artışa neden olmuştur. Dolayısıyla en yüksek RMSE ortalamalarının, %40 oranında kayıp içeren veri setlerinde elde edildiği söylenebilir. En düşük RMSE ortalamaları ise kayıp yüzdesinin %10 olduğu durumda elde edilmiştir. Veri setlerinde artan kayıp bilgiyle kestirimlerin doğruluğunun azalması ve RMSE ortalamalarında meydana gelen bu belirgin yükselme alanyazındaki çalışmalarla paralellik göstermektedir (Cetin-Berber, Sari ve Huggins-Manley, 2019; Deeber vd., 2017; Holman ve Glas, 2005; Huang, 2020; Lee ve Huber, 2021). Orta düzey etkiye (η^2=.083) sahip ***Madde*** ana etkisine yönelik ikili karşılaştırmalar Tablo 27'de görülmektedir.

Tablo 27

RMSE Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre İkili Karşılaştırmaları

Madde Sayısı	Fark	Alt	Üst	p
30-20	-0.034	-0.036	-0.033	0.000
40-20	-0.049	-0.051	-0.048	0.000
40-30	-0.015	-0.016	-0.014	0.000

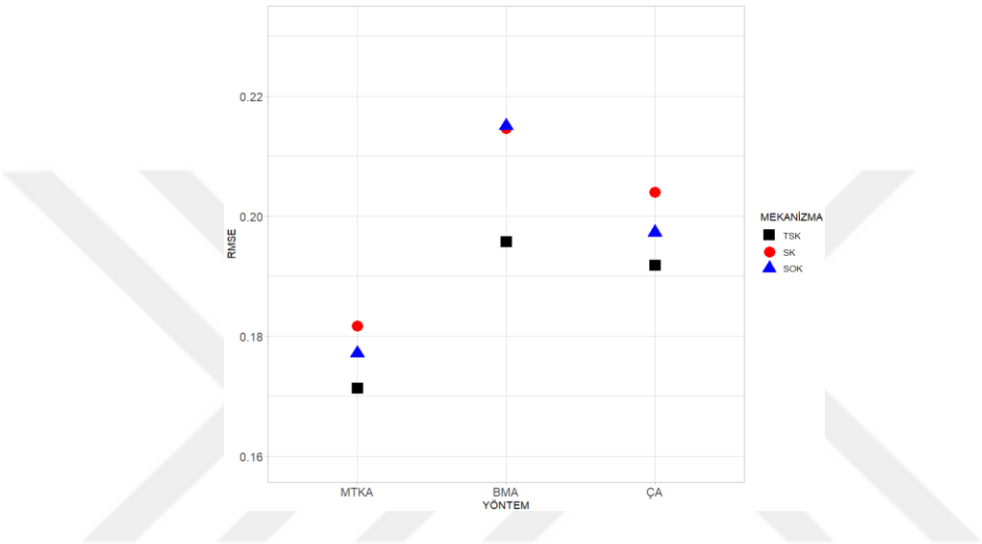
Tablo 27'de görüldüğü gibi, RMSE ortalamalarının, madde sayısı koşulunun tüm düzeylerinde manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Koşulun düzeyleri ikili olarak karşılaştırıldığında, madde sayısındaki artışların RMSE ortalamalarında azalmaya neden olduğu belirlenmiştir. Şekil 27'de yetenek parametrelerinin RMSE ortalamalarının, madde sayısına göre değişimi görülmektedir.



Şekil 27. RMSE Ortalamalarının Madde Ana Etkisine Göre Değişimi

Şekil 27 incelendiğinde, en yüksek RMSE ortalamalarının, madde sayısının 20 olduğu durumda elde edildiği görülmektedir. Madde sayısının 30 ve 40 olduğu durumlarda, RMSE ortalamaları birbirine yakın görünse de, aralarındaki farkın manidar ($p<.001$) olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak madde sayısındaki artışın, RMSE ortalamalarında azalmaya neden olduğu söylenebilir. Testte yer alan madde sayısı artışıyla bilginin artması ve bu doğrultuda yetenek kestirimlerinin de doğruluğunun artmasına yönelik bu bulgu, alanyazını destekler şekildedir (Debeer vd., 2017; Huang, 2020; Xiao ve Bulut, 2020).

Mekanizma x Yöntem ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının, tüm kayıp veri mekanizmalarında RMSE ortalamaları açısından BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Bu noktada MTKA ile tüm kayıp veri mekanizmalarında diğer iki yöntemden daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiğini söylemek mümkündür. Şekil 28'de, RMSE ortalamalarının, *'Mekanizma x Yöntem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

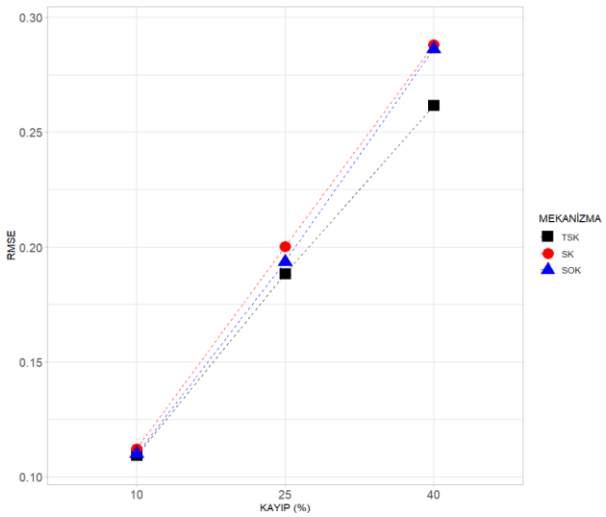


Şekil 28. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Yöntem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 28 değerlendirildiğinde, tüm kayıp veri mekanizmalarında, MTKA ile elde edilen RMSE ortalamaları arasında manidar farklılıklar ($p<.001$) olduğu gözlenmiştir. MTKA ile en düşük RMSE ortalamaları, TSK mekanizması, en yüksek RMSE ortalamaları ise SK mekanizması içeren veri setlerinde elde edilmiştir. Bu durumda MTKA yaklaşımıyla gerçek yetenek parametrelerine daha yakın kestirimlerin yapıldığı kayıp veri mekanizmasının TSK olduğu, aynı zamanda bu yöntemin SOK mekanizması için de iyi bir performansla çalıştığı söylenebilir. SK mekanizmasında elde edilen RMSE ortalamalarının SOK mekanizmasına göre daha yüksek olmasına yönelik bulgu, Debeer ve diğerlerinin (2017) çalışmasından farklılaşmaktadır. Buna sebep olarak kullanılan ağaç modellerinin farklı olması gösterilebilir. Bunun yanı sıra Debeer ve diğerleri (2017), hem cevaplanmadan atlanan hem de ulaşılamayan maddeleri aynı anda modellemişlerdir.

Kayıp verilerle BMA ile mücadele edildiği veri setlerinde, SK ve SOK mekanizmaları arasında RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık tespit edilememiştir (p>.05). Bu yöntemle en düşük RMSE ortalamaları TSK mekanizmasında elde edilmiştir. Fakat bu yöntemle elde edilen RMSE ortalamaları diğer iki yöntemden daha yüksektir. Dolayısıyla tüm kayıp mekanizmalarında BMA ile elde edilen yetenek kestirimleri, gerçek kestirimlerden daha çok sapmıştır. ÇA yöntemiyle tamamlanan veri setlerinde ise tüm kayıp veri mekanizmaları arasında RMSE ortalamaları açısından manidar farklılıklar (p<.001) olduğu görülmüştür. Şekil 28'de görüldüğü üzere, bu yöntemle en düşük RMSE ortalamaları TSK kayıp veri mekanizmasında, en yüksek RMSE ortalamaları ise SK mekanizmasında elde edilmiştir. Dolayısıyla MTKA ve ÇA yöntemleri, tüm kayıp mekanizmalarında RMSE ortalamaları açısından benzer şekilde çalışmıştır.

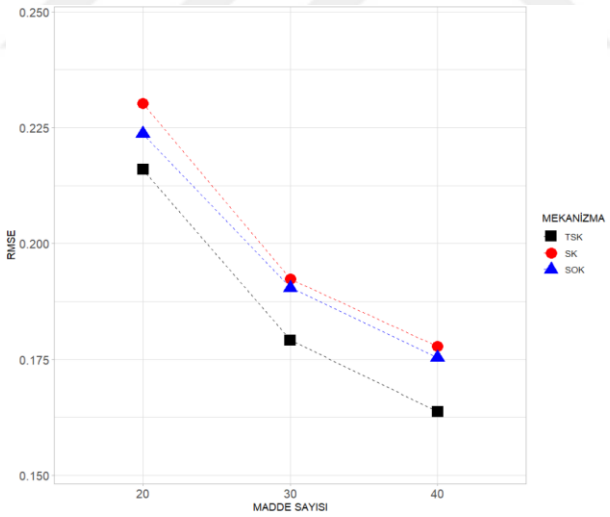
Mekanizma x Kayıp ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, veri setinde %10 oranında kayıp olduğu durumda, TSK ve SOK mekanizmaları arasında RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık olmadığı (p>.05) gözlenmiştir. Kayıp yüzdesi 25 olduğu durumda ise tüm kayıp veri mekanizmaları arasında manidar farklılıklar (p<.001) olduğu tespit edilmiştir. Kayıp veri oranı %40 olduğu durumda, SK ve SOK mekanizmaları arasında RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık gözlenmemiş, TSK mekanizması ise diğer iki kayıp veri mekanizmasından manidar olarak (p<.001) farklılaşmıştır. Şekil 29'da, RMSE ortalamalarının, *'Mekanizma x Kayıp'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.



Şekil 29. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 29'da görüldüğü gibi, veri setlerindeki kayıp veri oranı artışı tüm kayıp veri mekanizmalarında, RMSE ortalamalarının artmasına neden olmuştur. Bu noktada en yüksek RMSE ortalamaları, SK ve SOK mekanizmalarında ve %40 oranında kayıp veri durumunda tespit edilmiştir. En düşük RMSE ortalamaları ise tüm kayıp mekanizmalarında, %10 oranında kayıp veri içeren veri setlerinde elde edilmiştir.

Mekanizma x Madde ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, madde sayısının 20 ve 40 olduğu durumlarda, tüm kayıp veri mekanizmalarında, RMSE ortalamaları açısından manidar farklılıklar ($p<.001$; $p<.05$) olduğu tespit edilmiştir. Madde sayısının 40 olduğu durumda elde edilen RMSE ortalamaları, madde sayısının 20 olduğu duruma göre daha düşüktür. Madde sayısının 30 olduğu durumda ise, TSK mekanizması diğer iki mekanizmadan manidar olarak farklılaşırken ($p<.05$), SK ve SOK mekanizmaları arasında manidar bir farklılık olmadığı ($p>.05$) gözlenmiştir. Dolayısıyla test uzunluğunun 30 olduğu durumda bu iki mekanizma altında, benzer RMSE ortalamalarının elde edildiği söylenebilir. Şekil 30'da RMSE ortalamalarının, *'Mekanizma x Madde'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

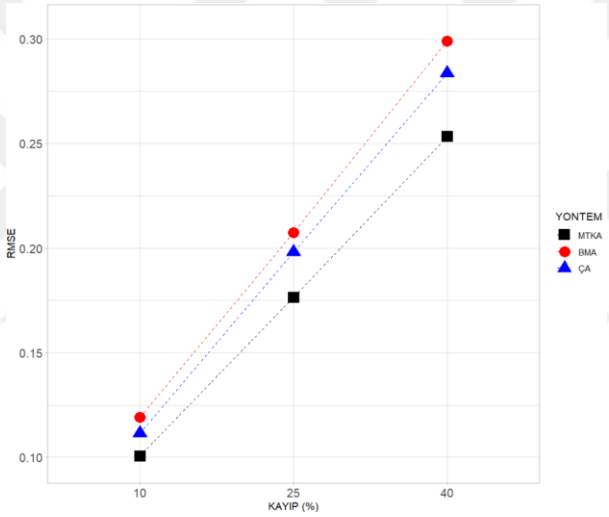


Şekil 30. RMSE Ortalamalarının Mekanizma x Madde Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 30'da görüldüğü gibi, madde sayısındaki artış, tüm kayıp veri mekanizmalarında RMSE ortalamalarında düşüşe neden olmuştur. En düşük RMSE ortalamaları TSK mekanizmasında, en yüksek RMSE ortalamaları ise SK mekanizmasında elde edilmiştir. SK ve SOK mekanizmalarında birbirine çok yakın

RMSE ortalamaları elde edildiği görülse de, sadece madde sayısının 30 olduğu durumda bu iki yöntem arasında manidar farklılık tespit edilmemiştir. Bunun yanı sıra madde sayısının 20'den 30'a çıkması RMSE ortalamalarında daha yüksek bir azalmaya neden olmuştur.

Yöntem x Kayıp ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının, kayıp yüzdesi koşulunun tüm düzeylerinde, RMSE ortalamaları açısından BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı tespit edilmiştir. Bunun yanı sıra MTKA yöntemiyle elde edilen RMSE ortalamalarının diğer iki yönteme göre daha düşük olduğu belirlenmiştir. Araştırmada en yüksek RMSE ortalamaları, BMA yöntemiyle elde edilmiştir. Şekil 31'de RMSE ortalamalarının, *'Yöntem x Kayıp'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

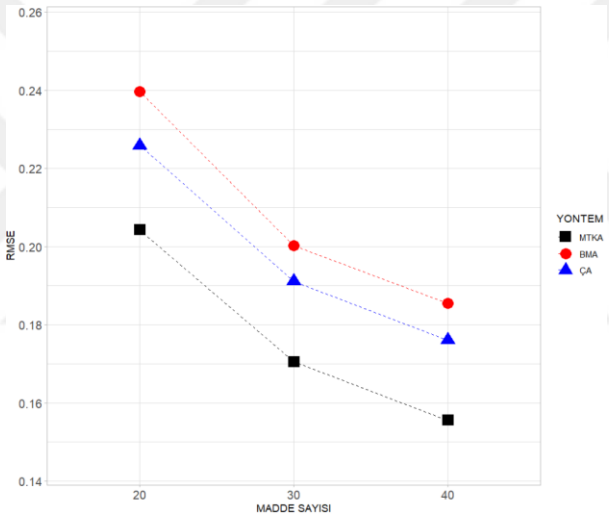


Şekil 31. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Kayıp Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 31'de görüldüğü gibi, MTKA ile en düşük RMSE ortalamaları, %10 kayıp durumunda elde edilmiştir. Kayıp veri yüzdesindeki artış RMSE ortalamalarında artışa neden olmuştur. Elde edilen bu bulgu Debeer ve diğerlerinin (2017) çalışmasıyla paralellik göstermektedir. Bu noktada MTKA yaklaşımıyla gerçek yetenek kestirimlerine en yakın kestirimlerin düşük kayıp veri durumunda elde edildiği söylenebilir. BMA ve ÇA yöntemlerinde ise daha yüksek RMSE ortalamaları elde edilirken, BMA ile elde edilen RMSE ortalamalarının diğer iki yöntemden daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Genel olarak incelendiğinde araştırmadaki tüm yöntemlerde, kayıp veri oranındaki artış RMSE ortalamalarında artışa neden olmuştur. Daha fazla

kayıp verinin yetenek kestirimlerinin doğruluğunu azaltmasından hareketle, elde edilen bu bulgu alanyazındaki çalışmaları destekler niteliktedir (Cetin-Berber vd., 2019; Lee ve Huber, 2021; Xiao ve Bulut, 2020)

Yöntem x Madde ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, madde sayısı koşulunun tüm düzeylerinde, MTKA yaklaşımının RMSE ortalamaları açısından, BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı belirlenmiştir. MTKA kullanıldığı durumlarda elde edilen RMSE ortalamaları, araştırmada yer alan tüm test uzunluklarında, diğer iki yönteme göre daha düşüktür. Bunun yanı sıra tüm yöntemlerle elde edilen RMSE ortalamaları arasında manidar farklılıklar ($p<.001$) olduğu gözlenmiştir. Şekil 32'de RMSE ortalamalarının, *'Yöntem x Madde'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

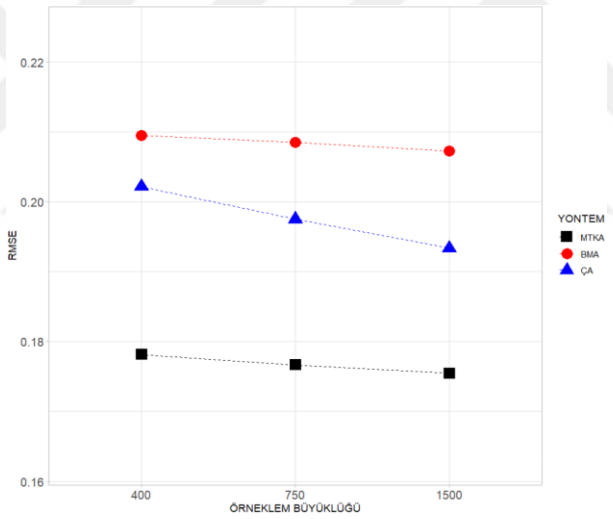


Şekil 32. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Madde Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 32 incelendiğinde, MTKA yaklaşımında, madde sayısındaki artışın, RMSE ortalamalarında düşüşe neden olduğu görülmektedir. Bu yöntemde madde sayısındaki değişim, RMSE ortalamaları arasında manidar farklılıklara ($p<.001$) neden olmuştur. Madde sayısındaki artışın MTKA ile elde edilen yetenek kestirimlerinin doğruluğunu arttırması, MTKA ile kayıp verilerin modellendiği çalışmalarda da (Debeer ve diğerleri, 2017; Huang, 2020) benzer şekildedir. Madde sayısındaki artış MTKA yaklaşımında yanlılık ortalamalarında negatif yönlü yükselmeye neden olmuş olsa da, RMSE ortalamalarından yola çıkılarak, yetenek kestirimlerinin varyansının diğer yöntemlere göre daha düşük olduğu söylenebilir. BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanıldığı durumda

elde edilen RMSE ortalamaları daha yüksek olmakla birlikte, en yüksek RMSE ortalamalarının BMA yönteminin kullanıldığı durumda elde edildiği görülmektedir. RMSE ortalamaları açısından, BMA ve ÇA yöntemleri birbirine daha benzer bir şekilde çalışmıştır.

Yöntem x Örneklem ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, MTKA yaklaşımının örneklem büyüklüğü koşulunun tüm düzeylerinde, BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak ($p<.001$) farklılaştığı belirlenmiştir. MTKA ile tüm örneklem büyüklüklerinde diğer iki yönteme göre daha düşük RMSE ortalamaları elde edilmiştir. Sonuçlar BMA ve ÇA yöntemleri açısından değerlendirildiğinde, RMSE ortalamalarının koşulun tüm düzeylerinde birbirlerinden manidar olarak farklılaştığı ($p<.001$), BMA ile daha yüksek RMSE ortalamaları elde edildiği tespit edilmiştir. Şekil 33'te RMSE ortalamalarının, *'Yöntem x Örneklem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

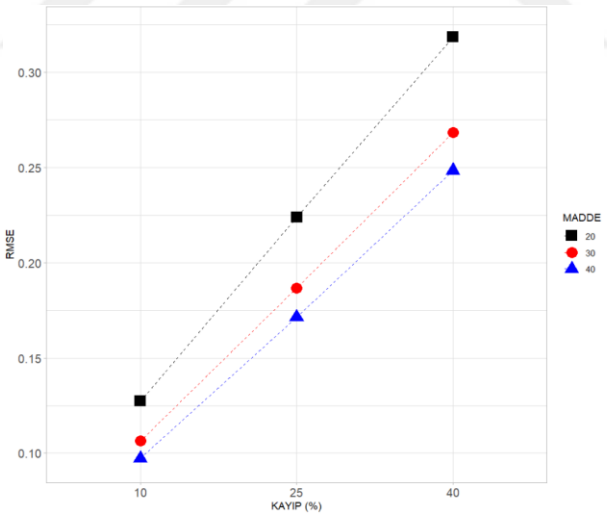


Şekil 33. RMSE Ortalamalarının Yöntem x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 33'te görüldüğü gibi, MTKA yaklaşımıyla daha düşük RMSE ortalamaları elde edilmiştir. Örneklem büyüklüğündeki artış, RMSE ortalamalarında bir miktar düşüşe neden olsa da, koşulun düzeyleri arasında manidar bir farklılık tespit edilememiştir ($p>.05$). Dolayısıyla tüm örneklem büyüklüklerinde, MTKA yaklaşımının benzer RMSE ortalamaları verdiği, yetenek parametrelerinin değişen örneklem büyüklüklerinde gerçek parametrelerden belirgin bir şekilde farklılaşmadığı söylenebilir. Hung (2020)'un MTKA yaklaşımını kullandığı çalışmasında, örneklem

büyüklüğü artışı RMSE değerlerinde bir miktar azalmaya neden olsa da, manidar bir farklılık olup olmadığı belirlenmemiştir. Debeer ve diğerleri (2017) ise tek bir örneklem büyüklüğü ile çalışmışlardır. Fakat Bock ve Mislevy (1982), EAP kestirimleri birbirinden bağımsız bir şekilde gerçekleştiği için, örneklem büyüklüğünün kestirimlerin doğruluğu üzerinde manidar bir etkisi olmadığını belirtmişlerdir. Nitekim BMA yönteminde en yüksek RMSE ortalamaları elde edilmiş, koşulun düzeyleri arasında manidar farklılıklar olmadığı ($p>.05$) görülmüştür. Dolayısıyla bu yöntemin de MTKA gibi tüm örneklem büyüklüklerinde benzer RMSE ortalamalarına neden olduğunu söylemek mümkündür. ÇA yönteminde ise örneklem büyüklüğündeki artış RMSE ortalamalarında düşüşe neden olmuştur. Bu noktada örneklem büyüklüğündeki artışın, RMSE ortalamaları açısından ÇA yöntemini daha çok etkilediği söylenebilir.

Kayıp x Madde ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, ilgili koşulların tüm düzeyleri arasında RMSE ortalamaları açısından manidar farklılıklar ($p<.001$) olduğu tespit edilmiştir. Kayıp veri yüzdesinin en düşük olduğu durumda, RMSE ortalamalarının daha düşük olduğu gözlenmiştir. Şekil 34'te RMSE ortalamalarının, *'Kayıp x Madde'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.

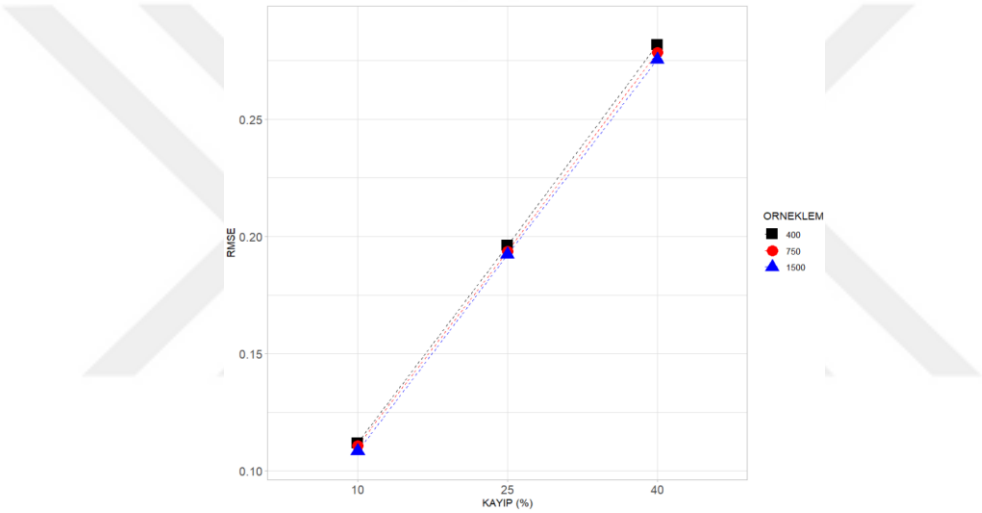


Şekil 34. RMSE Ortalamalarının Kayıp x Madde Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 34'te görüldüğü gibi, madde sayısının 40, kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda en düşük RMSE ortalamaları elde edilmiştir. En yüksek RMSE ortalamalarının elde edildiği durum ise, madde sayısının 20, kayıp veri yüzdesinin 40 olduğu durumdur. Dolayısıyla RMSE ortalamaları açısından en iyi sonuçların, yüksek

madde sayısı ve düşük kayıp veri yüzdesi durumunda elde edildiğini söylemek mümkündür.

Kayıp x Örneklem ikili etkileşimine yönelik Ek 5'teki sonuçlar incelendiğinde, kayıp veri yüzdesinin 10 olduğu durumda, 400 ve 750 örneklem büyüklükleri arasında, RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık olmadığı (p>.05) tespit edilmiştir. Benzer şekilde kayıp veri yüzdesinin 25 olduğu durumda, 750 ve 1500 örneklem büyüklükleri arasında, RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık olmadığı (p>.05) gözlenmiştir. Bunun dışındaki tüm koşul düzeylerinde manidar farklılıklar (p<.001; p<.05) olduğu belirlenmiştir. Şekil 35'te RMSE ortalamalarının, *'Kayıp x Örneklem'* ikili etkileşimine göre değişimi görülmektedir.



Şekil 35. RMSE Ortalamalarının Kayıp x Örneklem Etkileşimine Göre Değişimi

Şekil 35'te görüldüğü gibi, kayıp veri yüzdesindeki artış, tüm örneklem büyüklüklerinde RMSE ortalamalarında artışa neden olmuştur. En düşük RMSE ortalamalarının, %10 kayıp veri içeren veri setlerinde olduğu görülmektedir. Bunun yanı sıra kayıp veri yüzdesinin yüksek olduğu durumda, en yüksek RMSE ortalamalasının örneklem büyüklüğünün 400, en düşük RMSE ortalamalasının örneklem büyüklüğünü 1500 olduğu durumda elde edildiği gözlenmektedir. Bu durumda RMSE ortalamaları açısından en iyi sonucun, yüksek örneklem büyüklüğü ve düşük kayıp veri yüzdesi durumunda elde edildiğini söylemek mümkündür.

Sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, kayıp veri yöntemi olarak MTKA yaklaşımı kullanıldığı durumda, araştırmada yer alan tüm koşullarda BMA ve ÇA

yöntemlerinden daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiği görülmüştür. RMSE, hem yanlılığı hem de varyansı bir arada bulunduran hassas (sensitive) bir değerlendirme ölçütüdür ve aynı zamanda kestirilen parametrelerin kararlılığına (stable) dair bilgiler verir (Feinberg ve Rubright, 2016; Harwell vd., 1996; Si ve Schumacker, 2004). Dolayısıyla farklı koşullar altında mevcut olan kayıp verilerin MTKA ile modellenmesi ile elde edilen yetenek parametrelerinin, diğer yöntemlere göre gerçek parametrelerden daha az saptığı ve daha kararlı kestirimler elde edildiği söylenebilir. MTKA ile en düşük RMSE ortalamaları, TSK ve SOK mekanizmalarında elde edilmiş, veri setlerinde bulunan kayıp veri yüzdesindeki artışın elde edilen RMSE ortalamalarında yükselmeye neden olduğu görülmüştür. Buna ek olarak, MTKA yaklaşımının, madde sayısının yüksek olduğu testlerde daha düşük RMSE ortalamalarına neden olduğu gözlenmiştir. Örneklem büyüklüğündeki artış ise bu yöntemde RMSE ortalamaları açısından manidar bir farklılık oluşturmamıştır. Dolayısıyla bu yöntemle tüm örneklem büyüklüklüklerinde benzer RMSE ortalamaları elde edildiği söylenebilir. Tüm bu durumdan hareketle MTKA ile TSK ve SOK mekanizmalarında, kayıp veri yüzdesinin düşük, madde sayısının yüksek olduğu, değişen örneklem büyüklüklerinde daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiği söylenebilir.

Gerçek Veri Uygulamasında Yanlılık ve RMSE Değerlerinin İncelenmesi

Araştırmanın gerçek verilerle çalışıldığı ikinci kısmında, simülasyon koşullarından birine uygun olan PISA 2012, İtalya, Matematik testi, 1 numaralı kitapçığının, 1-0 şeklinde puanlanan verileri kullanılmıştır. Veri setinde 22 madde, 2498 birey ve %11.7 oranında kayıp veri olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla veri setinin 20 madde, 1500 birey ve %10 kayıp veri senaryosuna uygun olduğu görülmüştür.

Veri setinde kayıp olan verilere PISA 2012 sınavında kullanılan ‘Sıfır Atama’ yöntemiyle kayıp ataması yapılarak, bu veri seti yanlılık ve RMSE değerlerinin hesaplanabilmesi noktasında referans veri seti olarak alınmıştır. Kayıp veri içeren veri setlerinde MTKA, BMA ve ÇA yöntemleri kullanılarak kayıp verilerle mücadele edilmiş, hem referans veri setinde hem de kayıp veri yöntemlerinin kullanıldığı veri setlerinde EAP yetenek kestirimleri gerçekleştirilmiştir. Yöntemler kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametreleri arasındaki Pearson korelasyon katsayısı incelendiğinde, MTKA ve BMA arasındaki korelasyonun (r=0.992), MTKA ve ÇA arasındaki

korelasyonun ise (r=0.997) olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla MTKA kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin, ÇA yönteminin kullanıldığı durumda kestirilen parametrelerle daha yüksek bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilir. Tablo 28'de kestirilen yetenek parametrelerine yönelik yanlılık ve RMSE değerleri görülmektedir.

Tablo 28

Gerçek Veri Setinde Yanlılık ve RMSE Değerleri

	Yanlılık	RMSE
MTKA	-.00004	.189
BMA	.0002	.208
ÇA	-.0001	.204

Tablo 28'de görüldüğü gibi MTKA kullanıldığı durumda hesaplanan yanlılık değeri virgülden sonra 5. hanede 0'dan farklılaşmaktadır. Yanlılık değerinin simülasyon sonuçlarına benzer şekilde negatif yönlü olduğu görülmektedir. BMA ve ÇA yöntemlerinin de kullanıldığı durumda ise yanlılık değerleri virgülden sonra 4. hanede 0'dan farklılaşmaktadır. ÇA yöntemi, MTKA'ya benzer şekilde negatif yönlü yanlılığa neden olmuştur. Fakat nihayetinde üç yöntemle de yetenek parametrelerine yönelik yansız kestirimler yapılabildiği görülmektedir. Sonuçlar RMSE değerleri açısından incelendiğinde, MTKA ile diğer iki yönteme göre daha düşük RMSE değeri elde edildiği belirlenmiştir. Bu durum simülasyon çalışmasındaki sonuçları destekler niteliktedir. BMA ve ÇA yöntemleriyle elde edilen RMSE değerleri ise birbirine çok yakın ve MTKA'dan yüksektir. Bu noktada en yüksek RMSE değerinin simülasyon çalışmasında olduğu gibi BMA yönteminin kullanıldığı durumda elde edildiği söylenebilir. Sonuç olarak RMSE değerleri açısından değerlendirildiğinde, MTKA ile elde edilen yetenek parametrelerinin gerçek parametrelerden daha az saptığı ve daha kararlı sonuçlar verdiğini söylemek mümkündür.

Genel olarak değerlendirildiğinde, gerçek veri setinde yer alan kayıp verilerin modellenmesinde, MTKA yaklaşımı kullanıldığı durumda negatif yönlü ve 0'a oldukça yakın yanlılık değeri elde edilmiştir. MTKA yaklaşımı gerçek veri setinde BMA ve ÇA yöntemlerine göre biraz daha düşük yanlılığa ve RMSE değerine neden olmuştur. Özet olarak, simülasyon koşullarına benzer bir gerçek veri setinden elde edilen sonuçların simülasyon çalışmasından elde **edilen sonuçlarla paralellik gösterdiği, MTKA**

yaklaşımının gerçek bir veri setinde kayıp verilerle etkili bir şekilde baş edebildiği söylenebilir.

Gerçek Veri Uygulamasında Yetenek Parametrelerinin İncelenmesi

Araştırmada kayıp veriler içeren gerçek veri setinde MTKA, BMA ve ÇA yöntemi kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametreleri arasında manidar farklılıklar olup olmadığının belirlenebilmesi için Tekrarlı Ölçümler ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz gerçekleştirilmeden önce Tekrarlı Ölçümler ANOVA analizine yönelik varsayımlar kontrol edilmiş ve analiz varsayımlarının karşılandığı belirlenmiştir. Tablo 29'da analiz sonuçları görülmektedir.

Tablo 29

Yetenek Parametrelerine Yönelik Tekrarlı Ölçümler ANOVA Sonucu

	F	p (Sig.)	η^2
Yöntem (Y)	.02	.942	.000

Tablo 29 incelendiğinde, araştırmada yer alan kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametreleri arasında manidar bir farklılık olmadığı ($p>.05$) gözlenmiştir. Dolayısıyla MTKA yaklaşımı, BMA ve ÇA yöntemlerinin kullanılması durumunda, veri setinde kestirilen yetenek parametrelerinin birbirine benzediği söylenebilir. Bu noktada MTKA yaklaşımının 22 madde, 2498 birey ve %11.7'lik kayıp veriden oluşan gerçek bir veri setinde, kayıp verilerle mücadelede, alanyazında başarılı kayıp veri yöntemleri olarak kabul edilen BMA ve ÇA ile benzer şekilde çalıştığını söylemek mümkündür.

Özet olarak gerçekleştirilen simülasyon çalışmasını desteklemek ve MTKA yaklaşımının, kayıp verilerle mücadelede gerçek bir veri setinde nasıl davrandığını tespit etmek için gerçekleştirilen gerçek veri çalışmasında, MTKA'nın kullanıldığı durumda kestirilen yetenek parametrelerinin yanlılık değerinin, BMA ve ÇA yöntemlerinden biraz daha düşük ve 0'a oldukça yakın olduğu belirlenmiştir. Elde edilen yanlılık değeri simülasyon çalışmasında olduğu gibi negatif yönlüdür. Dolayısıyla MTKA yaklaşımının kullanılması durumunda, bireylerin yetenek parametrelerinin gerçek yeteneklerinden biraz daha düşük olarak kestirildiği söylenebilir. Bunun yanı sıra MTKA yaklaşımında, kestirilen RMSE değerinin BMA ve

ÇA yöntemlerine göre daha düşük olduğu belirlenmiştir. Yanlılık ve RMSE değerlerine yönelik bu iki sonuç, simülasyon çalışmasını desteklemektedir. Araştırmada kayıp veri yöntemleri kullanıldıktan sonra kestirilen yetenek parametrelerinin manidar olarak farklılaşıp farklılaşmadığına yönelik sonuçlar değerlendirildiğinde ise yöntemler arasında manidar bir farklılık olmadığı, MTKA yaklaşımının, gerçek bir veri setinde, yetenek parametrelerinin doğruluğu açısından BMA ve ÇA yöntemleri kadar başarılı olduğu görülmüştür.

BÖLÜM 5

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde araştırma sorularına yönelik bulgular değerlendirilmiştir. Yapılan değerlendirmelerin ardından elde edilen sonuçlar sırasıyla sunulmuştur. Sonuçlardan yola çıkılarak hem uygulayıcıya hem de araştırmacılara önerilerde bulunulmuştur.

Sonuçlar

Araştırma sonuçları, elde edilen bulgulardan yola çıkılarak maddeler halinde sunulmuştur. İlk olarak araştırma koşulları dikkate alındığında, MTKA yaklaşımıyla elde edilen yetenek kestirimlerinin yanlılık ve RMSE ortalamalarına dair sonuçlar ele alınmıştır. Ardından MTKA yaklaşımı, yanlılık ve RMSE ortalamaları açısından araştırmada yer alan BMA ve ÇA yöntemleriyle birlikte değerlendirilmiştir. Son olarak, MTKA yaklaşımıyla gerçek bir eğitsel değerlendirmede elde edilen sonuçlar, BMA ve ÇA yöntemleriyle birlikte ele alınmıştır.

1. Araştırma sonucunda, MTKA yaklaşımı ile TSK ve SOK mekanizmalarında, yetenek kestirimlerine yönelik daha düşük yanlılık ve RMSE ortalamaları elde edildiği görülmüş, bu iki mekanizmada SK mekanizmasına göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen bu sonuç, MTKA'nın ihmal edilemeyecek kayıp verileri modellemede kullanılabilecek bir yöntem olduğunu ortaya çıkarmıştır.

2. Kayıp veri yüzdesindeki artışlar, MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarında manidar bir farklılık oluşturmamış, tüm kayıp yüzdelerinde bu yöntemle benzer yanlılık ortalamaları elde edilmiştir. Fakat aynı durumda, RMSE ortalamalarında manidar yükselmeler olduğu tespit edilmiştir. Bu durum artan kayıp veri yüzdesiyle, yetenek kestirimlerinin referans parametrelerden daha çok uzaklaştığını göstermektedir. Dolayısıyla MTKA yaklaşımıyla, referans parametrelere en yakın sonuçların, veri setindeki kayıp miktarının daha az olduğu durumlarda elde edildiği sonucuna ulaşılmıştır.

3. Madde sayısı koşulunun tüm düzeylerinde, MTKA ile elde edile yanlılık ortalamalarının manidar olarak farklılaştığı, madde sayısındaki artışın yanlılık

ortalamalarında negatif yönlü biraz artışa neden olduğu belirlenmiştir. Fakat aynı durumda, RMSE ortalamaları tam tersi manidar şekilde azalmaktadır. Bu durum, madde sayısı artışıyla, bireylerin yeteneklerinin gerçek yeteneklerinden biraz daha düşük kestirildiğini, fakat kestirimlerde gerçek yetenek parametrelerinden daha az uzaklaşıldığını göstermektedir. Bu iki sonuç, MTKA yaklaşımıyla referans parametrelere en yakın sonuçların madde sayısının orta ve yüksek olduğu durumlarda elde edilebildiğini göstermektedir.

4. Örneklem büyüklüğündeki artışlar, MTKA ile elde elde edilen yanlılık ortalamalarının manidar olarak farklılaşmasına neden olmuştur. Bu yöntemde en düşük yanlılık ortalamaları örneklem büyüklüğünün 750, en yüksek yanlılık ortalamaları ise 400 olduğu durumlarda elde edilmiştir. Bunun yanı sıra örneklem büyüklüğündeki artışlar, MTKA ile elde edilen RMSE ortalamalarında manidar bir farklılığa neden olmamış, tüm örneklem büyüklüklerinde benzer RMSE ortalamaları elde edilmiştir. Dolayısıyla, yetenek kestirimlerinin doğruluğu açısından, MTKA'nın orta ve yüksek örneklem büyüklüklerinde kullanılması sonucu ortaya çıkmaktadır.

5. MTKA yaklaşımı, tüm kayıp mekanizmalarında BMA'dan biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamalarına, fakat daha düşük RMSE ortalamalarına neden olmuştur. Bu durum, MTKA'yla gerçek yetenek parametrelerinden daha düşük kestirimler elde edildiğini, aynı zamanda BMA'ya göre gerçek parametrelerden daha az uzaklaşıldığı sonucunu ortaya çıkarmıştır. Bunun yanı sıra TSK ve SK mekanizmalarında MTKA ve ÇA yöntemleri arasında manidar farklar olduğu, MTKA'nın biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamalarına neden olduğu, fakat SOK mekanizmasındaki ihmal edilemeyecek kayıp verilerle, iki yöntemin benzer şekilde çalıştığı sonucuna ulaşılmıştır.

6. Araştırmada kayıp yüzdesi ve örneklem büyüklüğü koşullarının tüm düzeylerinde, MTKA yaklaşımı BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak farklılaşmıştır. MTKA yaklaşımı ile biraz daha yüksek ve negatif yönlü yanlılık ortalamaları ve daha düşük RMSE ortalamaları elde edildiği görülmüştür. Bu durum, MTKA ile değişen kayıp yüzdesi ve örneklem büyüklüklüklerinde, diğer iki yönteme göre bireylerin yetenek parametrelerinin biraz daha düşük kestirildiğini, fakat bu kestirimlerin diğer iki yönteme göre gerçek yetenek kestirimlerine daha yakın olduğu sonucunu ortaya çıkarmıştır.

7. Madde sayısının düşük olduğu durumda, MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamaları BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar olarak farklılaşmamıştır. Düşük

madde sayısı koşulunda, MTKA diğer iki yöntemle benzer şekilde çalışmıştır. Fakat madde sayısındaki artış, MTKA ile elde edilen yanlılık ortalamalarının BMA ve ÇA yöntemlerine göre manidar şekilde farklılaşmasına ve biraz değişen negatif değerler almasına neden olmuştur. Bunun yanı sıra koşulun tüm düzeylerinde MTKA ile elde edilen RMSE ortalamaları, BMA ve ÇA yöntemlerinden manidar şekilde daha düşüktür. Dolayısıyla madde sayısındaki artışlar yanlılık ortalamalarında negatif yönlü yükselmelere neden olsa da, benzer durumda RMSE ortalamalarının daha düşük olması sebebiyle, madde sayısındaki artışla kestirilen yetenek parametrelerinin diğer yöntemlere göre gerçek kestirimlere daha yakın olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

8. Gerçek bir eğitsel değerlendirmede, MTKA yaklaşımı ile elde edilen yanlılık değerinin, virgülden sonra beşinci hanede 0'dan farklılaştığı ve negatif yönlü olduğu belirlenmiştir. Bunun yanı sıra elde edilen yanlılık değerinin, BMA ve ÇA yöntemlerinden biraz daha düşük olduğu belirlenmiştir. Benzer şekilde MTKA ile kestirilen RMSE değerinin, BMA ve ÇA yöntemlerine göre daha düşük olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Kayıp verilerle baş etmede MTKA yaklaşımı kullanıldığında, yetenek kestirimlerinin yanlılık değerinin negatif ve 0'a oldukça yakın olması ve diğer yöntemlerden daha düşük RMSE değerleri elde edilmesi, simülasyon çalışmasının desteklendiği sonucunu ortaya çıkarmıştır.

9. Gerçek bir eğitsel değerlendirmede, MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellendiği durumda kestirilen yetenek parametrelerinin, BMA ve ÇA yöntemleriyle kestirilen yetenek parametrelerinden manidar olarak farklılaşmadığı, dolayısıyla MTKA'nın gerçek bir veri setinde kayıp verilerle mücadele noktasında BMA ve ÇA yöntemleri gibi çalıştığı sonucuna ulaşılmıştır.

10. MTKA yaklaşımıyla, simülasyon koşulları dikkatte alındığında, 0'dan virgülden sonra üçüncü hanede farklılaşan yanlılık ortalamaları elde edildiği belirlenmiştir. Benzer şekilde RMSE ortalamaları da, araştırmada yer alan diğer kayıp yöntemlerine göre daha düşüktür. Gerçek bir eğitsel değerlendirmeden de elde edilen sonuçlar eklendiğinde, MTKA yaklaşımının kayıp verilerin modellenmesinde kullanılabileceği, aynı zamanda BMA ve ÇA yöntemleri gibi kayıp verilerle baş etmede etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Fakat MTKA ile bireylerin gerçek yetenek kestirimlerinden biraz daha düşük kestirimler elde edildiği dikkate alındığında, bu yaklaşımın özellikle bireylerle ilgili kritik kararların alındığı yüksek riskli (high-stakes) testlerde kullanımının risk oluşturabileceği sonucu ortaya çıkmaktadır.

11. MTKA yaklaşımıyla, cevaplamadan atlama eğilimi ve yetenek örtük değişkenleri arasındaki ilişkiden yola çıkılarak, veri setlerinde mevcut olan kayıp veri mekanizmalarına dair bilgi edinilebildiğine dair ulaşılan sonuçlar, alanyazını destekler niteliktedir. Kayıp veri mekanizmasının belirlenmesi, araştırmacılara hangi kayıp yöntemini kullanabileceğine dair kılavuzluk etmesi açısından oldukça önemlidir. Bu durumdan hareketle, araştırmacıların MTKA yaklaşımını veri setlerinde mevcut olan kayıp veri mekanizmasını tespit etmede kullanabilecekleri sonucuna ulaşılmıştır.

Öneriler

Araştırmanın sonucunda elde edilen bulgular ve ulaşılan sonuçlar dikkate alınarak, uygulamaya ve araştırmacılara yönelik öneriler aşağıda sırasıyla sunulmuştur.

Uygulayıcıya Öneriler

1. MTKA yaklaşımının, TSK ve SOK mekanizmalarındaki kayıp verilerle kullanılması önerilmektedir.
2. MTKA yaklaşımının, kayıp veri oranının düşük, madde sayısının ve örneklem büyüklüğünün orta ve yüksek olduğu test durumlarında kullanılması önerilmektedir.
3. MTKA yaklaşımının, bireylerle ilgili kritik kararların alınmadığı düşük riskli (low-stakes) testlerde kullanılması önerilmektedir.
4. Veri setinde mevcut olan kayıp veri mekanizmasının tespit edilmesinde MTKA yaklaşımının kullanılması önerilmektedir.

Araştırmacılara Öneriler

1. Bu araştırmada cevaplanmadan atlanan (omitted) maddelere yönelik MTKA modellemesi yapılmıştır. İleri araştırmalarda ulaşılamayan maddeler (not-reached) de yapılacak çalışmalara dâhil edilebilir.
2. İleri araştırmalarda farklı kayıp veri yüzdeleri, örneklem büyüklükleri ve madde sayıları değişimlenebilir. Ayrıca daha yüksek sayıda replikasyonlar gerçekleştirilebilir.

3. Araştırmada MTKA modeline yönelik düğümler tek boyutlu 2PLM ile modellenmiştir. İleri araştırmalarda, ağaç modeline yönelik düğümler için farklı MTK modelleri kullanılabilir.
4. İleri araştırmalarda, simülasyon deseninde sabit tutulan madde parametrelerinin ve yetenek parametrelerinin dağılımları ve değer aralıkları değiştirilebilir.
5. Bu araştırmada MTKA yaklaşımının performansı, BMA ve ÇA yöntemleriyle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. İleri araştırmalarda farklı kayıp veri yöntemleri de çalışmalara dâhil edilebilir.
6. Bu araştırmada MTKA yaklaşımıyla kayıp verilerin modellenmesi durumunda yetenek parametrelerinin yanlılık ve RMSE değerleri incelenmiştir. İleri araştırmalarda madde parametrelerinin doğruluğunun da araştırıldığı farklı simülasyon çalışmaları gerçekleştirilebilir.

KAYNAKLAR

Afanador, N. L., Tran T., Blanchet, L. & Baumgartner, R. (2022). mvdalab: Multivariate data analysis laboratory. Erişim adresi: https://CRAN.R project.org/package=mvdalab.

Akbaş, U. (2014). *Farklı Örneklem Büyüklüklerinde ve Kayıp Veri Örüntülerinde Ölçeklerin Psikometrik Özelliklerinin Kayıp Veri Baş Etme Teknikleri ile İncelenmesi* (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Ankara Üniversitesi, Ankara.

Akbaş, U. ve Tavşancıl, E. (2015). Farklı Örneklem Büyüklüklerinde ve Kayıp Veri Örüntülerinde Ölçeklerin Psikometrik Özelliklerinin Kayıp Veri Baş Etme Teknikleri ile İncelenmesi. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology, 6*(1), 38-57. https://doi.org/10.21031/epod.26476

Alagöz, Ö. E. C. & Meiser, T. (2023). Investigating heterogeneity in response strategies: A mixture multidimensional IRTree approach. *Educational and Psychologica Measurement, 0*(0). https://doi.org/10.1177/00131644231206765

Alarcon, G. M., Lee, M. A. & Johnson, D. (2023). A monte carlo study of IRTree models' ability to recover item parameters. *Frontiers In Psychology, 14*, 1003756. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1003756

Allison, P. D. (2002). *Missing data.* California: Sage Publications.

Ames, A. J. & Leventhal, B. C. (2022). Modeling changes in response style with longitudinal IRTree models. *Multivariate Behavioral Research, 57*(5), 859–878. https://doi.org/10.1080/00273171.2021.1920361

Baker, F. B. (2016). *Madde tepki kuramının temelleri* (M. İlhan, Çev.). Ankara: Pegem Akademi.

Birnbaum, A. (1968). Some latent trait models and their use in inferring an examinee's ability. In F. M. Lord & M. R. Novick (Eds.), *Statistical theories of mental test scores* (pp. 397-460). MA: Addison-Wesley.

Bock, R. D. & Aitkin M. (1981). Marginal maximum likelihood estimation of item parameters: Application of an EM algorithm. *Psychometrika, 46*(4), 443-459. https://doi.org/10.1007/BF02293801

Bock, R. D. & Mislevy, R. J. (1982). Adaptive EAP estimation of ability in a microcomputer environment. *Applied Psychological Measurement, 6*(4), 431-444. https://doi.org/10.1177/014662168200600405

Böckenholt, U. (2012). Modeling multiple response processes in judgment and choice. *Psychological Methods, 17*, 665-678. https://doi.org/10.1037/a0028111

Böckenholt, U. (2017). Measuring response styles in Likert items. *Psychological methods, 22*(1), 69–83. https://doi.org/10.1037/met0000106

Böckenholt, U. (2019). Assessing item-feature effects with item response tree models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 72*(3), 486–500. https://doi.org/10.1111/bmsp.12163

Bulut, O. & Sünbül, Ö. (2017). Monte carlo simulation studies in item response theory with the R programming language. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi, 8*(3), 266-287. https://doi.org/10.21031/epod.305821

Cetin-Berber, D. D., Sari, H. I. & Huggins-Manley, A. C. (2019). Imputation methods to deal with missing responses in computerized adaptive multistage testing. *Educational and Psychological Measurement, 79*(3), 495-511. https://doi.org/10.1177/0013164418805532

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

Cohen, J. (1973). Eta-squared and partial eta-squared in fixed factor anova designs. *Educational and Psychological Measurement, 33*(1), 107-112. https://doi.org/10.1177/001316447303300111

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.

Culbertson, M. (2011). Is it wrong? Handling missing responses in IRT. *Speech presented at the Annual Meeting of the National Council on Measurement in Education*. New Orleans, LA.

Çüm, S. ve Gelbal, S. (2015). Kayıp Veriler Yerine Yaklaşık Değer Atamada Kullanılan Farklı Yöntemlerin Model Veri Uyumu Üzerindeki Etkisi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, 1*(35), 87-111. https://doi.org/10.21764/efd.89074

Çüm, S., Demir, E. K., Gelbal, S. ve Kışla, T. (2018). Kayıp Veriler Yerine Yaklaşık Değer Atamak İçin Kullanılan Gelişmiş Yöntemlerin Farklı Koşullar Altında Karşılaştırılması. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, (45), 230-249. https://doi.org/10.21764/maeuefd.332605

Dai, S., Wang, X. & Svetina, D. (2022). subscore: Computing subscores in classical test theory and item response theory. Erişim adresi: https://CRAN.R-project.org/package=subscore.

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 Ayala, R. J. (2009). *The theory and practice of item response theory*. New York: The Guilford Press.

De Boeck, P. & Partchev, I. (2012). IRTrees: Tree based item response models of the GLMM family. *Journal of Statistical Software, 48*, 1-28. https://doi.org/10.18637/jss.v048.c01

Debeer, D., Janssen, R. & De Boeck, P. (2017). Modeling skipped and not-reached items using IRTrees. *Journal of Educational Measurement, 54*(3), 333-363. https://doi.org/10.1111/jedm.12147

DeMars, C. (2016). *Madde tepki kuramı* (H. Kelecioğlu, Çev.). Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

Demir, E. ve Parlak, B. (2012). Türkiye'de Eğitim Araştırmalarında Kayıp Veri Sorunu. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology, 3*(1), 230-241.

Demir, E. (2013). *Kayıp Verilerin Varlığında İki Kategorili Puanlanan Maddelerden Oluşan Testlerin Psikometrik Özelliklerinin İncelenmesi* (Yayınlanmamış doktora tezi). Ankara Üniversitesi, Ankara.

Dibek, M. I. (2019). Examination of the extreme response style of students using IRTree: The case of TIMMS 2015. *International Journal of Assessment Tools in Education, 6*, 300-313. https://doi.org/10.21449/ijate.534118

Edwards, J. M. & Finch, H. (2018). Recursive partitioning methods for data imputation in the context of item response theory: A monte carlo simulation. *Psicológica Journal, 39*, 88-117. https://doi.org/10.2478/psicolj-2018-0005

Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. New York: The Guilford Press.

Enders, C. K. (2013). Dealing with missing data in developmental research. *Child Development Perspectives, 7*(1), 27-31. https://doi.org/10.1111/cdep.12008

Enders, C. K. (2004). The impact of missing data on sample reliability estimates: Implications for reliability reporting practices. *Educational and Psychological Measurement, 64*(3), 419-436. https://doi.org/10.1177/0013164403261050

Ertoprak, D. G. (2017). *Investigating the effect of missing data on test equating* (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.

Feinberg, R. A. & Rubright, J. D. (2016). Conducting simulation studies in psychometrics. *Educational Measurement: Issues and Practice, 35*(2), 36-49. https://doi.org/10.1111/emip.12111

Field A. (2009). *Discovering statistics using SPSS.* California: SAGE Publications.

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

George, D. & Mallery, P. (2020). *IBM SPSS statistics 26 step by step: A simple guide and reference.* New York: Routledge.

Glas, C. A. W. & Pimentel, J. L. (2008). Modeling nonignorable missing data in speeded tests. *Educational and Psychological Measurement, 48*(6), 907-922. https://doi.org/10.1177/0013164408315262

Glas, C., Pimentel, J. L. & Lamers, SMA. (2015). Nonignorable data in IRT models: Polytomous models with covariates. *Psychological Test and Assessment Modeling, 57*(4), 523-541.

Gliner, J. A., Morgan, G. A. & Leech, N. L. (2015). *Uygulamada araştırma yöntemleri: Desen ve analizi bütünleştiren yaklaşım* (S. Turan, Çev.). Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

Graham, J. W. (2012). *Missing data analysis and design*. New York: Springer.

Graham, J. W., Cumsille, P. E. & Shevock, A. E. (2013). Methods for handling missing data. In J. A. Schinka, W. F. Velicer, & I. B. Weiner (Eds.), *Handbook of psychology: Research methods in psychology* (pp. 109–141). New York: John Wiley & Sons.

Hambleton, R. K., Swaminathan, H. & Rogers, H. J. (1991). *Fundamentals of item response theory.* California: Sage Publications.

Hambleton, R. K. & Swaminathan, H. (1985). *Item response theory principles and applications.* Norwell, (MA): Kluwer Academic Publishers.

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

Holman, R. & Glas, C. A. (2005). Modelling non-ignorable missing-data mechanisms with item response theory models. *British Journal of Mathematical and Statistical Pyschology, 58*, 1-17. https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.2005.tb00312.x

Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika, 30*(2), 179–185. https://doi.org/10.1007/BF02289447

Howell, D. C. (2010). *Statistical methods for psychology, (7th ed.).* Belmont: Wadsworth Cengage Learning.

Huang, H. Y. (2020). A mixture IRTree model for performance decline and nonignorable missing data. *Educational and Psychological Measurement, 80*(6), 1168-1195. https://doi.org/10.1177/0013164420914711

Hulin, C. L., Lissak, R. I. & Drasgow, F. (1982). Recovery of two-and three-parameter logistic item characteristic curves: A Monte Carlo study. *Applied Psychological Measurement, 6*(3), 249-260. https://doi.org/10.1177/014662168200600301

Jeon, M. & De Boeck, P. (2016). A generalized item response tree model for psychological assessments. *Behavior Research Methods, 48,* 1070-1085. https://doi.org/10.3758/s13428-015-0631-y

Jeon, M., De Boeck, P. & van der Linden, W. (2017). Modeling answer change behavior: An application of a generalized item response tree model. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 42*(4), 467-490. https://doi.org/10.3102/1076998616688015

Jeon, M., Rijmen, F. & Rabe-Hesketh, S. (2014). Flexible item response theory modeling with FLIRT. *Applied Psychological Measurement, 38,* 404-405. https://doi.org/10.1177/0146621614524982

Jin, K.-Y., Wu, Y.-J. & Chen, H.-F. (2022). A new multiprocess IRT model with ideal points for likert-type items. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 47*(3), 297-321. https://doi.org/10.3102/10769986211057160

Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement, 20,* 141–151. https://doi.org/10.1177/001316446002000116

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

Kassambara, A. (2023). rstatix: Pipe-Friendly Framework for Basic Statistical Tests. Erişim adresi: https://CRAN.R-project.org/package=rstatix.

Khorramdel, L. & von Davier, M. (2014). Measuring response styles across the big five: A multiscale extension of an approach using multinomial processing trees. *Multivariate Behavioral Research, 49*(2), 161–177. https://doi.org/10.1080/00273171.2013.866536

Kim, N. & Bolt, D. M. (2021). A mixture IRTree model for extreme response style: Accounting for response process uncertainty. *Educational and Psychological Measurement, 81*(1), 131-154. https://doi.org/10.1177/0013164420913915

Koçak, D. (2016). *Kayıp Veriyle Baş Etme Yöntemlerinin Madde Tepki Kuramı Bir Parametreli Lojistik Modelinde Model Veri Uyumuna ve Standart Hataya Etkisi* (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Ankara Üniversitesi, Ankara.

Koçak, D. (2017). The effects of model based missing data methods on guessing parameter in case of ignorable missing data. *Pegem Eğitim ve Öğretim Dergisi, 8,* 155-172. https://doi.org/10.14527/pegegog.2018.007

Koçak, D. ve 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

Köhler, C., Pohl, S. & Carstensen, C. (2017). Dealing with item nonresponse in large-scale cognitive assessments: The impact of missing data methods on estimated explanatory relationships. *Journal of Educational Measurement, 54,* 397-419. https://doi.org/10.1111/jedm.12154

Köse, İ. A. & Öztemur, B. (2014). Examining the effect of missing data handling methods on the parameters of t-test and anova. *Abant İzzet Baysal Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, 14*(1), 400-412. https://doi.org/10.17240/aibuefd.2014.14.1-5000091519

Lee, J. H., & Huber, J. C., Jr (2021). Evaluation of multiple imputation with large proportions of missing data: How much is too much?. *Iranian journal of public health, 50*(7), 1372–1380. https://doi.org/10.18502/ijph.v50i7.6626

Levine, T. R. & Hullett, C. R. (2002). Eta squared, partial eta squared, and misreporting of effect size in communication research. *Human Communication Research, 28*(4), 612–625. https://doi.org/10.1111/j.1468-2958.2002.tb00828.x

Little, R. J. A. & Rubin, D. B. (1987). *Statistical analysis with missing data*. New York: John Wiley & Sons.

Little, R. J. A. & Rubin, D. B. (1989). The analysis of social science data with missing values. *Sociological Methods and Research, 18*(2-3), 292-326. https://doi.org/10.1177/0049124189018002004

Little, R. J. A. (1992). Regression with missing X's: A review. *Journal Of The American Statistical Association, 87*(420), 1227–1237. https://doi.org/10.2307/2290664

Little, R. J. A. & Rubin, D. B. (2002). *Statistical analysis with missing data*. New York: John Wiley & Sons.

Little, T. D., Jorgensen, T. D., Lang, K. M. & Moore, W. G. (2013). On the joys of missing data. *Journal of Pediatric Psyhology, 39*(2), 151-162. https://doi.org/10.1093/jpepsy/jst048

Little, T. D., Lang, K. M., Wu, W. & Rhemtulla, M. (2016). Developmental psychopathology. In D. Cicchetti (Eds.), *Missing Data* (pp. 760-797). New York: John Wiley & Sons.

Lord, F. M. (1980). *Applications of item response theory to practical testing problems.* New York: Routledge.

Maydeu-Ovivares, A. & Joe, H. (2006). Limited information goodness-of-fit testing in multidimensional contingency tables. *Psychometrica, 71*, 713-732. https://doi.org/10.2139/ssrn.1016131

McKnight, P. E., McKnight, K. M., Sidani, S. & Figueredo, A. J. (2007). *Missing data: A gentle introduction.* New York: Guilford Press.

Meiser, T. & Reiber, F. (2023). Item-specific factors in IRTree models: When they matter and when they don't. *Psychometrika 88*, 739–744. https://doi.org/10.1177/00131644231206765

Merhof, V. & Meiser, T. (2023) Dynamic response strategies: Accounting for response process heterogeneity in IRTree decision nodes. *Psychometrika, 88*, 1354–1380. https://doi.org/10.1007/s11336-023-09901-0

Mislevy, R. J. & Wu, P. K. (1988). Inferring examinee ability when some item responses are missing. *ETS Research Report Series, 1988*(2).

OECD (2019). *PISA 2018 results (volume I): What students know and can do.* Paris: OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/5f07c754-en.

Park, M. & Wu, A. D. (2019). Item response tree models to investigate acquiescence and extreme response styles in likert-type rating scales. *Educational and psychological measurement, 79*(5), 911–930. https://doi.org/10.1177/0013164419829855

Pekmezci, F. B. & Avşar, A. Ş. (2021). A guide for more accurate and precise estimations in simulative unidimensional IRT models. *International Journal of Assessment Tools in Education, 8*(2), 423-453. https://doi.org/10.21449/ijate.790289

Peugh, J. L. & Enders, C. K. (2004). Missing data in educational research: A review of reporting practices and suggestions for ımprovement. *Review of Educational Research, 74*(4), 525-556. https://doi.org/10.3102/00346543074004525

Pigott, T. D. (2010). A review of methods for missing data. *Educational Research and Evaluation: An International Journal on Theory and Practice, 7*(4), 353-383. https://doi.org/10.1076/edre.7.4.353.8937

Plieninger, H. (2021). Developing and applying Ir-Tree models: Guidelines, caveats, and an extension to multiple groups. *Organizational Research Methods, 24*(3), 654-670. https://doi.org/10.1177/1094428120911096

Pohl, S., Gräfe, L. & Rose, N. (2014). Dealing with omitted and not-reached items in competence tests: Evaluating approaches accounting for missing responses in item response theory models. *Educational and Psychological Measurement, 74*(3), 423–452. https://doi.org/10.1177/0013164413504926

Pohl, S. & Becker, B. (2020). Performance of missing data approaches under nonignorable missing data conditions. *Methodology, 16*(2), 147-165. https://doi.org/10.5964/meth.2805

Quirk, V. L. & Kern, J. L. (2023). Using IRTree models to promote selection validity in the presence of extreme response styles. *Journal of Intelligence, 11*(11), 216. https://doi.org/10.3390/jintelligence11110216

R Development Core Team (2019). *R*: *A language and environment for statistical computing.* Vienna, Austria. URL. Retrieved from: http://www.R-project.org/.

Revelle, W. (2022). psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research. doi: https://cran.r-project.org/web/packages/psych/index.html

Richardson, J. T. E. (2011). Eta squared and partial eta squared as measures of effect size in educational research. *Educational Research Review, 6*(2), 135-147. https://doi.org/10.1016/j.edurev.2010.12.001

Robitzsch, A. (2022). sirt: Supplementary item response theory models. Erişim adresi: https://cran.r-project.org/web/packages/sirt/index.html

Rockel, T. (2022). missMethods: Methods for Missing Data. Erişim adresi: https://CRAN.R-project.org/package=missMethods.

Rose, N. (2013). *Item nonresponses in educational and psychological measurements*. (Unpublished doctoral dissertation). Friedrich-Schiller-University, Jena, Germany.

Rose, N., von Davier, M. & Nagengast, B. (2015). Modeling omitted and not-reached items in IRT models. *Psychometrika 82*, 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 No. RR-10-11). Princeton, (NJ): Educational Testing Service.

Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika, 63*(3), 581-592. https://doi.org/10.1093/biomet/63.3.581

Rubin, D. B. (1987). *Multiple imputation for nonresponse in surveys.* New York: John Wiley & Sons.

Samejima, F. (1969). Estimation of latent ability using a response pattern of graded scores. *Psychometrika, 34*, 1-97. https://doi.org/10.1007/BF03372160

Sargent, R. G. (2011). Verification and validation of simulation models, Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference, Baltimore, MD, USA, 2010, (pp. 166-183).

Sayın, A., Yandı, A. & Oyar, E. (2017). Examination the effect of missing data techniques of item parameters. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology, 8*(4), 490-510. https://doi.org/10.21031/epod.355506

Schafer, J. L. (1997). *Analysis of incomplete multivariate data*. Florida: CRC Press.

Schafer, J. L. & Graham, J. W. (2002). Missing data: Our view of the state of the art. *Psychological Methods, 7*, 147–177. https://doi.org/10.1037/1082-989X.7.2.147

Si, C.-F. & Schumacker, R. E. (2004). Ability estimation under different item parameterization and scoring models. *International Journal of Testing, 4*(2), 137–181. https://doi.org/10.1207/s15327574ijt0402_3

Spence, I. (1983). Monte carlo simulation studies. *Applied Psychological Measurement, 7*, 405-425. https://doi.org/10.1177/014662168300700403

Spratto, E. M., Leventhal, B. C. & Bandalos, D. L. (2021). Seeing the forest and the trees: Comparison of two IRTree models to investigate the impact of full versus endpoint-only response option labeling. *Educational and Psychological Measurement, 81*(1), 39-60. https://doi.org/10.1177/0013164420918655

Stone, C. A. (1993). The use of multiple replications in IRT based Monte Carlo research. Paper presented at the European Meeting of the Psychometric Society, Barcelona.

Şahin Kürşad, M. ve Nartgün, Z. (2016). Kayıp Veri Sorununun Çözümünde Kullanılan Farklı Yöntemlerin Ölçeklerin Geçerlik ve Güvenirliği Bağlamında Karşılaştırılması. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology, 6*(2). https://doi.org/10.21031/epod.95917

Tabachnick, B. G. & Fidell L. S. (2007). *Using multivariate statistics*. New York: Allyn and Bacon.

Thissen-Roe, A. & Thissen, D. (2013). A two-decision model for responses to likert-type items. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 38*(5), 522–547. https://doi.org/10.3102/1076998613481500

Thissen, D., Steinberg, L. & Gerrard, M. (1986). Beyond group-mean differences: The concept of item bias. *Psychological Bulletin, 99*(1), 118–128. https://doi.org/10.1037/0033-2909.99.1.118

Van Buuren, S. & Groothuis-Oudshoorn, K. (2011). "Mice: Multivariate imputation by chained equations in R." *Journal of Statistical Software, 45*(3), 1-67. https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03

Wang, Y. (2020). *Application of item response tree (IRTree) models on testing data: comparing its performance with binary and polytomous item response models.* (Unpublished doctoral dissertation). The Ohio State University, USA.

Xiao, J. & Bulut, O. (2020). Evaluating the performances of missing data handling methods in ability estimation from sparse data. *Educational and Psychological Measurement, 80*(5), 932-954. https://doi.org/10.1177/0013164420911136

Yen, W. M. (1984). Effects of local item dependence on the fit and equating performance of the three parameter logistic model. *Applied Psychological Measurement, 8*, 125- 145. https://doi.org/10.1177/014662168400800201

EKLER

EK 1. MTKA Modelinde Yerel Bağımsızlık İhlali Olan Veri Seti Sayısı

TSK - %10 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	2	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	3	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	14	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

TSK - %25 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	0	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	0	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	0	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

TSK - %40 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	3	0
20 x 750	5	0
20 x 1500	2	0
30 x 400	5	0
30 x 750	7	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	2	0
40 x 750	4	0
40 x 1500	0	0

SK - %10 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	8	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	4	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	19	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

SK - %25 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	0	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	0	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	0	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

SK - %40 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	0	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	0	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	1	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

SOK - %10 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	2	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	5	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	25	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

SOK - %25 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	2	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	3	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	0	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

SOK - %40 KAYIP

Veri Setleri	Düğüm 1	Düğüm2
20 x 400	0	0
20 x 750	0	0
20 x 1500	0	0
30 x 400	0	0
30 x 750	0	0
30 x 1500	0	0
40 x 400	0	0
40 x 750	0	0
40 x 1500	0	0

EK 2. MTKA Modelinde Boyutluluğa Yönelik Log-Olabilirlik Sonuçları

TSK - %10 KAYIP		
Veri Setleri	**Tek Boyut**	**İki Boyut**
20 x 400	-6306.89	-6309.00
20 x 750	-11832.69	-11828.79
20 x 1500	-23825.85	-23821.45
30 x 400	-10717.68	-9300.13
30 x 750	-20088.12	-17582.96
30 x 1500	-40131.79	-35483.05
40 x 400	-14190.06	-12450.58
40 x 750	-26682.74	-23582.32
40 x 1500	-53541.19	-47360.64
TSK - %25 KAYIP		
Veri Setleri	**Tek Boyut**	**İki Boyut**
20 x 400	-8135.375	-7636.049
20 x 750	-15136.11	-14247.58
20 x 1500	-30453.21	-28746.17
30 x 400	-1241.02	-11346.63
30 x 750	-2334.82	-21330.89
30 x 1500	-46598.71	-42951.42
40 x 400	-16422.37	-15141.10
40 x 750	-30955.52	-28592.25
40 x 1500	-61978.61	-57285.97
TSK - %40 KAYIP		
Veri Setleri	**Tek Boyut**	**İki Boyut**
20 x 400	-8241.68	-7919.19
20 x 750	-15515.95	-14928.79
20 x 1500	-31150.04	-29769.10
30 x 400	-12603.60	-11737.94
30 x 750	-23626.11	-22233.12
30 x 1500	-47351.41	-44803.07
40 x 400	-16733.87	-15748.14
40 x 750	-31463.96	-29477.61
40 x 1500	-63071.24	-59305.61

SK - %10 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-6995.73	-6303.89
20 x 750	-13059.82	-11910.20
20 x 1500	-26194.32	-23851.98
30 x 400	-10561.60	-9413.05
30 x 750	-20008.70	-17723.09
30 x 1500	-40109.67	-35447.87
40 x 400	-14176.76	-12604.10
40 x 750	-26596.97	-23734.32
40 x 1500	-53339.11	-47163.53

SK - %25 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-7971.63	-7494.93
20 x 750	-14928.43	-14000.97
20 x 1500	-29852.81	-27999.25
30 x 400	-11994.66	-11070.78
30 x 750	-22646.49	-20883.29
30 x 1500	-45243.24	-41524.61
40 x 400	-15985.90	-14740.27
40 x 750	-30326.79	-27652.44
40 x 1500	-60453.87	-55611.93

SK - %40 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-7964.95	-7647.47
20 x 750	-14916.85	-14255.04
20 x 1500	-29875.75	-28588.08
30 x 400	-11942.58	-11309.95
30 x 750	-22542.38	-21313.40
30 x 1500	-45194.36	-42719.50
40 x 400	-16008.05	-15098.08
40 x 750	-30345.61	-28359.36
40 x 1500	-60422.85	-56900.50

SOK - %10 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-6947.29	-6356.40
20 x 750	-13059.53	-11832.53
20 x 1500	-26199.71	-23805.15
30 x 400	-10563.60	-9427.78
30 x 750	-20014.35	-17784.91
30 x 1500	-40066.40	-35450.77
40 x 400	-14182.17	-12590.18
40 x 750	-26679.36	-23391.28
40 x 1500	-53329.93	-47230.55

SOK - %25 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-8111.19	-7664.73
20 x 750	-15140.68	-14197.63
20 x 1500	-30421.85	-28557.37
30 x 400	-12145.98	-11268.74
30 x 750	-23034.23	-21358.01
30 x 1500	-45988.32	-42429.23
40 x 400	-16276.55	-15051.23
40 x 750	-30811.85	-28202.44
40 x 1500	-61244.90	-56424.60

SOK - %40 KAYIP

Veri Setleri	Tek Boyut	İki Boyut
20 x 400	-8082.03	-7780.184
20 x 750	-15166.35	-14508.23
20 x 1500	-30492.63	-29206.53
30 x 400	-12024.44	-11367.23
30 x 750	-22756.53	-21517.97
30 x 1500	-45448.74	-43017.53
40 x 400	-16080.29	-15204.70
40 x 750	-30725.37	-28792.73
40 x 1500	-60620.04	-57226.26

EK 3. MTKA Modelinde Cevaplamadan Atlama Eğilimi ve Yetenek Arasındaki Ortalama Korelasyonlar

TSK %10 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p ($\theta_{p1,}$ θ_{p2}))
20 x 400	0.078
20 x 750	0.055
20 x 1500	0.018
30 x 400	0.054
30 x 750	-0.058
30 x 1500	0.063
40 x 400	0.068
40 x 750	-0.008
40 x 1500	-0.040
TSK %25 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p ($\theta_{p1,}$ θ_{p2}))
20 x 400	0.080
20 x 750	0.055
20 x 1500	-0.081
30 x 400	-0.008
30 x 750	-0.038
30 x 1500	0.103
40 x 400	-0.008
40 x 750	0.035
40 x 1500	-0.039
TSK %40 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p ($\theta_{p1,}$ θ_{p2}))
20 x 400	-0.013
20 x 750	-0.061
20 x 1500	0.022
30 x 400	0.025
30 x 750	0.027
30 x 1500	-0.012
40 x 400	0.006
40 x 750	0.004
40 x 1500	0.058

SK %10 Kayıp	
Veri Setleri	$\mu\ (p\ (\theta_{p1}, \theta_{p2}))$
20 x 400	-0.663
20 x 750	-0.675
20 x 1500	-0.695
30 x 400	-0.583
30 x 750	-0.604
30 x 1500	-0.620
40 x 400	-0.511
40 x 750	-0.538
40 x 1500	-0.548
SK %25 Kayıp	
Veri Setleri	$\mu\ (p\ (\theta_{p1}, \theta_{p2}))$
20 x 400	-0.330
20 x 750	-0.327
20 x 1500	-0.339
30 x 400	-0.245
30 x 750	-0.251
30 x 1500	-0.257
40 x 400	-0.184
40 x 750	-0.185
40 x 1500	-0.190
SK %40 Kayıp	
Veri Setleri	$\mu\ (p\ (\theta_{p1}, \theta_{p2}))$
20 x 400	-0.258
20 x 750	-0.255
20 x 1500	-0.263
30 x 400	-0.183
30 x 750	-0.188
30 x 1500	-0.192
40 x 400	-0.133
40 x 750	-0.134
40 x 1500	-0.135

SOK %10 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p (θ_{p1}, θ_{p2}))
20 x 400	-0.571
20 x 750	-0.740
20 x 1500	-0.809
30 x 400	-0.546
30 x 750	-0.631
30 x 1500	-0.671
40 x 400	-0.424
40 x 750	-0.571
40 x 1500	-0.626
SOK %25 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p (θ_{p1}, θ_{p2}))
20 x 400	-0.725
20 x 750	-0.762
20 x 1500	-0.780
30 x 400	-0.610
30 x 750	-0.637
30 x 1500	-0.655
40 x 400	-0.492
40 x 750	-0.562
40 x 1500	-0.606
SOK %40 Kayıp	
Veri Setleri	μ (p (θ_{p1}, θ_{p2}))
20 x 400	-0.519
20 x 750	-0.629
20 x 1500	-0.670
30 x 400	-0.492
30 x 750	-0.508
30 x 1500	-0.518
40 x 400	-0.321
40 x 750	-0.409
40 x 1500	-0.454

EK 4. Yanlılık Ortalamalarına Yönelik Tukey Testi İkili Karşılaştırmaları

Mekanizma x Yöntem İkili Etkileşimi

Mekanizma x Yöntem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:MTKA-TSK:MTKA	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
SOK:MTKA-TSK:MTKA	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
TSK:BM-TSK:MTKA	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SK:BM-TSK:MTKA	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SOK:BM-TSK:MTKA	0.0004	0.0002	0.0006	0.0000
TSK:ÇA-TSK:MTKA	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SK:ÇA-TSK:MTKA	0.0003	0.0001	0.0005	0.0021
SOK:ÇA-TSK:MTKA	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
SOK:MTKA-SK:MTKA	0.0003	0.0001	0.0005	0.0000
TSK:BM-SK:MTKA	0.0011	0.0009	0.0013	0.0000
SK:BM-SK:MTKA	0.0011	0.0009	0.0013	0.0000
SOK:BM-SK:MTKA	0.0010	0.0008	0.0012	0.0000
TSK:ÇA-SK:MTKA	0.0011	0.0009	0.0013	0.0000
SK:ÇA-SK:MTKA	0.0009	0.0007	0.0010	0.0000
SOK:ÇA-SK:MTKA	0.0004	0.0002	0.0006	0.0000
TSK:BM-SOK:MTKA	0.0007	0.0005	0.0009	0.0000
SK:BM-SOK:MTKA	0.0007	0.0005	0.0009	0.0000
SOK:BM-SOK:MTKA	0.0007	0.0005	0.0009	0.0000
TSK:ÇA-SOK:MTKA	0.0007	0.0005	0.0009	0.0000
SK:ÇA-SOK:MTKA	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SOK:ÇA-SOK:MTKA	0.0001	-0.0001	0.0003	0.9420
SK:BM-TSK:BM	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SOK:BM-TSK:BM	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
TSK:ÇA-TSK:BM	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SK:ÇA-TSK:BM	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:ÇA-TSK:BM	-0.0007	-0.0009	-0.0005	0.0000
SOK:BM-SK:BM	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
TSK:ÇA-SK:BM	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SK:ÇA-SK:BM	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:ÇA-SK:BM	-0.0007	-0.0009	-0.0005	0.0000
TSK:ÇA-SOK:BM	0.0001	-0.0001	0.0003	0.9420
SK:ÇA-SOK:BM	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
SOK:ÇA-SOK:BM	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
SK:ÇA-TSK:ÇA	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:ÇA-TSK:ÇA	-0.0007	-0.0009	-0.0005	0.0000
SOK:ÇA-SK:ÇA	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000

Mekanizma x Kayıp İkili Etkileşimi

Mekanizma x Kayıp	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:10-TSK:10	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:10-TSK:10	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
TSK:25-TSK:10	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SK:25-TSK:10	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
SOK:25-TSK:10	-0.0004	-0.0006	-0.0002	0.0000
TSK:40-TSK:10	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SK:40-TSK:10	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
SOK:40-TSK:10	-0.0006	-0.0007	-0.0004	0.0000
SOK:10-SK:10	0.0001	0.0000	0.0003	0.2631
TSK:25-SK:10	0.0002	0.0000	0.0004	0.0700
SK:25-SK:10	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
SOK:25-SK:10	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
TSK:40-SK:10	0.0002	0.0000	0.0004	0.0135
SK:40-SK:10	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SOK:40-SK:10	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
TSK:25-SOK:10	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SK:25-SOK:10	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:25-SOK:10	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
TSK:40-SOK:10	0.0001	-0.0001	0.0003	0.9420
SK:40-SOK:10	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SOK:40-SOK:10	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
SK:25-TSK:25	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SOK:25-TSK:25	-0.0004	-0.0006	-0.0002	0.0000
TSK:40-TSK:25	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SK:40-TSK:25	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
SOK:40-TSK:25	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
SOK:25-SK:25	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
TSK:40-SK:25	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
SK:40-SK:25	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SOK:40-SK:25	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
TSK:40-SOK:25	0.0004	0.0002	0.0006	0.0000
SK:40-SOK:25	0.0001	-0.0001	0.0003	0.9420
SOK:40-SOK:25	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
SK:40-TSK:40	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
SOK:40-TSK:40	-0.0006	-0.0007	-0.0004	0.0000
SOK:40-SK:40	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135

Mekanizma x Madde İkili Etkileşimi

Mekanizma x Madde	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:20-TSK:20	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:20-TSK:20	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
TSK:30-TSK:20	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
SK:30-TSK:20	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000
SOK:30-TSK:20	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
TSK:40-TSK:20	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
SK:40-TSK:20	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
SOK:40-TSK:20	-0.0008	-0.0010	-0.0006	0.0000
SOK:20-SK:20	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
TSK:30-SK:20	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SK:30-SK:20	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:30-SK:20	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
TSK:40-SK:20	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
SK:40-SK:20	-0.0004	-0.0006	-0.0002	0.0000
SOK:40-SK:20	-0.0006	-0.0007	-0.0004	0.0000
TSK:30-SOK:20	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SK:30-SOK:20	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SOK:30-SOK:20	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
TSK:40-SOK:20	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SK:40-SOK:20	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000
SOK:40-SOK:20	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
SK:30-TSK:30	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SOK:30-TSK:30	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
TSK:40-TSK:30	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SK:40-TSK:30	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000
SOK:40-TSK:30	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
SOK:30-SK:30	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
TSK:40-SK:30	0.0001	0.0000	0.0003	0.2631
SK:40-SK:30	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
SOK:40-SK:30	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
TSK:40-SOK:30	0.0002	0.0000	0.0004	0.0135
SK:40-SOK:30	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SOK:40-SOK:30	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SK:40-TSK:40	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0000
SOK:40-TSK:40	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
SOK:40-SK:40	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631

Mekanizma x Örneklem İkili Etkileşimi

Mekanizma x Örneklem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:400-TSK:400	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000
SOK:400-TSK:400	-0.0004	-0.0006	-0.0003	0.0000
TSK:750-TSK:400	0.0001	0.0000	0.0003	0.2631
SK:750-TSK:400	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SOK:750-TSK:400	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
TSK:1500-TSK:400	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
SK:1500-TSK:400	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
SOK:1500-TSK:400	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0135
SOK:400-SK:400	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
TSK:750-SK:400	0.0006	0.0004	0.0008	0.0000
SK:750-SK:400	0.0004	0.0002	0.0006	0.0000
SOK:750-SK:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
TSK:1500-SK:400	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SK:1500-SK:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
SOK:1500-SK:400	0.0002	0.0000	0.0004	0.0135
TSK:750-SOK:400	0.0006	0.0004	0.0008	0.0000
SK:750-SOK:400	0.0004	0.0002	0.0006	0.0000
SOK:750-SOK:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
TSK:1500-SOK:400	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
SK:1500-SOK:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
SOK:1500-SOK:400	0.0002	0.0000	0.0004	0.0135
SK:750-TSK:750	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
SOK:750-TSK:750	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
TSK:1500-TSK:750	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SK:1500-TSK:750	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
SOK:1500-TSK:750	-0.0004	-0.0006	-0.0002	0.0000
SOK:750-SK:750	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
TSK:1500-SK:750	0.0001	-0.0001	0.0003	0.9420
SK:1500-SK:750	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.6390
SOK:1500-SK:750	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
TSK:1500-SOK:750	0.0002	0.0000	0.0004	0.0700
SK:1500-SOK:750	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
SOK:1500-SOK:750	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420
SK:1500-TSK:1500	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
SOK:1500-TSK:1500	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
SOK:1500-SK:1500	-0.0001	-0.0003	0.0001	0.9420

Yöntem x Kayıp İkili Etkileşimi

Yöntem x Kayıp	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:10-MTKA:10	0.00067	0.00047	0.00086	0.00000
ÇA:10-MTKA:10	0.00059	0.00040	0.00079	0.00000
MTKA:25-MTKA:10	-0.00019	-0.00038	0.00001	0.07001
BM:25-MTKA:10	0.00067	0.00047	0.00086	0.00000
ÇA:25-MTKA:10	0.00033	0.00014	0.00053	0.00003
MTKA:40-MTKA:10	-0.00011	-0.00030	0.00008	0.63898
BM:40-MTKA:10	0.00059	0.00040	0.00079	0.00000
ÇA:40-MTKA:10	0.00019	-0.00001	0.00038	0.07001
ÇA:10-BM:10	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
MTKA:25-BM:10	-0.00085	-0.00105	-0.00066	0.00000
BM:25-BM:10	0.00000	-0.00019	0.00019	1.00000
ÇA:25-BM:10	-0.00033	-0.00053	-0.00014	0.00003
MTKA:40-BM:10	-0.00078	-0.00097	-0.00058	0.00000
BM:40-BM:10	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
ÇA:40-BM:10	-0.00048	-0.00067	-0.00029	0.00000
MTKA:25-ÇA:10	-0.00078	-0.00097	-0.00058	0.00000
BM:25-ÇA:10	0.00007	-0.00012	0.00027	0.94199
ÇA:25-ÇA:10	-0.00026	-0.00045	-0.00007	0.00210
MTKA:40-ÇA:10	-0.00070	-0.00090	-0.00051	0.00000
BM:40-ÇA:10	0.00000	-0.00019	0.00019	1.00000
ÇA:40-ÇA:10	-0.00041	-0.00060	-0.00021	0.00000
BM:25-MTKA:25	0.00085	0.00066	0.00105	0.00000
ÇA:25-MTKA:25	0.00052	0.00033	0.00071	0.00000
MTKA:40-MTKA:25	0.00007	-0.00012	0.00027	0.94199
BM:40-MTKA:25	0.00078	0.00058	0.00097	0.00000
ÇA:40-MTKA:25	0.00037	0.00018	0.00056	0.00000
ÇA:25-BM:25	-0.00033	-0.00053	-0.00014	0.00003
MTKA:40-BM:25	-0.00078	-0.00097	-0.00058	0.00000
BM:40-BM:25	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
ÇA:40-BM:25	-0.00048	-0.00067	-0.00029	0.00000
MTKA:40-ÇA:25	-0.00044	-0.00064	-0.00025	0.00000
BM:40-ÇA:25	0.00026	0.00007	0.00045	0.00210
ÇA:40-ÇA:25	-0.00015	-0.00034	0.00005	0.26307
BM:40-MTKA:40	0.00070	0.00051	0.00090	0.00000
ÇA:40-MTKA:40	0.00030	0.00010	0.00049	0.00028
ÇA:40-BM:40	-0.00041	-0.00060	-0.00021	0.00000

Yöntem x Madde İkili Etkileşimi

Yöntem x Madde	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:20-MTKA:20	0.00033	0.00014	0.00053	0.00003
ÇA:20-MTKA:20	0.00026	0.00007	0.00045	0.00210
MTKA:30-MTKA:20	-0.00048	-0.00067	-0.00029	0.00000
BM:30-MTKA:20	0.00033	0.00014	0.00053	0.00003
ÇA:30-MTKA:20	0.00000	-0.00019	0.00019	1.00000
MTKA:40-MTKA:20	-0.00081	-0.00101	-0.00062	0.00000
BM:40-MTKA:20	0.00026	0.00007	0.00045	0.00210
ÇA:40-MTKA:20	-0.00015	-0.00034	0.00005	0.26307
ÇA:20-BM:20	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
MTKA:30-BM:20	-0.00081	-0.00101	-0.00062	0.00000
BM:30-BM:20	0.00000	-0.00019	0.00019	1.00000
ÇA:30-BM:20	-0.00033	-0.00053	-0.00014	0.00003
MTKA:40-BM:20	-0.00115	-0.00134	-0.00095	0.00000
BM:40-BM:20	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
ÇA:40-BM:20	-0.00048	-0.00067	-0.00029	0.00000
MTKA:30-ÇA:20	-0.00074	-0.00093	-0.00055	0.00000
BM:30-ÇA:20	0.00007	-0.00012	0.00027	0.94199
ÇA:30-ÇA:20	-0.00026	-0.00045	-0.00007	0.00210
MTKA:40-ÇA:20	-0.00107	-0.00127	-0.00088	0.00000
BM:40-ÇA:20	0.00000	-0.00019	0.00019	1.00000
ÇA:40-ÇA:20	-0.00041	-0.00060	-0.00021	0.00000
BM:30-MTKA:30	0.00081	0.00062	0.00101	0.00000
ÇA:30-MTKA:30	0.00048	0.00029	0.00067	0.00000
MTKA:40-MTKA:30	-0.00033	-0.00053	-0.00014	0.00003
BM:40-MTKA:30	0.00074	0.00055	0.00093	0.00000
ÇA:40-MTKA:30	0.00033	0.00014	0.00053	0.00003
ÇA:30-BM:30	-0.00033	-0.00053	-0.00014	0.00003
MTKA:40-BM:30	-0.00115	-0.00134	-0.00095	0.00000
BM:40-BM:30	-0.00007	-0.00027	0.00012	0.94199
ÇA:40-BM:30	-0.00048	-0.00067	-0.00029	0.00000
MTKA:40-ÇA:30	-0.00081	-0.00101	-0.00062	0.00000
BM:40-ÇA:30	0.00026	0.00007	0.00045	0.00210
ÇA:40-ÇA:30	-0.00015	-0.00034	0.00005	0.26307
BM:40-MTKA:40	0.00107	0.00088	0.00127	0.00000
ÇA:40-MTKA:40	0.00067	0.00047	0.00086	0.00000
ÇA:40-BM:40	-0.00041	-0.00060	-0.00021	0.00000

Yöntem x Örneklem İkili Etkileşimi

Yöntem x Örneklem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:400-MTKA:400	0.0010	0.0008	0.0012	0.0000
ÇA:400-MTKA:400	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
MTKA:750-MTKA:400	0.0006	0.0004	0.0007	0.0000
BM:750-MTKA:400	0.0010	0.0008	0.0012	0.0000
ÇA:750-MTKA:400	0.0009	0.0007	0.0010	0.0000
MTKA:1500-MTKA:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0021
BM:1500-MTKA:400	0.0010	0.0008	0.0012	0.0000
ÇA:1500-MTKA:400	0.0009	0.0007	0.0010	0.0000
ÇA:400-BM:400	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
MTKA:750-BM:400	-0.0005	-0.0007	-0.0003	0.0000
BM:750-BM:400	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
ÇA:750-BM:400	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
MTKA:1500-BM:400	-0.0008	-0.0010	-0.0006	0.0000
BM:1500-BM:400	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
ÇA:1500-BM:400	-0.0002	-0.0004	0.0000	0.0700
MTKA:750-ÇA:400	0.0000	-0.0002	0.0002	0.9994
BM:750-ÇA:400	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
ÇA:750-ÇA:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0000
MTKA:1500-ÇA:400	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0021
BM:1500-ÇA:400	0.0005	0.0003	0.0007	0.0000
ÇA:1500-ÇA:400	0.0003	0.0001	0.0005	0.0000
BM:750-MTKA:750	0.0004	0.0003	0.0006	0.0000
ÇA:750-MTKA:750	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
MTKA:1500-MTKA:750	-0.0003	-0.0005	-0.0001	0.0003
BM:1500-MTKA:750	0.0004	0.0003	0.0006	0.0000
ÇA:1500-MTKA:750	0.0003	0.0001	0.0005	0.0003
ÇA:750-BM:750	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
MTKA:1500-BM:750	-0.0007	-0.0009	-0.0005	0.0000
BM:1500-BM:750	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
ÇA:1500-BM:750	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631
MTKA:1500-ÇA:750	-0.0006	-0.0008	-0.0004	0.0000
BM:1500-ÇA:750	0.0001	0.0000	0.0003	0.2631
ÇA:1500-ÇA:750	0.0000	-0.0002	0.0002	1.0000
BM:1500-MTKA:1500	0.0007	0.0005	0.0009	0.0000
ÇA:1500-MTKA:1500	0.0006	0.0004	0.0008	0.0000
ÇA:1500-BM:1500	-0.0001	-0.0003	0.0000	0.2631

EK 5. RMSE Ortalamalarına Yönelik Tukey Testi İkili Karşılaştırmaları

Mekanizma x Kayıp İkili Etkileşimi

Mekanizma x Kayıp	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:10-TSK:10	0.0036	0.0002	0.0070	0.0291
SOK:10-TSK:10	0.0010	-0.0024	0.0044	0.9812
TSK:25-TSK:10	0.0789	0.0756	0.0823	0.0000
SK:25-TSK:10	0.0886	0.0852	0.0919	0.0000
SOK:25-TSK:10	0.0809	0.0775	0.0843	0.0000
TSK:40-TSK:10	0.1523	0.1490	0.1557	0.0000
SK:40-TSK:10	0.1729	0.1695	0.1763	0.0000
SOK:40-TSK:10	0.1663	0.1630	0.1697	0.0000
SOK:10-SK:10	-0.0026	-0.0060	0.0008	0.2239
TSK:25-SK:10	0.0753	0.0720	0.0787	0.0000
SK:25-SK:10	0.0849	0.0816	0.0883	0.0000
SOK:25-SK:10	0.0773	0.0739	0.0806	0.0000
TSK:40-SK:10	0.1487	0.1454	0.1521	0.0000
SK:40-SK:10	0.1693	0.1659	0.1726	0.0000
SOK:40-SK:10	0.1627	0.1594	0.1661	0.0000
TSK:25-SOK:10	0.0779	0.0746	0.0813	0.0000
SK:25-SOK:10	0.0876	0.0842	0.0909	0.0000
SOK:25-SOK:10	0.0799	0.0765	0.0833	0.0000
TSK:40-SOK:10	0.1513	0.1480	0.1547	0.0000
SK:40-SOK:10	0.1719	0.1685	0.1753	0.0000
SOK:40-SOK:10	0.1653	0.1620	0.1687	0.0000
SK:25-TSK:25	0.0096	0.0062	0.0130	0.0000
SOK:25-TSK:25	0.0019	-0.0014	0.0053	0.5812
TSK:40-TSK:25	0.0734	0.0700	0.0768	0.0000
SK:40-TSK:25	0.0939	0.0906	0.0973	0.0000
SOK:40-TSK:25	0.0874	0.0840	0.0908	0.0000
SOK:25-SK:25	-0.0077	-0.0110	-0.0043	0.0000
TSK:40-SK:25	0.0638	0.0604	0.0671	0.0000
SK:40-SK:25	0.0843	0.0810	0.0877	0.0000
SOK:40-SK:25	0.0778	0.0744	0.0811	0.0000
TSK:40-SOK:25	0.0714	0.0681	0.0748	0.0000
SK:40-SOK:25	0.0920	0.0886	0.0954	0.0000
SOK:40-SOK:25	0.0854	0.0821	0.0888	0.0000
SK:40-TSK:40	0.0206	0.0172	0.0239	0.0000
SOK:40-TSK:40	0.0140	0.0106	0.0174	0.0000
SOK:40-SK:40	-0.0066	-0.0099	-0.0032	0.0000

Mekanizma x Yöntem İkili Etkileşimi

Mekanizma x Yöntem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:MTKA-TSK:MTKA	0.0104	0.0082	0.0125	0.0000
SOK:MTKA-TSK:MTKA	0.0058	0.0036	0.0080	0.0000
TSK:BM-TSK:MTKA	0.0243	0.0222	0.0265	0.0000
SK:BM-TSK:MTKA	0.0433	0.0411	0.0454	0.0000
SOK:BM-TSK:MTKA	0.0436	0.0415	0.0458	0.0000
TSK:ÇA-TSK:MTKA	0.0204	0.0183	0.0226	0.0000
SK:ÇA-TSK:MTKA	0.0326	0.0304	0.0348	0.0000
SOK:ÇA-TSK:MTKA	0.0259	0.0238	0.0281	0.0000
SOK:MTKA-SK:MTKA	-0.0046	-0.0067	-0.0024	0.0000
TSK:BM-SK:MTKA	0.0140	0.0118	0.0161	0.0000
SK:BM-SK:MTKA	0.0329	0.0307	0.0351	0.0000
SOK:BM-SK:MTKA	0.0333	0.0311	0.0354	0.0000
TSK:ÇA-SK:MTKA	0.0101	0.0079	0.0122	0.0000
SK:ÇA-SK:MTKA	0.0222	0.0201	0.0244	0.0000
SOK:ÇA-SK:MTKA	0.0156	0.0134	0.0177	0.0000
TSK:BM-SOK:MTKA	0.0185	0.0164	0.0207	0.0000
SK:BM-SOK:MTKA	0.0374	0.0353	0.0396	0.0000
SOK:BM-SOK:MTKA	0.0378	0.0356	0.0400	0.0000
TSK:ÇA-SOK:MTKA	0.0146	0.0125	0.0168	0.0000
SK:ÇA-SOK:MTKA	0.0268	0.0246	0.0289	0.0000
SOK:ÇA-SOK:MTKA	0.0201	0.0179	0.0223	0.0000
SK:BM-TSK:BM	0.0189	0.0168	0.0211	0.0000
SOK:BM-TSK:BM	0.0193	0.0171	0.0215	0.0000
TSK:ÇA-TSK:BM	-0.0039	-0.0061	-0.0017	0.0000
SK:ÇA-TSK:BM	0.0083	0.0061	0.0104	0.0000
SOK:ÇA-TSK:BM	0.0016	-0.0006	0.0038	0.3147
SOK:BM-SK:BM	0.0004	-0.0018	0.0025	0.9997
TSK:ÇA-SK:BM	-0.0228	-0.0250	-0.0206	0.0000
SK:ÇA-SK:BM	-0.0107	-0.0128	-0.0085	0.0000
SOK:ÇA-SK:BM	-0.0173	-0.0195	-0.0152	0.0000
TSK:ÇA-SOK:BM	-0.0232	-0.0254	-0.0210	0.0000
SK:ÇA-SOK:BM	-0.0110	-0.0132	-0.0089	0.0000
SOK:ÇA-SOK:BM	-0.0177	-0.0199	-0.0155	0.0000
SK:ÇA-TSK:ÇA	0.0121	0.0100	0.0143	0.0000
SOK:ÇA-TSK:ÇA	0.0055	0.0033	0.0076	0.0000
SOK:ÇA-SK:ÇA	-0.0067	-0.0088	-0.0045	0.0000

Mekanizma x Madde İkili Etkileşimi

Mekanizma x Madde	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
SK:20-TSK:20	0.0143	0.0121	0.0164	0.0000
SOK:20-TSK:20	0.0077	0.0055	0.0098	0.0000
TSK:30-TSK:20	-0.0368	-0.0390	-0.0346	0.0000
SK:30-TSK:20	-0.0237	-0.0258	-0.0215	0.0000
SOK:30-TSK:20	-0.0255	-0.0277	-0.0234	0.0000
TSK:40-TSK:20	-0.0522	-0.0544	-0.0500	0.0000
SK:40-TSK:20	-0.0381	-0.0403	-0.0360	0.0000
SOK:40-TSK:20	-0.0406	-0.0427	-0.0384	0.0000
SOK:20-SK:20	-0.0066	-0.0088	-0.0044	0.0000
TSK:30-SK:20	-0.0511	-0.0532	-0.0489	0.0000
SK:30-SK:20	-0.0379	-0.0401	-0.0358	0.0000
SOK:30-SK:20	-0.0398	-0.0419	-0.0376	0.0000
TSK:40-SK:20	-0.0664	-0.0686	-0.0643	0.0000
SK:40-SK:20	-0.0524	-0.0546	-0.0502	0.0000
SOK:40-SK:20	-0.0548	-0.0570	-0.0526	0.0000
TSK:30-SOK:20	-0.0445	-0.0466	-0.0423	0.0000
SK:30-SOK:20	-0.0313	-0.0335	-0.0292	0.0000
SOK:30-SOK:20	-0.0332	-0.0354	-0.0310	0.0000
TSK:40-SOK:20	-0.0599	-0.0620	-0.0577	0.0000
SK:40-SOK:20	-0.0458	-0.0480	-0.0436	0.0000
SOK:40-SOK:20	-0.0482	-0.0504	-0.0461	0.0000
SK:30-TSK:30	0.0131	0.0110	0.0153	0.0000
SOK:30-TSK:30	0.0113	0.0091	0.0135	0.0000
TSK:40-TSK:30	-0.0154	-0.0175	-0.0132	0.0000
SK:40-TSK:30	-0.0013	-0.0035	0.0008	0.5524
SOK:40-TSK:30	-0.0037	-0.0059	-0.0016	0.0000
SOK:30-SK:30	-0.0019	-0.0040	0.0003	0.1500
TSK:40-SK:30	-0.0285	-0.0307	-0.0264	0.0000
SK:40-SK:30	-0.0145	-0.0166	-0.0123	0.0000
SOK:40-SK:30	-0.0169	-0.0191	-0.0147	0.0000
TSK:40-SOK:30	-0.0267	-0.0288	-0.0245	0.0000
SK:40-SOK:30	-0.0126	-0.0148	-0.0105	0.0000
SOK:40-SOK:30	-0.0150	-0.0172	-0.0129	0.0000
SK:40-TSK:40	0.0140	0.0119	0.0162	0.0000
SOK:40-TSK:40	0.0116	0.0095	0.0138	0.0000
SOK:40-SK:40	-0.0024	-0.0046	-0.0002	0.0193

Yöntem x Kayıp İkili Etkileşimi

Yöntem x Kayıp	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:10-MTKA:10	0.0185	0.0164	0.0207	0.0000
ÇA:10-MTKA:10	0.0108	0.0086	0.0130	0.0000
MTKA:25-MTKA:10	0.0759	0.0737	0.0780	0.0000
BM:25-MTKA:10	0.1067	0.1046	0.1089	0.0000
ÇA:25-MTKA:10	0.0975	0.0953	0.0996	0.0000
MTKA:40-MTKA:10	0.1526	0.1504	0.1547	0.0000
BM:40-MTKA:10	0.1982	0.1960	0.2004	0.0000
ÇA:40-MTKA:10	0.1829	0.1807	0.1851	0.0000
ÇA:10-BM:10	-0.0077	-0.0099	-0.0055	0.0000
MTKA:25-BM:10	0.0573	0.0552	0.0595	0.0000
BM:25-BM:10	0.0882	0.0861	0.0904	0.0000
ÇA:25-BM:10	0.0790	0.0768	0.0811	0.0000
MTKA:40-BM:10	0.1340	0.1319	0.1362	0.0000
BM:40-BM:10	0.1797	0.1775	0.1818	0.0000
ÇA:40-BM:10	0.1644	0.1622	0.1665	0.0000
MTKA:25-ÇA:10	0.0650	0.0629	0.0672	0.0000
BM:25-ÇA:10	0.0959	0.0938	0.0981	0.0000
ÇA:25-ÇA:10	0.0867	0.0845	0.0888	0.0000
MTKA:40-ÇA:10	0.1417	0.1396	0.1439	0.0000
BM:40-ÇA:10	0.1874	0.1852	0.1895	0.0000
ÇA:40-ÇA:10	0.1721	0.1699	0.1742	0.0000
BM:25-MTKA:25	0.0309	0.0287	0.0331	0.0000
ÇA:25-MTKA:25	0.0216	0.0195	0.0238	0.0000
MTKA:40-MTKA:25	0.0767	0.0745	0.0789	0.0000
BM:40-MTKA:25	0.1223	0.1202	0.1245	0.0000
ÇA:40-MTKA:25	0.1070	0.1049	0.1092	0.0000
ÇA:25-BM:25	-0.0093	-0.0114	-0.0071	0.0000
MTKA:40-BM:25	0.0458	0.0436	0.0480	0.0000
BM:40-BM:25	0.0914	0.0893	0.0936	0.0000
ÇA:40-BM:25	0.0761	0.0740	0.0783	0.0000
MTKA:40-ÇA:25	0.0551	0.0529	0.0572	0.0000
BM:40-ÇA:25	0.1007	0.0985	0.1029	0.0000
ÇA:40-ÇA:25	0.0854	0.0832	0.0876	0.0000
BM:40-MTKA:40	0.0456	0.0435	0.0478	0.0000
ÇA:40-MTKA:40	0.0303	0.0282	0.0325	0.0000
ÇA:40-BM:40	-0.0153	-0.0175	-0.0131	0.0000

Yöntem x Madde İkili Etkileşimi

Yöntem x Madde	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:20-MTKA:20	0.0354	0.0332	0.0376	0.0000
ÇA:20-MTKA:20	0.0216	0.0195	0.0238	0.0000
MTKA:30-MTKA:20	-0.0337	-0.0359	-0.0316	0.0000
BM:30-MTKA:20	-0.0040	-0.0062	-0.0019	0.0000
ÇA:30-MTKA:20	-0.0131	-0.0153	-0.0109	0.0000
MTKA:40-MTKA:20	-0.0487	-0.0509	-0.0466	0.0000
BM:40-MTKA:20	-0.0188	-0.0210	-0.0166	0.0000
ÇA:40-MTKA:20	-0.0282	-0.0304	-0.0261	0.0000
ÇA:20-BM:20	-0.0138	-0.0159	-0.0116	0.0000
MTKA:30-BM:20	-0.0691	-0.0713	-0.0670	0.0000
BM:30-BM:20	-0.0394	-0.0416	-0.0373	0.0000
ÇA:30-BM:20	-0.0485	-0.0507	-0.0464	0.0000
MTKA:40-BM:20	-0.0841	-0.0863	-0.0820	0.0000
BM:40-BM:20	-0.0542	-0.0564	-0.0521	0.0000
ÇA:40-BM:20	-0.0636	-0.0658	-0.0615	0.0000
MTKA:30-ÇA:20	-0.0554	-0.0575	-0.0532	0.0000
BM:30-ÇA:20	-0.0257	-0.0278	-0.0235	0.0000
ÇA:30-ÇA:20	-0.0347	-0.0369	-0.0326	0.0000
MTKA:40-ÇA:20	-0.0704	-0.0725	-0.0682	0.0000
BM:40-ÇA:20	-0.0404	-0.0426	-0.0383	0.0000
ÇA:40-ÇA:20	-0.0499	-0.0520	-0.0477	0.0000
BM:30-MTKA:30	0.0297	0.0275	0.0319	0.0000
ÇA:30-MTKA:30	0.0206	0.0185	0.0228	0.0000
MTKA:40-MTKA:30	-0.0150	-0.0172	-0.0128	0.0000
BM:40-MTKA:30	0.0149	0.0128	0.0171	0.0000
ÇA:40-MTKA:30	0.0055	0.0034	0.0077	0.0000
ÇA:30-BM:30	-0.0091	-0.0112	-0.0069	0.0000
MTKA:40-BM:30	-0.0447	-0.0469	-0.0425	0.0000
BM:40-BM:30	-0.0148	-0.0169	-0.0126	0.0000
ÇA:40-BM:30	-0.0242	-0.0264	-0.0220	0.0000
MTKA:40-ÇA:30	-0.0356	-0.0378	-0.0335	0.0000
BM:40-ÇA:30	-0.0057	-0.0079	-0.0035	0.0000
ÇA:40-ÇA:30	-0.0151	-0.0173	-0.0129	0.0000
BM:40-MTKA:40	0.0299	0.0278	0.0321	0.0000
ÇA:40-MTKA:40	0.0205	0.0184	0.0227	0.0000
ÇA:40-BM:40	-0.0094	-0.0116	-0.0072	0.0000

Yöntem x Örneklem İkili Etkileşimi

Yöntem x Örneklem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
BM:400-MTKA:400	0.0314	0.0292	0.0335	0.0000
ÇA:400-MTKA:400	0.0240	0.0219	0.0262	0.0000
MTKA:750-MTKA:400	-0.0015	-0.0036	0.0007	0.4100
BM:750-MTKA:400	0.0304	0.0282	0.0325	0.0000
ÇA:750-MTKA:400	0.0194	0.0172	0.0215	0.0000
MTKA:1500-MTKA:400	-0.0027	-0.0048	-0.0005	0.0063
BM:1500-MTKA:400	0.0291	0.0270	0.0313	0.0000
ÇA:1500-MTKA:400	0.0152	0.0131	0.0174	0.0000
ÇA:400-BM:400	-0.0073	-0.0095	-0.0052	0.0000
MTKA:750-BM:400	-0.0329	-0.0350	-0.0307	0.0000
BM:750-BM:400	-0.0010	-0.0032	0.0012	0.8508
ÇA:750-BM:400	-0.0120	-0.0142	-0.0098	0.0000
MTKA:1500-BM:400	-0.0340	-0.0362	-0.0319	0.0000
BM:1500-BM:400	-0.0022	-0.0044	-0.0001	0.0405
ÇA:1500-BM:400	-0.0161	-0.0183	-0.0140	0.0000
MTKA:750-ÇA:400	-0.0255	-0.0277	-0.0234	0.0000
BM:750-ÇA:400	0.0063	0.0042	0.0085	0.0000
ÇA:750-ÇA:400	-0.0047	-0.0068	-0.0025	0.0000
MTKA:1500-ÇA:400	-0.0267	-0.0289	-0.0245	0.0000
BM:1500-ÇA:400	0.0051	0.0029	0.0073	0.0000
ÇA:1500-ÇA:400	-0.0088	-0.0110	-0.0066	0.0000
BM:750-MTKA:750	0.0319	0.0297	0.0340	0.0000
ÇA:750-MTKA:750	0.0209	0.0187	0.0230	0.0000
MTKA:1500-MTKA:750	-0.0012	-0.0034	0.0010	0.6971
BM:1500-MTKA:750	0.0306	0.0285	0.0328	0.0000
ÇA:1500-MTKA:750	0.0167	0.0145	0.0189	0.0000
ÇA:750-BM:750	-0.0110	-0.0132	-0.0088	0.0000
MTKA:1500-BM:750	-0.0330	-0.0352	-0.0309	0.0000
BM:1500-BM:750	-0.0012	-0.0034	0.0009	0.6618
ÇA:1500-BM:750	-0.0151	-0.0173	-0.0130	0.0000
MTKA:1500-ÇA:750	-0.0220	-0.0242	-0.0199	0.0000
BM:1500-ÇA:750	0.0098	0.0076	0.0119	0.0000
ÇA:1500-ÇA:750	-0.0041	-0.0063	-0.0020	0.0000
BM:1500-MTKA:1500	0.0318	0.0296	0.0340	0.0000
ÇA:1500-MTKA:1500	0.0179	0.0157	0.0201	0.0000
ÇA:1500-BM:1500	-0.0139	-0.0161	-0.0118	0.0000

Kayıp x Madde İkili Etkileşimi

Kayıp x Madde	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
25:20-10:20	0.0965	0.0943	0.0986	0.0000
40:20-10:20	0.1911	0.1889	0.1933	0.0000
10:30-10:20	-0.0209	-0.0231	-0.0187	0.0000
25:30-10:20	0.0594	0.0572	0.0616	0.0000
40:30-10:20	0.1411	0.1390	0.1433	0.0000
10:40-10:20	-0.0301	-0.0323	-0.0279	0.0000
25:40-10:20	0.0439	0.0417	0.0460	0.0000
40:40-10:20	0.1210	0.1189	0.1232	0.0000
40:20-25:20	0.0946	0.0925	0.0968	0.0000
10:30-25:20	-0.1174	-0.1195	-0.1152	0.0000
25:30-25:20	-0.0371	-0.0392	-0.0349	0.0000
40:30-25:20	0.0447	0.0425	0.0468	0.0000
10:40-25:20	-0.1266	-0.1288	-0.1244	0.0000
25:40-25:20	-0.0526	-0.0548	-0.0505	0.0000
40:40-25:20	0.0246	0.0224	0.0267	0.0000
10:30-40:20	-0.2120	-0.2142	-0.2098	0.0000
25:30-40:20	-0.1317	-0.1339	-0.1295	0.0000
40:30-40:20	-0.0500	-0.0521	-0.0478	0.0000
10:40-40:20	-0.2212	-0.2234	-0.2191	0.0000
25:40-40:20	-0.1473	-0.1494	-0.1451	0.0000
40:40-40:20	-0.0701	-0.0722	-0.0679	0.0000
25:30-10:30	0.0803	0.0781	0.0825	0.0000
40:30-10:30	0.1620	0.1599	0.1642	0.0000
10:40-10:30	-0.0092	-0.0114	-0.0071	0.0000
25:40-10:30	0.0647	0.0626	0.0669	0.0000
40:40-10:30	0.1419	0.1398	0.1441	0.0000
40:30-25:30	0.0817	0.0796	0.0839	0.0000
10:40-25:30	-0.0895	-0.0917	-0.0874	0.0000
25:40-25:30	-0.0156	-0.0177	-0.0134	0.0000
40:40-25:30	0.0616	0.0595	0.0638	0.0000
10:40-40:30	-0.1713	-0.1734	-0.1691	0.0000
25:40-40:30	-0.0973	-0.0995	-0.0951	0.0000
40:40-40:30	-0.0201	-0.0223	-0.0179	0.0000
25:40-10:40	0.0740	0.0718	0.0761	0.0000
40:40-10:40	0.1511	0.1490	0.1533	0.0000
40:40-25:40	0.0772	0.0750	0.0794	0.0000

Kayıp x Örneklem İkili Etkileşimi

Kayıp x Örneklem	Fark	Alt	Üst	p (Sig.)
25:400-10:400	0.0842	0.0820	0.0864	0.0000
40:400-10:400	0.1698	0.1676	0.1719	0.0000
10:750-10:400	-0.0012	-0.0034	0.0010	0.6971
25:750-10:400	0.0816	0.0795	0.0838	0.0000
40:750-10:400	0.1664	0.1642	0.1685	0.0000
10:1500-10:400	-0.0035	-0.0056	-0.0013	0.0001
25:1500-10:400	0.0803	0.0781	0.0824	0.0000
40:1500-10:400	0.1635	0.1613	0.1656	0.0000
40:400-25:400	0.0856	0.0834	0.0878	0.0000
10:750-25:400	-0.0854	-0.0875	-0.0832	0.0000
25:750-25:400	-0.0026	-0.0047	-0.0004	0.0103
40:750-25:400	0.0822	0.0800	0.0844	0.0000
10:1500-25:400	-0.0877	-0.0898	-0.0855	0.0000
25:1500-25:400	-0.0039	-0.0061	-0.0018	0.0000
40:1500-25:400	0.0793	0.0771	0.0815	0.0000
10:750-40:400	-0.1710	-0.1731	-0.1688	0.0000
25:750-40:400	-0.0881	-0.0903	-0.0860	0.0000
40:750-40:400	-0.0034	-0.0056	-0.0012	0.0002
10:1500-40:400	-0.1733	-0.1754	-0.1711	0.0000
25:1500-40:400	-0.0895	-0.0917	-0.0874	0.0000
40:1500-40:400	-0.0063	-0.0085	-0.0041	0.0000
25:750-10:750	0.0828	0.0806	0.0850	0.0000
40:750-10:750	0.1676	0.1654	0.1697	0.0000
10:1500-10:750	-0.0023	-0.0045	-0.0001	0.0303
25:1500-10:750	0.0814	0.0793	0.0836	0.0000
40:1500-10:750	0.1647	0.1625	0.1668	0.0000
40:750-25:750	0.0847	0.0826	0.0869	0.0000
10:1500-25:750	-0.0851	-0.0873	-0.0829	0.0000
25:1500-25:750	-0.0014	-0.0035	0.0008	0.5158
40:1500-25:750	0.0819	0.0797	0.0840	0.0000
10:1500-40:750	-0.1699	-0.1720	-0.1677	0.0000
25:1500-40:750	-0.0861	-0.0883	-0.0839	0.0000
40:1500-40:750	-0.0029	-0.0051	-0.0007	0.0023
25:1500-10:1500	0.0837	0.0816	0.0859	0.0000
40:1500-10:1500	0.1670	0.1648	0.1691	0.0000
40:1500-25:1500	0.0832	0.0811	0.0854	0.0000

EK 6. Etik Kurul Onayı

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ALT ETİK KURULU
KARAR ÖRNEĞİ

Karar Tarihi	**: 13/09/2021**
Toplantı Sayısı	**: 14**
Karar Sayısı	**: 288**

288- Üniversitemiz Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı doktora öğrencisi **Yeşim Beril Soğuksu**'nun "Madde Tepki Kuramı Ağaç Yaklaşımıyla Kayıp Verilerin Modellenmesinin Farklı Simülasyon Koşullarında Parametre Kestirimlerine Etkisi" başlıklı tezi ile ilgili "İnsan Üzerinde Yapılan Klinik Dışı Araştırmalar Başvuru Formu" Etik Kurulumuzca incelendi.

Üniversitemiz Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı doktora öğrencisi **Yeşim Beril Soğuksu**'nun "Madde Tepki Kuramı Ağaç Yaklaşımıyla Kayıp Verilerin Modellenmesinin Farklı Simülasyon Koşullarında Parametre Kestirimlerine Etkisi" başlıklı tezinin insan üzerinde yapılan bir çalışma olmaması nedeniyle etik kurul onayına ihtiyaç duymadığına oy birliği ile karar verildi.

ASLININ AYNIDIR
13/09/2021

BENZERLİK BİLDİRİMİ

"Madde Tepki Kuramı Ağaç Yaklaşımıyla Kayıp Verilerin Modellenmesinin Farklı Simülasyon Koşullarında Parametre Kestirimlerine Etkisi" başlıklı tezimin ana bölümü (ön bölüm, kaynaklar ve ekler hariç) Turnitin İntihal Tespit Programı aracılığıyla incelenmiş ve ilgili rapor danışmanım tarafından da kontrol edilmiştir. Kontrol sırasında (1) "Yedi sözcükten daha az olan benzeşmeler" (2) "Kaynaklar" (3) "Doğrudan alıntılar" ve (4) "Lisansüstü tezim ile ilgili yapmış olduğum kendi yayınlarım ve yararlandığım mevzuat metinleri gibi kaynaklar" dışarıda tutulmuştur. Benzerlik kontrolüne ilişkin rapordan elde edilen sonuçlar aşağıda sunulmuştur.

Rapor Tarihi	: 04/03/2024
Gönderim Numarası	: 2269316971
Sayfa Sayısı	: 123
Sözcük Sayısı	: 31552
Karakter Sayısı	: 219354
Benzerlik Oranı	: % 3
Savunma Tarihi	: 23/02/2024

Yukarıda belirtilen sonuçları gösteren Turnitin İntihali Engelleme Programı'na ilişkin orijinal raporu, sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmaksızın bu beyanım ekinde Enstitüye teslim ettiğimi, tezimin %10'dan fazla benzerlik oranı içerdiğinin ve tek bir kaynakla eşleşme oranının %2'yi geçtiğinin belirlenmesi durumunda, bundan doğabilecek tüm yasal sorumluluğu kabul ettiğimi bildirir, saygılarımı sunarım.

Öğrencinin Adı ve Soyadı: Yeşim Beril SOĞUKSU

Tarih: 04/03/2024

İmza:

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı ve Soyadı: Yeşim Beril SOĞUKSU

E-posta Adresi:

Ünvanı	**Görev Yeri**	**Yıl**
Öğretmen	Kayatepe İlköğretim Okulu (Mersin)	2004-2008
Öğretmen	Bilim ve Sanat Merkezi (K. Maraş)	2008-2017
Öğretmen	Gözne Ortaokulu (Mersin)	2017-2018
Öğretmen	Vali Hilmi Tolun Ortaokulu (K. Maraş)	2018-

Akademik Bilgiler

Öğrenim Durumu:

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Yıl
Lisans	Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğretmenliği	Ankara Üniversitesi	2000-2004
Yüksek Lisans	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme	Mersin Üniversitesi	2009-2013
Doktora	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme	Ankara Üniversitesi	2019-2024

Yayınlar:

Soğuksu, Y. B. ve Alıcı, D. (2016). Eşdeğer Yarılar Güvenirliğinin Farklı Homojenlik Düzeylerindeki Örneklem Büyüklüklerinde, Test Uzunluğuna, Yarıya Bölme Yöntemlerine ve Güvenirlik Kestirme Yöntemlerine Göre İncelenmesi. *Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, 12*(1), 237-252.

Gürdil, H., Soğuksu, Y. B. & Demir, E. (2023). Validity examinations in item response theory based simulation studies: Example applications. *International Education Congress 2023* (pp. 359-368).