



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**ÇOKLU ATAMA YÖNTEMLERİNİN RASCH
MODELLERİ İÇİN PERFORMANSININ
BENZETİM ÇALIŞMASI İLE İNCELENMESİ**

Beyza DOĞANAY ERDOĞAN

**BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ**

**DANIŞMAN
Prof. Dr. Atilla Halil ELHAN**

2012-ANKARA

TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ÇOKLU ATAMA YÖNTEMLERİNİN RASCH
MODELLERİ İÇİN PERFORMANSININ
BENZETİM ÇALIŞMASI İLE İNCELENMESİ**

Beyza DOĞANAY ERDOĞAN

BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Atilla Halil ELHAN

2012-ANKARA

Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü

Biyoistatistik Doktora Programı

çerçevesinde yürütülmüş olan bu çalışma, aşağıdaki jüri tarafından
Doktora **Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 11/05/2012

Prof. Dr. Atilla Halil ELHAN

Ankara Üniversitesi

Tıp Fakültesi

Biyoistatistik Anabilim Dalı

Jüri Başkanı

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Birdal ŞENOĞLU

Ankara Üniversitesi

Fen Fakültesi

İstatistik Bölümü

Doç. Dr. Yasemin GENÇ

Ankara Üniversitesi

Tıp Fakültesi

Biyoistatistik Anabilim Dalı

Doç. Dr. Erdem KARABULUT

Hacettepe Üniversitesi

Tıp Fakültesi

Biyoistatistik Anabilim Dalı

Raportör

Yrd. Doç. Dr. S. Kenan KÖSE

Ankara Üniversitesi

Tıp Fakültesi

Biyoistatistik Anabilim Dalı

İÇİNDEKİLER

Kabul ve Onay	ii
İçindekiler	iii
Önsöz	vi
Simgeler ve Kısaltmalar	vii
Şekiller	viii
Çizelgeler	x
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırmanın Konusu	1
1.2. Kayıp Veri Mekanizmaları	3
1.3. Çoklu Değer Atama	6
1.3.1. Değer Atama Yöntemleri	8
1.3.1.1. Çok Değişkenli Normal Dağılım ile Değer Atama	8
1.3.1.2. Zincir Denklemleri ile Değer Atama	11
1.3.1.3. Yanıt Fonksiyonu ile Değer Atama	13
1.3.1.4. Düzeltilmiş Madde Ortalamasının Atanması	17
1.4. Ölçek Verilerinin Analizi	18
1.4.1. Rasch Modelleri	19
1.4.1.1. İkili Rasch Modeli	19
1.4.1.2. Kısmi Kredi Modeli	19
1.4.1.3. Sıralı Sonuçlu Model	20
1.4.2. Kayıp Veri Durumunda En Çok Olabilirlik Kestirimi	21
1.4.3. Rasch Modeli Varsayımları	21
1.4.3.1. Maddelerin Yerel Bağımsızlığı	22
1.4.3.2. Madde İşlev Farklılığı	22
1.5. Parametre Kestirimlerinin Birleştirilmesi	23
1.5.1. Değer Atama İçi Varyans	24
1.5.2. Değer Atamalar Arası Varyans	25
1.5.3. Toplam Örneklem Varyansı	25
1.5.4. Kayıp Veriye Ait Bilgi Derecesi ve Çoklu Değer Atama Sayısı	26

2. GEREÇ YÖNTEM	29
2.1. Benzetim Çalışması	30
2.1.1. Verilerin Türetilmesi	30
2.1.2. Kayıp Verilerin Oluşturulması	33
2.1.3. Değer Atama Yöntemleri	35
2.1.4. Rasch Analizi	38
2.1.5. Parametrelerin Birleştirilmesi ve Değerlendirme Kriterleri	40
2.2. Gerçek Uygulama	41
3. BULGULAR	43
3.1. Benzetim Çalışması Bulguları	43
3.1.1. Kayıp veri mekanizması tamamen rastgele kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	45
3.1.2. Kayıp veri mekanizması rastgele kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	47
3.1.3. Kayıp veri mekanizması rastgele olmayan kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	49
3.1.4. Kayıp veri mekanizması tamamen rastgele kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	50
3.1.5. Kayıp veri mekanizması rastgele kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	53
3.1.6. Kayıp veri mekanizması rastgele olmayan kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular	55
3.1.7. Kişi parametreleri için yanlışlık ve hata kareleri ortalaması bulguları	56
3.1.8. Madde parametreleri için yanlışlık ve hata kareleri ortalaması bulguları	60
3.1.9. Kayıp veri durumunda ve değer atama sonucunda bulunan kişi ve madde parametre kestirimlerine ilişki standart hataların tam veriden bulunanlar ile farkı	64
3.1.10. Madde Yerel Bağımsızlığı Bakımından Bulgular	66
3.1.11. Madde İşlev Farklılığı İçin Bulgular	67
3.2. Gerçek Uygulama Bulguları	68
4. TARTIŞMA	75
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	81
ÖZET	83

SUMMARY	84
KAYNAKLAR	85
EKLER	88
EK-1	88
EK-2	89
EK-3	90
EK-4	91
EK-5	92
EK-6	93
EK-7	94
EK-8	102
EK-9	104
EK-10	106
ÖZGEÇMİŞ	109

ÖNSÖZ

Doktora eğitimim ve tezim süresince benden ilgisini ve desteğini esirgemeyen değerli danışman hocam Prof. Dr. Atilla Halil Elhan'a, ilgilerinden dolayı Yrd.Doç.Dr. Serdal Kenan Köse'ye ve Doç. Dr. Yasemin Genç'e, desteği ve arkadaşlığı için Yrd. Doç. Dr. Derya Öztuna'ya, ilgi ve anlayışlarından dolayı asistan arkadaşlarım Can Ateş ve Selcen Yüksel'e, tüm Biyoistatistik Anabilim Dalı çalışma arkadaşlarıma,

Bu tezi gerçekleştirmemde büyük katkılarından dolayı Doç. Dr. Hakan Demirtaş'a,

Her zaman beni destekleyen ailem'e, çalışmalarım boyunca sabrını ve sevgisini esirgemeyen sevgili eşim Emre'ye içtenlikle teşekkür ederim.

SİMGELER ve KISALTMALAR

ÇDA	: Çoklu değer atama
ÇDN	: Çok değişkenli normal dağılım
DAA	: Değer atamalar arası
DAİ	: Değer atama içi
DMO	: Düzeltilmiş madde ortalaması
EÇO	: En çok olabilirlik
GE	: Görelî etkinlik
HKO	: Hata kareleri ortalaması
İRM	: İkili Rasch modeli
KKM	: Kısmi kredi modeli
KVBD	: Kayıp veriye ait bilgi derecesi
MC	: Monte Carlo
MİF	: Madde işlev farklılığı
MYB	: Madde yerel bağımsızlığı
MYF	: Madde yanıt fonksiyonu
RK	: Rastgele kayıp
ROK	: Rastgele olmayan kayıp
SKK	: Sınıf içi korelasyon katsayısı
SSM	: Sıralı sonuçlu model
TRK	: Tamamen rastgele kayıp
VGA	: Varyanstaki görelî artış
YF	: Yanıt fonksiyonu
ZD	: Zincir denklemleri
θ	: Teta, kişi parametresi
β	: Beta, madde parametresi

ŞEKİLLER

- Şekil 1.1. Çoklu değer atama. 7
- Şekil 3.1. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.10 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 45
- Şekil 3.2. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.30 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 46
- Şekil 3.3. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.50 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 47
- Şekil 3.4. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.03 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 48
- Şekil 3.5. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.09 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 45
- Şekil 3.6. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.15 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 49
- Şekil 3.7. Kayıp veri mekanizması ROK iken kayıp veri oranı 0.21 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 50
- Şekil 3.8. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.10 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 51
- Şekil 3.9. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.30 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği. 52

Şekil 3.10. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.50 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.	53
Şekil 3.11. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.03 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.	54
Şekil 3.12. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.09 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.	54
Şekil 3.13. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.15 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.	55
Şekil 3.14. Kayıp veri mekanizması ROK iken kayıp veri oranı 0.21 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.	56
Şekil 3.15. Kişi parametreleri için yanlışlık.	58
Şekil 3.16. Kişi parametreleri için hata kareleri ortalaması.	60
Şekil 3.17. Madde parametreleri için yanlışlık.	62
Şekil 3.18. Madde parametreleri için hata kareleri ortalaması.	63
Şekil 3.19. Tam veriden bulunan kişi parametrelerinin standart hataları ile kayıp verili durum ve değer atama yöntemlerinden bulunanlar arası farkların dağılımı.	65
Şekil 3.20. Tam veriden bulunan madde parametrelerinin standart hataları ile kayıp verili durum ve değer atama yöntemlerinden bulunanlar arası farkların dağılımı.	66
Şekil 3.21. TRK veri mekanizmasında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği	70
Şekil 3.22. TRK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.	71
Şekil 3.23. RK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.	72
Şekil 3.24. ROK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.	72

ÇİZELGELER

Çizelge 1.1. Kayıp gözlem içeren $N \times J$ boyutlu veri.	4
Çizelge 1.2. YF ile değer atama iki sonuçlu veri örneği.	15
Çizelge 1.1. YF ile değer atama çok sonuçlu veri örneği.	16
Çizelge 1.4. Parametre kestiriminin etkinliği.	27
Çizelge 2.1. Veri türetmede kullanılan kişilere ait gerçek parametre değerleri.	31
Çizelge 2.2. Veri türetmede kullanılan maddelere ait gerçek zorluk parametre değerleri.	31
Çizelge 2.3. ROK veri mekanizmasına göre kayıp veri oranları.	34
Çizelge 2.4. Performans ölçütleri.	41
Çizelge 3.1. 1000 MC tekrarı üzerinden gözlenen ortalama kayıp veri oranları.	43
Çizelge 3.2. Tam veriden kestirilen özürülük düzeyleri ile bulunan SKK değerleri ve %95 güven sınırları.	69
Çizelge 3.3. Tam, kayıp ve değer atanmış veri setleri için HAQ-DI ölçeğindeki maddeler arası SKK'lar ve %95 güven sınırları.	74

1. GİRİŞ

1.1. Araştırmanın Konusu

Günlük yaşantımızda ve bilimsel alanda ölçme önemli bir yer tutar. Ölçme, genel anlamıyla “herhangi bir niteliği gözlemek ve gözlem sonuçlarını sayılarla veya başka sembollerle ifade etmektir (Turgut, 1977). Ölçme araçlarından elde edilen sonuçlar bireylerin incelenen özellik (θ) düzeyleri hakkında değer yargılarına varmada kullanılır.

Ölçekler özellikle sağlık, eğitim ve sosyal bilimler alanlarında doğrudan ölçüm yapılamayan, örtük (latent) değişkenlerin ölçülmesinde kullanılır. Ölçek geliştirmenin amacı, uygun maddelerden oluşan, güvenilir, geçerli ve değişime duyarlı bir ölçme aracı geliştirmektir.

Ölçekler kullanılarak veri toplanırken sıklıkla karşılaşılan bir problem, bazı yanıtlayıcılardan ölçekteki bazı sorulara yanıt alınmadığı durumda ortaya çıkan kayıp verilerdir. Ölçekteki maddeler, bir gözlemcinin ya da sağlık personelinin yardımıyla değil de, bireyin kendisi tarafından yanıtlandığı zaman kayıp verilerin ortaya çıkma olasılığı, klinik çalışmalara kıyasla daha yüksektir. Kayıp veriler, genellikle araştırmacı tarafından bilinmeyen, çeşitli nedenlerden dolayı ortaya çıkabilir ve istatistiksel analizlerde sorunlara neden olabilir. Ölçekler kullanılarak veri toplanması sırasında, kayıp verilerin ortaya çıkma nedenlerinden bazıları şöyledir:

1. Yanıtlayıcı bir ya da birkaç maddeyi, gözden kaçırdığı ya da yanıtlamaktan sıkıldığı için atlamış olabilir.
2. Belli maddeleri sonradan yanıtlamak için bırakmış fakat unutmuş olabilir.
3. Soruyu nasıl yanıtlayacağını (ya da yanıtını) bilmiyor olabilir.
4. Bazı maddelere utandığı ya da çekindiği için yanıt vermemiş olabilir.

Kayıp verilerle karşılaşılması durumunda, ölçülmek istenen özellik açısından önemli olan bazı madde ya da maddelerin ölçekten çıkartılması söz konusu olabilir. Bu tür durumlarda, ölçülmek istenen özelliğin doğru olarak kestirildiğinden emin olunamayabilir. Kayıp veri probleminin üstesinden gelmek için çeşitli çözüm yolları ve değer atama yöntemleri geliştirilmiştir. Bunlardan bazıları, verileri tam olan gözlemlerin kullanılması yöntemi (listwise deletion) ya da eldeki tüm bilginin kullanılması yöntemi (pairwise deletion) gibi geçici (ad hoc) yöntemler ya da eksik gözlem yerine ortalamanın kullanılması, eksik gözlem ile tam gözlemin yer değiştirmesi gibi oldukça basit değer atama yöntemleridir.

Eğer kayıp verisi olan bireyden kısmi olarak bilgi edinilebiliyorsa, eldeki bilgi yardımıyla kayıp veriler yerine değer atanarak analizlerin tam veri seti üzerinden yapılması, bireyin analizden tamamen çıkartılmasından daha uygundur (Schafer ve Graham, 2002). Kayıp veriler yerine değer atamak, çeşitli avantajlara sahiptir. Öncelikle, toplanan verilerden fedakarlık yapılmadığı için değer atama, veri silinmesinden (eksik veriye sahip kişilerin ya da maddelerin analizden çıkartılmasından) daha etkili bir yöntemdir. Toplanan bütün veriler kullanılacağından, örneklem büyüklüğü de azalmayacağından istatistiksel gücün de azalması söz konusu olmayacaktır. Bunlara ek olarak gözlenen verilerin, kayıp verilerin tahmini hakkında bilgi sağladığı durumda, değer atama ile bu bilgi kullanılabilir ve bu durumda sonuçların kesinliği artacaktır. Ayrıca eksik veri ile analizin mümkün olmadığı istatistiksel yöntemler, tamamlanmış veri ile kullanılabilir hale gelecektir. Diğer yandan değer atama işleminde, kayıp gözlemler yerine doğru atamalar yapmak zor olabilir. Bazı geçici (ad hoc) atama yöntemleri, veri dağılımını ve verideki ilişki yapılarını olumsuz etkileyebilir. Kayıp veriler yerine çeşitli değer atama yöntemleri önerilmiştir. Değer atama işlemi bir defa yapıp, analizler tamamlanmış veri seti üzerinde yapıldığında, bu işleme “tek değer atama” adı verilir. Tek değer atama ile verideki marjinal ve koşullu dağılımlar bozulmamış olsa da, verideki kayıp gözlemlerden kaynaklanan değişkenlik yapısını göz önünde bulundurmadığından standart hata gibi değişkenlik ölçütlerinin olduğundan daha düşük tahmin edildiği, Tip-I hata oranının arttığı, güven sınırlarının olduğundan daha dar bulunduğu ve yapay olarak düşük p değerleri bulunduğu bilinmektedir. Çünkü

yapılan istatistiksel hesaplamalar, kayıp gözlemler yerine atanan değerleri gerçekte gözlenmiş gibi ele alacaklardır. Ancak atanan değerler aslında kayıp gözlemler yerine yapılan tahminlerdir. Tek değer atama yaklaşımı ile kayıp veriye ait bu değişkenlik ele alınamaz. Çoklu değer atama (ÇDA) yöntemleri, veri setinde var olan verilere koşullu olarak kayıp verilerin tahmini dağılımı yardımıyla, kayıp verilerin yerine değer atanması ile kayıp verilerden kaynaklı verideki bilinmezliğin yarattığı değişkenlik kaynağını da dikkate alarak karşılaşılan bu engellerin üstesinden gelmektedir.

Rasch modelleri, yaşam kalitesi, tutum, özürlülük düzeyi gibi örtük değişkenlerin değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Rasch analizinin, sağlık, eğitim, psikoloji, pazarlama, ekonomi ve sosyoloji gibi farklı disiplinlerde kullanımı mevcuttur. Rasch modellerinin sağlık alanında ölçek geliştirmek amacıyla kullanımı standart bir yöntem haline gelmiştir. Bu nedenle, bu modellere ilişkin çalışmalar hızla artmaktadır. Bu çalışma ile ÇDA yöntemlerinin performansları, Rasch modellerine ait parametre kestirimlerinin ve maddelere ilişkin yerel bağımsızlık (MYB) varsayımı ile madde işlev farklılığının (MİF) nasıl etkilendiği değerlendirilecektir. Benzetim çalışmasında performansı en yüksek olan değer atama yöntem(ler)i çalışmanın en son kısmında, gerçek bir veri üzerinde uygulanacaktır.

1.2. Kayıp Veri Mekanizmaları

Araştırmada yer alan kayıp veri veya verileri içeren birimler, bilgi yokluğunu temsil ederler. Kayıp veri problemi için çeşitli çözüm yolları ve değer atama yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler kayıp verinin ortaya çıkmasına neden olan sürece bağlı olarak değiştiğinden bu sürecin tanımlanması oldukça önemlidir. Kayıp veri problemini ele almadan önce kayıp verilere ilişkin varsayımların anlaşılması gereklidir. Kayıp veri mekanizmasının sınıflandırılması, varsayımlar ışığında yapılabilir. Günümüzde kullanılan kayıp veri mekanizmaları ilk defa Rubin (1976) tarafından sınıflandırılmıştır. Bu çalışmada Rubin, kayıp veri mekanizmalarını üç

sınıfa ayırmıştır ve literatürde halen Rubin'in kullandığı terminolojiden yararlanılmaktadır.

N tane birey ve J tane maddeden oluşan $N \times J$ boyutlu tam veri matrisi $Y = [Y^g, Y^k]$ olmak üzere, bu matriste gözlenen veriler Y^g , kayıp veriler ise Y^k ile gösterilsin.

Çizelge 3.1. Kayıp gözlem içeren $N \times J$ boyutlu veri.

Kişi	Madde1	Madde2	...	MaddeJ
1	0	1	...	?
2	2	?	...	2
3	?	?	...	1
...
N	0	2	...	1

Bu veri matrisindeki herhangi bir y_{ij} yanıtı ($i=1, \dots, N$; $j=1, \dots, J$) kayıp ise $r_{ij} = 1$, gözlenmiş ise $r_{ij} = 0$ olmak üzere; kayıp veriler için gösterge matrisi $R = [r_{ij}]$ biçiminde tanımlanır:

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

r_{ij} , bir olasılık dağılımına sahip rastgele değişken olarak düşünüldüğünde, kayıp verinin kaynağı olan mekanizma tanımlanabilir. φ , R 'ye ait bilinmeyen parametre vektörünü göstermek üzere, kayıp veri mekanizmasının sınıflandırılmasına $P(R|Y, \varphi)$ koşullu dağılımı ile başlanabilir. Eğer verilerin kayıp olması, tam veri matrisi Y 'deki bütün elemanlardan bağımsız ise $P(R|Y, \varphi)$,

$$P(R|Y, \varphi) = P(R|\varphi) \forall Y, \varphi \quad (1.2)$$

olarak tanımlanır. Kayıp verilerin Y veri matrisinden bağımsız olması durumunda kayıp veri mekanizması *Tamamen Rastgele Kayıp (TRK)* olarak adlandırılır. Bir örnekle açıklamak gerekirse; toplanan ölçek yanıtlarının bilgisayara veri girişlerinin yapılması esnasında, bazı yanıtlar kazara atlanabilir ve bu durum gözden kaçabilir.

Böyle bir durumda kayıp verilerin ortaya çıkmasına neden olan mekanizma, tamamen rastgeledir.

Diğer yandan, kayıp verilerin ortaya çıkması, veri matrisi Y 'nin gözlenen kısmı Y^g 'ye bağlı olabilir. Böylelikle koşullu olasılık dağılımı aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$P(R|Y, \varphi) = P(R|Y^g, \varphi) \quad \forall Y^k, \varphi \quad (1.3)$$

Kayıp verilerin ortaya çıkma olasılığı sadece veri matrisinin gözlenen kısmına bağlı olduğunda, kayıp veri mekanizması *Rastgele Kayıp (RK)* olarak sınıflandırılır. RK veri mekanizması, TRK veri mekanizmasına göre pratikte daha çok sağlanan bir varsayımdır.

Tam veri seti Y 'de kayıp verilerin kendisi (Y^k), gözlenmeyen yanıtların (ya da diğer deyişle kayıp verilerin) ortaya çıkmasına neden oluyorsa bu durumda kayıp veri mekanizması *Rastgele Olmayan Kayıp (ROK)* olacaktır. ROK veri yapısı kayıp verilerin kendisinin yanı sıra gözlenen diğer verilere de bağlı olabilir. Bu durumda koşullu olasılık aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$P(R|Y, \varphi) = P(R|Y^g, Y^k, \varphi) \quad \forall Y^k, \varphi \quad (1.4)$$

Kayıp veri mekanizmalarını daha iyi açıklayabilmek için, aşağıdaki örnek üzerinden, bu maddeye yanıt alınamamasının nedenleri incelenebilir.

Fikirlerime karşı çıktıldığında ağlarım

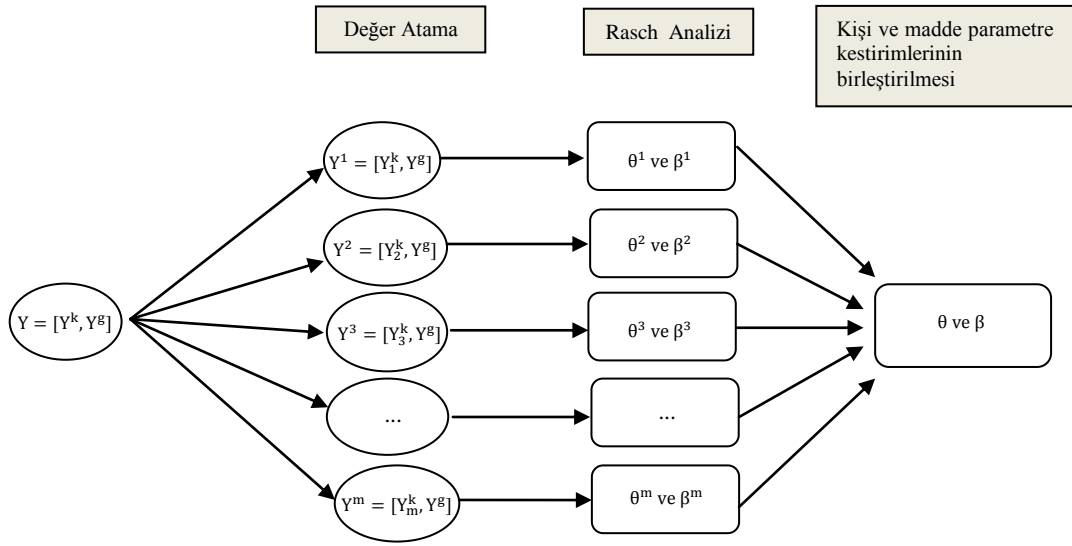
Hiçbir zaman Nadiren Ara sıra Sıklıkla Her zaman

Genelde herhangi bir yanıtlayıcının bu maddeye yanıt vermeme nedenleri aşağıdaki gibi olabilir:

1. Maddeye verilecek olan yanıtın kendisine bağılı olabilir. Örneğın bu soruya, eğer yanıt verselerdi, “her zaman” yanıtı verecek kişiler, “hiçbir zaman” yanıtı verecek kişilere göre daha yüksek olasılıkla yanıt vermeme eğiliminde olabilirler. Bu durumda kayıp veri mekanizması ROK olacaktır.
2. Gözlenen diğerk maddelere ait yanıtlara ya da ortak deęişkenlere bağılı olabilir. Örneğın bu maddede erkekler, kadınlara göre bu maddeyi yanıtlamaktan daha fazla kaçınabilirler. Bu durumda kayıp veri mekanizması RK olacaktır.
3. Kişilerin araştırma kapsamında olmayan özelliklerine bağılı olabilir. Örneğın kişinin algılama düzeyinden ya da eğitim düzeyinden kaynaklı olarak maddeye yanıt alınamamış olabilir. Bu durumda da kayıp veri mekanizması ROK olacaktır.
4. Madde sonradan yanıtlanmak üzere bırakılmış fakat unutulmuş olabilir. Bu durumda kayıp veri mekanizması TRK olacaktır.

1.3. Çoklu Deęer Atama

ÇDA ilk defa Rubin (1987) tarafından önerilmiştir. Çoklu atamada, bilinmeyen kayıp veriler, Y^k , yerine m defa deęer ataması yapılır, $Y_1^k, Y_2^k, \dots, Y_m^k$. Tamamlanan m tane veri seti standart yöntemler ile analiz edilir. Bu tez kapsamında analiz yöntemi olarak ilerde açıklaması yapılacak olan Rasch modellerinden kısmi kredi modeli kullanılacaktır. m tane kısmi kredi modelinden elde edilen kestirimler arası deęişkenlik (varyans) kayıp veriden kaynaklanan belirsizliğin (uncertainty) bir ölçütüdür. İlgilenilen parametre kestirimleri m tane tamamlanmış veri setinden elde edilen Rasch modeli kestirimleri birleştirilerek elde edilir.



Şekil 2.1. Çoklu değer atama.

Şekil 1.1'den görüldüğü gibi ÇDA üç aşamalı bir süreçtir. İlk adımda veri setindeki kayıp veriler yerine, seçilen değer atama yöntemi ile uygun değerler m kez atanır. İkinci aşamada Rasch analizi ile kişi ve madde parametre kestirimleri m tane tamamlanmış veri seti için elde edilir. Üçüncü aşamada ise m tane tamamlanmış veri setinden elde edilen parametre kestirimleri birleştirilir. Parametre kestirimlerinin ve standart hatalarının birleştirilmesi, Rubin'in (1987) önerdiği formüller ile gerçekleştirilir.

Değer atama aşaması için önerilen çok farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. Bu yaklaşımlar verilerin tipine (sürekli ya da kategorik), çalışmanın tasarımına (kesitsel ya da izleme dayalı) ve kayıp verilerin yapısına (veri matrisinde rastgele olarak yayılmış ya da belli bir maddeden sonrası hep kayıp) göre geliştirilmiştir. Bu nedenle her kayıp veri durumunda her değer atama yönteminin kullanılması uygun değildir. Bu tez kapsamında, ikiden çok kategorili yanıt seçeneğine sahip maddelerden oluşan ölçeklere uygun olabilecek değer atama yöntemleri değerlendirilecektir.

1.3.1. Değer Atama Yöntemleri

ÇDA'nın üç aşamalı bir süreç olduğundan bahsedilmişti (değer atama, istatistiksel analiz, parametrelerin birleştirilmesi). İlk aşamada kullanılacak değer atama yöntemleri aşağıda açıklanmıştır. ÇDA yapılırken, seçilen değer atama yöntemi m kez tekrarlanır.

1.3.1.1. Çok Değişkenli Normal Dağılım ile Değer Atama

ÇDA yapmak için parametrik, yarı-parametrik ya da parametrik olmayan yaklaşımlar bulunmaktadır. Parametrik yaklaşımda ilk adım, kayıp veriler için gözlenen veriler varlığında bir koşullu dağılım belirlemektir. Bu koşullu dağılım, tam veri için belirlenen dağılımdan bulunabilir. Verilerin tipi sürekli olduğunda, tam veri için genelde kullanılan dağılım çok değişkenli normal (ÇDN) dağılımdır, böylelikle koşullu dağılım da ÇDN dağılım olarak bulunacaktır. Verilerin tipi kategorik olduğunda, ÇDN dağılım yerine multinomial dağılım kullanılır. Bu durumda değişkenler arası ilişki logaritmik doğrusal modeller yardımı ile modellenir. Değer atama işlemi ise logaritmik doğrusal modelden elde edilen olasılıklar ile multinomial dağılımdan veri türetilerek yapılır. Ancak bu yaklaşımla ilgili potansiyel bir sorun, değişken sayısı arttıkça yüksek dereceden etkileşim terimi sayısının da artması, bu nedenle logaritmik doğrusal modelin oldukça karmaşık hale gelmesidir. Bu etkileşimlerin kestirilebilmesi için örneklemin de oldukça büyük olması gereklidir. Logaritmik doğrusal modeller ile değer ataması yapılırken, yüksek dereceli etkileşim terimleri modele alınmadığı durumda bile, tam verideki kayıp veri yapıları çeşitliliğine bağlı olarak artan parametre sayısı nedeniyle, hesaplama da oldukça karmaşık ve zaman alıcı olmaktadır. Bu nedenle Schafer (1997) bu yöntemin pratikte kullanılabilir olmadığını belirtmiştir. Schaffer, bu yaklaşım yerine, kategorik veriler için de ÇDN dağılımı temel alan yöntemin kullanılmasını ve kayıp veriler yerine atanacak değerlerin, değişkenlerin kategorilerine uyacak şekilde yuvarlanmasını önermiştir. Ayrıca yapılan çalışmalar kategorik veriler için de ÇDN dağılımı temel alan yaklaşımın daha iyi sonuç verdiğini ortaya koymuştur (FinchW.H., 2010).

Schafer (1998) tarafından önerilen ÇDN dağılım kullanarak değer atama, ilk olarak Tanner ve Wong (1987) tarafından önerilen veri arttırma (data augmentation) algoritmasını kullanır. Veri arttırma algoritması aslında, Bayesci yaklaşımda sonsal (posterior) dağılımı bulmak için kullanılan yöntemler arasında oldukça tutulan bir çeşit Markov Zinciri Monte Carlo (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) algoritmasıdır. Veri arttırmaya başlamadan önce, atama süreci için bütün kayıp değer ataması yapılacak maddeler ile analizde kullanılacak diğer maddelerin belirlenmesi gereklidir. Ayrıca analiz sırasında kullanılmayacak ancak, kayıp veriye sahip maddeler ve kayıp veri görülme olasılığı ile ilişkili olduğu düşünülen madde ya da ortak değişkenlerin de veri arttırma sürecine dahil edilmesi gereklidir. Buna göre aşağıdaki adımlar izlenir:

1. Değer atama işleminde ÇDN dağılım kullanıldığından, verilerin bu dağılıma ilişkin parametreleri (ortalama vektörü ve kovaryans matrisi) belirlenir. Başlangıç değerleri veride eldeki tüm gözlenen değerler yardımıyla ya da bütün verileri tam olan bireylerin gözlemleri yardımıyla kestirilen parametre değerleri olarak seçilebilir, ya da beklenti maksimizasyonu (expectation maximization, EM) kestirimleri daha iyi başlangıç değerleri olabilir.
2. Kayıp veri içeren maddeler bağımlı değişkenler, gözlenen diğer maddeler (varsa yaş gibi ortak değişkenler) bağımsız değişkenler olmak üzere, veri setindeki her kayıp veri deseni için bağımlı değişkenin birden çok olduğu, çok değişkenli regresyon denklemi kurulur. Regresyon parametreleri ve regresyondaki hata varyansı ise mevcut ortalama ve kovaryans matrisi kullanılarak *sweep operatörü* yardımıyla hesaplanır (Goodnight, 1979). Verideki kayıp veri deseni sayısı fazla olsa bile, *sweep operatörü* hesaplamaları basitleştirmektedir.

$$\hat{\mu}, \hat{\Sigma} \rightarrow \hat{\beta}, \sigma_{Y^k|Y^g}^2 \quad (1.5)$$

3. Regresyon parametre kestirimleri kayıp verileri tahmin etmede kullanılır. Kayıp veri yerine tahmin edilen her değere, sıfır ortalama ve kullanılan regresyon

denklemindeki hata varyansına sahip normal dağılımdan rastgele çekilen bir sayı eklenir.

$$Y^k = \hat{\beta}Y^g + z, \quad z \sim N(0, \sigma_{Y^k|Y^g}^2) \quad (1.6)$$

Aynı biçimde yukarıdaki regresyon denklemi $Y^k \sim P(Y^k|Y^g, \theta)$ olarak gösterilebilir. θ , yukarıdaki regresyon parametreleri yerine kullanılmıştır. Yukarıdaki regresyon denklemi ile kayıp veriler yerine değer tahmini yapmak, $P(Y^k|Y^g, \theta)$ dağılımından veri çekmek ile eşdeğerdir. Bayesci yaklaşımda bu dağılıma, kayıp gözlemlerin sonsal tahmin dağılımı (posterior predictive distribution) adı verilir.

4. Bu yolla kayıp gözlemler yerine atanmış değerler ve gözlenen değerlerden oluşan tamamlanmış veri seti kullanılarak ortalama vektörü ve kovaryans matrisi yeniden hesaplanır.
5. Güncel ortalama vektörü ve kovaryans matrisine göre, ortalama vektörü ve kovaryans matrisinin sonsal dağılımından rastgele olarak yeni parametre değerleri çekilir. Parametrelerin sonsal dağılımını elde etmek için önsel (prior) dağılımlarına ihtiyaç vardır. Genellikle ortalama vektörü için önsel dağılım olarak ÇDN dağılım, kovaryans matrisi için ise ters Wishart dağılımı kullanılır.

$$\begin{aligned} \Sigma &\sim W^{-1}(n-1, \hat{\Lambda}) \\ \mu &\sim N(\hat{\mu}, n^{-1}\Sigma) \end{aligned} \quad (1.7)$$

Burada Σ , evren varyans kovaryans matrisi; μ , evren ortalama vektörü; n , örneklem büyüklüğü; $\hat{\Lambda}$, örneklemde bulunan değişkenler arasındaki kareler toplamları ve çarpımları içeren matris; $\hat{\mu}$ ise örneklem ortalama vektörüdür.

6. Rastgele olarak çekilen ortalama ve varyans-kovaryans değerleri en güncel parametre değerleri olarak kabul edilerek ikinci adıma dönülür ve tekrar aynı

adımlar takip edilir. Art arda adımlar arası bu döngü, yakınsama sağlanana kadar devam eder.

Bu adımlar t'inci iterasyon için özetle aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$\begin{aligned}\theta^{*(t)} &\sim P(\theta | Y^g, Y^{*(t-1)}) \\ Y^{k(t)} &\sim P(Y^k | Y^g, \theta^{*(t)})\end{aligned}\tag{1.8}$$

Burada $Y^{*(t-1)}$, bir önceki iterasyonda kayıp veriler yerine atanmış değerleri, $\theta^{*(t)}$ ise t'inci iterasyonda bulunmuş parametre değerini göstermektedir.

1.3.1.2. Zincir Denklemleri ile Değer Atama

Parametrik yaklaşımda ilk adımın, kayıp veriler için gözlenen veriler varlığında bir koşullu dağılım belirlemek olduğundan ve bu koşullu dağılımın, tam veri için belirlenen dağılımdan bulunabileceğinden bahsedilmişti. Tam veri için dağılım belirlerken kullanılan iki yaklaşımdan biri, veri matrisindeki yanıtların çok değişkenli bir dağılımdan, $P(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\theta})$, geldiğini varsaymaktır. ÇDN dağılıma dayalı değer atama da bu yaklaşımı kullanmaktadır. İkincisi ise, veri matrisindeki her değişken için ayrı bir koşullu dağılım tanımlanarak, iteratif olarak bu koşullardan örneklem çekmenin sonucunda aslında var olan çok değişkenli dağılıma yakınsanacağıdır. Zincir denklemleri (ZD) ile her değişkene ait koşullu olasılık dağılımlarından iteratif olarak rastgele değerler çekerek $\boldsymbol{\theta}$ 'nın sonsal dağılımına ulaşılabilir (van Buuren,2010; van Buuren ve Oudshoorn, 2011). Y_j , j.inci maddeye verilen yanıtları ve Y_{-j} , j.inci madde dışındaki diğer tüm maddelere verilen yanıtları göstermek üzere ZD aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$\begin{aligned}P(Y_1 | Y_{-1}, \theta_1) \\ \dots \\ P(Y_j | Y_{-j}, \theta_j)\end{aligned}\tag{1.9}$$

$\theta_1, \dots, \theta_j$ parametreleri koşullu dağılımların parametreleridir ve θ 'nın birer fonksiyonudur. Kayıp gözlem yerine, gözlenen veriden basit rastgele örnekleme ile bir değer atanarak iterasyon başlamış olur. ZD'nin t.inci iterasyonu art arda koşullu dağılımlardan rastgele değer çekilmesi ile gerçekleşen Gibbs örneklemesidir:

$$\begin{aligned}
\theta_1^{*(t)} &\sim P\left(\theta_1 | Y_1^g, Y_2^{(t-1)}, \dots, Y_j^{(t-1)}\right) \\
Y_1^{*(t)} &\sim P\left(Y_1 | Y_1^g, Y_2^{(t-1)}, \dots, Y_j^{(t-1)}, \theta_1^{*(t)}\right) \\
&\dots \\
\theta_j^{*(t)} &\sim P\left(\theta_j | Y_j^g, Y_1^{(t)}, \dots, Y_{j-1}^{(t)}\right) \\
Y_j^{*(t)} &\sim P\left(Y_j | Y_j^g, Y_1^{(t)}, \dots, Y_j^{(t)}, \theta_j^{*(t)}\right)
\end{aligned} \tag{1.10}$$

Burada $Y_j^{(t)} = (Y_j^g, Y_j^{*(t)})$, t'inci iterasyonda değer ataması yapılmış değişkendir. Dikkat edilecek olursa, bir önceki iterasyonda değer ataması yapılan değişkenler, $Y_j^{*(t-1)}$, $Y_j^{*(t)}$, nin koşullu dağılımına direkt olarak değil, diğer değişkenlerle var olan ilişkileri üzerinden etki etmektedir (van Buuren ve Oudshoorn, 2011).

Maddelere verilen yanıtlar iki sonuçlu olduğunda, kayıp veriler yerine lojistik regresyon kullanılarak değer atanmaktadır. İlk olarak, Y_j 'ye ait bütün gözlenen değerler için, aşağıdaki lojistik model kurulur.

$$P(Y_j = 1 | Y_{-j}, \beta_j) = \frac{\exp(\alpha_j + Y_{-j}\beta_j)}{1 + \exp(\alpha_j + Y_{-j}\beta_j)} \tag{1.11}$$

İkinci olarak, (α_j, β_j) çifti bilgi verici olmayan önsel dağılım altında;

$$P(\alpha_j', \beta_j' | Y_j, Y_{-j}) \tag{1.12}$$

olasılığına bağlı olarak çekilerek, kayıp veri içeren maddelerdeki kayıp verilerin her biri için yanıt olasılığı (w_i) aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$w_i = \frac{\exp(\alpha_j' + \beta_j' * y_{-ij})}{(1 + \exp(\alpha_j' + \beta_j' * y_{-ij}))}, \quad i = 1, \dots, n_j^{\text{kayıp}} \quad (1.13)$$

$n_j^{\text{kayıp}}$, Y_j üzerindeki kayıp gözlem sayısını; y_{-ij} ise diğer maddelere verilen yanıtları göstermektedir. Bundan sonra $u_i \sim \text{Uniform}(0,1)$ dağılımından rastgele değişken çekilir. Eğer $u_i > w_i$ ise $y'_{ij} = 1$, değilse $y'_{ij} = 0$ olarak atanır (van Buuren, 2010).

Maddelere verilen yanıtlar çok sonuçlu olduğunda, $k=0,1,\dots,m$, kayıp veriler yerine multinomial lojistik regresyon, diğer bir adıyla politomial regresyon, kullanılarak değer atanabilir. Bu durumda $P(Y_j | Y_{-j}, \beta_j)$ koşullu dağılımı aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$P(Y_j \leq k | Y_{-j}, \beta_j) = \frac{\exp(Y_{-j} \beta_{jk})}{1 + \sum_{k=1}^m \exp(Y_{-j} \beta_{jk})} \quad (1.14)$$

Bu olasılıklar kullanılarak, multinomial dağılımdan çekilecek rastgele değerler kayıp veriler yerine atanır.

1.3.1.3. Yanıt Fonksiyonu ile Değer Atama

Çalışmadaki bireylerin depresyon veya özürlülük gibi ilgilenilen örtük özellik düzeyinin tahmin edilmek istendiği bir çalışmada, bireylere ait örtük özellik parametre vektörü θ ve madde zorluklarına ait parametre vektörü ise β ile gösterilsin. Buna göre kullanılacak Rasch modeli $P(Y_{ij} = y_{ij} | \theta_i, \beta_j)$ biçimindedir (Rasch modellerinden ayrıntılı olarak Bölüm 1.4'te bahsedilecektir). Bu olasılık, i .nci bireyin j .nci maddeden y_{ij} puanı alma olasılığını gösterir ve aynı zamanda madde yanıt fonksiyonu (MYF) olarak da bilinir. Görüldüğü gibi bu olasılık kişi ve madde parametrelerine bağlıdır. Bu parametreler, veri matrisinde kayıp veriler olduğunda da kestirilebilir ve kestirim için olabilirlik fonksiyonu kullanılır. Böylelikle kayıp veriler yerine, gözlenen veriler kullanılarak kestirilen kişi ve madde parametreleri kullanılarak değer ataması yapılabilir. Maddelere verilen yanıtlar $y_{ij} = 0, 1$ gibi iki sonuçlu olduğunda, i .nci kişinin j .nci maddeye ait kayıp gözlemi yerine

$P(Y_{ij} = y_{ij} | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}_j)$ olasılığı ile Bernoulli dağılımından çekilecek değer atanır. Madde yanıt kategorileri $y_{ij} = 0, 1, \dots, k$ gibi ikiden çok olduğu durumda ise, $P(Y_{ij} = y_{ij} | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}_j)$ olasılığı ile *Multinomial* dağılımdan çekilecek değer atanabilir. Bu atama işlemine model tabanlı değer atama denir (Sijtsma ve van der Ark, 2003). Ancak değer atama için kullanılacak model aynı zamanda analiz için varsayılan model olduğu için, sonuçta elde edilecek tamamlanmış veri seti de modele uyum bakımından yanlı olacaktır.

Sijtsma ve van der Ark (2003), parametrik olmayan MYF'ye dayanan bir değer atama yöntemi geliştirmişlerdir. Bu yöntem, parametrik olmayan regresyonu temel almaktadır ve MYF'nin şekli ve örtük özelliğin tek boyutluluğu hakkında varsayımları yoktur. Bu yöntem yanıt fonksiyonu (YF) olarak adlandırılmıştır. Herhangi bir kişiye ait toplam puan $Y_+ = \sum_{j=1}^J y_j$ biçiminde gösterilsin (kişi bazında işlemlere devam edileceğinden kolaylık olması açısından kişi indisi gösterilmemiştir). Kişinin değer ataması yapılacak j.nci madde dışında kalan J-1 tane iki sonuçlu madde üzerinden toplam puanı $R_{-j} = Y_+ - y_j$ olsun. Burada R_{-j} , kişi parametresi θ 'nın tahmini olarak kullanılmaktadır. Böylelikle belli bir kişinin j.nci iki sonuçlu maddeye 1 yanıtı verme olasılığı $P(Y_j = 1 | \theta)$ 'nın tahmini de $P(Y_j = 1 | R_{-j})$ olacaktır. Bu tahmini olasılık kısaca $P_j[R_{-j}]$ olarak gösterilmiştir. Örneğin kişinin R_{-j} puanı r'ye eşit olsun. Bu kişi için $P_j[R_{-j}]$ olasılığı bütün gözlemleri tam olup R_{-j} puanı r'ye eşit olanların içinde, j'inci madde puanı 1 olan kişilerin oranıdır. Bu oran kullanılarak atama işlemi aşağıdaki gibi yapılır:

1. j.nci maddeyi yanıtlamamış ve muhtemelen diğer maddelerden bazılarında da kayıp yanıtları olan bir kişi düşünelim. Buna göre bu kişinin j. madde dışında gözlenen bütün yanıtları üzerinden hesaplanacak toplam skor tahmini, KO: kişi ortalaması olmak üzere, aşağıdaki gibidir.

$$\hat{R}_{-j} = KO_i \times (J - 1); \quad \hat{R}_{-j} \in \mathbb{R} \quad (1.15)$$

2. Eğer hesaplanan \widehat{R}_{-j} tam sayı ise $P_j[\widehat{R}_{-j}]$, bu kişi ile aynı R_{-j} değerine sahip ve j 'inci maddeye 1 yanıtı vermiş kişilerin oranı olarak bulunur. Ancak eğer \widehat{R}_{-j} gerçel sayı ise, bir sol komşuluğu ve bir sağ komşuluğu olacaktır (sırasıyla R_{-j}^{sol} , $R_{-j}^{sağ}$). Böylece, yanıtları tam olan ve j . soruya 1 yanıtı vermiş diğer bireylerden $P[R_{-j}^{sol}]$ ve $P[R_{-j}^{sağ}]$ olasılıkları hesaplanır.
3. $R_{-j}^{sağ} - R_{-j}^{sol} = 1$ olduğu bilindiğinde i .nci kişi için $P_j[\widehat{R}_{-j}]$ olasılığı interpolasyon ile hesaplanabilir.

$$P_j[\widehat{R}_{-j}] = P_j[R_{-j}^{sol}] + \{P_j[R_{-j}^{sağ}] - P_j[R_{-j}^{sol}]\} \times \{\widehat{R}_{-j} - R_{-j}^{sol}\} \quad (1.16)$$

Veri matrisinde i .nci kişi ve iki sonuçlu j .nci maddeye karşılık gelen (i,j) hücresine değer atama, $Bernoulli(P_j[\widehat{R}_{-j}])$ dağılımından çekilen rastgele değer ile yapılır.

Yukarıda anlatılan üç adım veri matrisindeki kayıp gözleme sahip her (i,j) hücresi için tekrarlanır. Örneğin $J=5$ sorudan oluşan bir ölçekte A kişisi 1'inci ve 4'üncü maddeleri yanıtlamamış ve geriye kalan iki soruya 1, diğerine ise 0 yanıtı vermiş olsun.

Çizelge 1.2. YF ile değer atama iki sonuçlu veri örneği.

Kişi	Madde1	Madde2	Madde3	Madde4	Madde5	KO
A	.	1	1	.	0	2/3

A kişisi için 1.nci soru haricinde toplam puan kestirimi $\widehat{R}_{-1} = \left(\frac{2}{3}\right) \times (5 - 1) = 2.67$ olacaktır. Buna göre $R_{-1}^{sağ} = 3$ ve $R_{-1}^{sol} = 2$ olmak üzere, $P[R_{-1}^{sağ} = 3] = 0.85$ ve $P[R_{-1}^{sol} = 2] = 0.70$ olarak hesaplanmış olsun. Bu olasılıklar sırasıyla kayıp gözlemi bulunmayıp 1.inci soruya 1 yanıtı verenlerden 1.nci soru dışında toplam puanları 3 ve 2 olanların oranlarını göstermektedir. Bu bilgiler ışığında A kişinin 1.nci soru haricinde toplam puanının 2.67 olma olasılığı hesaplanabilir.

$$P_A[\widehat{R}_{-1} = 2.67] = 0.70 + (0.85 - 0.70) \times (2.67 - 2) = 0.8 \quad (1.17)$$

Bernoulli(0.8) dağılımından çekilecek rastgele değer A kişinin 1.inci maddedeki kayıp gözlemi yerine atanabilir.

Yanıt kategorisi ikiden fazla olan maddeler için yanıt olasılıkları, $P(Y_{ij} \geq y_{ij} | \theta_i)$, $y_{ij} = 0, 1, \dots, k$, iki kategorili yanıtla sahip maddelerde olduğu gibi bulunabilir. Örneğin $k=2$ olduğu durumda $P(Y_{ij} \geq 1 | \theta_i)$, $P(Y_{ij} \geq 2 | \theta_i)$ olasılıkları sırasıyla $P[Y_{ij} \geq 1 | R_{-j}]$, $P[Y_{ij} \geq 2 | R_{-j}]$ ile kestirilebilir. Örneğin $J=5$ maddelik bir ölçekte bütün maddeler için yanıt kategori sayısı 3 olsun ($k=2$). B kişi 1.nci ve 4'üncü maddelere yanıt vermediğini ve diğer maddelere ise sırasıyla 2-2-1 yanıtlarını verdiğini düşünelim. B kişinin 1.inci madde haricindeki toplam puanı: $\widehat{R}_{-1} = \left(\frac{5}{3}\right) \times (5 - 1) = 6.67$ olarak hesaplanır.

Çizelge 1.3. YF ile değer atama çok sonuçlu veri örneği.

Kişi	Madde1	Madde2	Madde3	Madde4	Madde5	KO
B	.	2	2	.	1	5/3

Burada her iki maddenin de ikişer YF olduğu için interpolasyon işlemi de ikişer defa yapılmalıdır. Bu örnek için;

$$\begin{aligned}
 P_B[Y_1 \geq 1 | R_{-1}^{sol} = 6] &= 0.8 \\
 P_B[Y_1 \geq 1 | R_{-1}^{sağ} = 7] &= 0.95 \\
 P_B[Y_1 \geq 2 | R_{-1}^{sol} = 6] &= 0.5 \\
 P_B[Y_1 \geq 2 | R_{-1}^{sağ} = 7] &= 0.75
 \end{aligned} \quad (1.18)$$

olduğu düşünölsün. Bu bilgiler ışığında B kişinin 1.inci madde haricindeki toplam puanı bilindiğinde, 1.inci maddeye vereceği birikimli yanıt olasılıkları aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\begin{aligned}
P_B[Y_1 \geq 1 | \hat{R}_{-1} = 6.67] &= 0.8 + (0.95 - 0.80) \times (6.67 - 6) = 0.90 \\
P_B[Y_1 \geq 2 | \hat{R}_{-1} = 6.67] &= 0.5 + (0.75 - 0.50) \times (6.67 - 6) = 0.67
\end{aligned} \tag{1.19}$$

Birikimli olasılıklardan $y_{ij} = 0, y_{ij} = 1, y_{ij} = 2$ kategori olasılıkları hesaplanabilir;

$$\begin{aligned}
P_B[Y_1 = 0 | \hat{R}_{-1} = 6.67] &= 1 - P_B[Y_1 \geq 1 | \hat{R}_{-1} = 6.67] = 0.10 \\
P_B[Y_1 = 1 | \hat{R}_{-1} = 6.67] &= P_B[Y_1 \geq 1 | \hat{R}_{-1} = 6.67] - P_B[Y_1 \geq 2 | \hat{R}_{-1} = 6.67] = 0.23 \\
P_B[Y_1 = 2 | \hat{R}_{-1} = 6.67] &= P_B[Y_1 \geq 2 | \hat{R}_{-1} = 6.67] = 0.67
\end{aligned} \tag{1.20}$$

Hesaplanan kategori olasılıkları ile *Multinomial* dağılımdan çekilecek rastgele sayı B kişinin 1.inci maddeye yanıtı olarak atanır.

1.3.1.4. Düzeltilmiş Madde Ortalamasının Atanması

Bu yaklaşım ile kayıp veriler yerine bireyin ilgilenilen özellik düzeyi ile düzeltilmiş madde ortalaması atanır. Birey indisi i , madde indisi j olmak üzere y_{ij} , i 'nci bireyin j 'inci maddeye verdiği yanıtı gösterebilir. Buna göre düzeltilmiş madde ortalaması (DMO) gözlenen yanıtlar üzerinden aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$DMO_{ij} = \left[\frac{\sum_j y_{ij}}{\sum_j MO_{ij}} \right] \times MO_{ij} \tag{1.21}$$

Burada MO, ilgili madde ortalamasını göstermektedir. Her değer atama işlemi sırasında DMO'ya rastgele bir hata eklenerek değer atanması yapılır. Eklenecek rastgele hata terimi 0 ortalamalı, σ_ε^2 varyanslı normal dağılımdan çekilir, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$. Örneklem hata varyansı S_ε^2 aşağıdaki gibi bulunur ve rastgele hata terimi $\varepsilon \sim N(0, S_\varepsilon^2)$ dağılımından çekilir.

$$S_\varepsilon^2 = \sum_i \sum_j (y_{ij} - DMO_{ij})^2 / (\#g - 1) \tag{1.22}$$

#g: veri matrisinde gözlenen yanıt sayısı

Atanacak deęer $DMO_{ij} = DMO_{ij} + \epsilon_{ij}$ olarak hesaplanır ve en yakın yanıt kategorisinin deęerine $(0, \dots, m_i)$ yuvarlanır.

Burada anlatılan deęer atama yöntemleri, kayıp veri mekanizmaları TRK ve RK olduęunda kullanılabilir. Ancak kayıp veri mekanizması ROK olduęu durumda kullanılan yöntemler farklıdır. Bu durumda kayıp veriyi ortaya çıkaran mekanizma ile gözlenen verinin eş zamanlı olarak modellenmesini saęlayan yöntemler mevcuttur (Pimentel, J.L., 2005). Bu tez kapsamında, yalnızca deęer atama yöntemleri incelendięinden, bu tip modelleme çözümleri çalıřma dıřında tutulmuřtur.

1.4. Ölçek Verilerinin Analizi

ÇDA sonucunda elde edilen m tane tamamlanmıř veri setine ayrı ayrı Rasch analizi uygulanır. Rasch analizi, eldeki veri setinin Georg Rasch (1960) tarafından geliřtirilen ölçüm modeline uyup uymadıęını ve başarılı bir ölçüm yapmak için gerekli olan kriterleri ne düzeyde saęladıęını incelemektir. Bu nedenle Rasch modeli ideal ölçüm için verinin uyması gereken bir standart olarak düşünülebilir. İstatistiksel bakıř açısı ile veriye uygun model bulunması önemli iken, Rasch bakıř açısı ile verinin Rasch modeline uyması önemlidir. İstatistiksel modeller veri setini en iyi biçimde tanımlayabilmek için kullanılırlar. Model parametreleri veriye uyumları bakımından yeniden düzenlenebilir, modelden atılabilir ya da modelde tutulabilir. Bunun tersine, Rasch modeli kullanıldıęında, modele iyi uyum gösteren veri elde edilmeye çalıřılır (Andrich, 2004). Rasch modelleri, yařam kalitesi, tutum, özürllük düzeyi gibi örtük deęiřkenlerin ölçülmesi için hazırlanan ölçeklerin içsel yapı geçerlilięinin deęerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Rasch analizinin, saęlık, eęitim, psikoloji, pazarlama, ekonomi ve sosyoloji gibi farklı disiplinlerde kullanımı mevcuttur.

İki sonuçlu ve çok sonuçlu yanıt kategorileri için geliřtirilmiř farklı Rasch modelleri bulunmaktadır. Soru bankasında yer alan maddeler, iki sonuçlu olduęunda ikili

Rasch modeli (*dichotomous model*) kullanılırken; ikiden fazla sonuçlu olduğunda kısmi kredi modeli (*partial credit model*) ya da sıralı sonuçlu model (*rating scale model*) kullanılmaktadır.

1.4.1. Rasch Modelleri

1.4.1.1. İkili Rasch Modeli

Danimarkalı matematikçi Georg Rasch tarafından 1960 yılında, iki sonuçlu (evet/hayır, var/yok, katılıyorum/katılmıyorum, vb.) maddeler için geliştirilen İkili Rasch modelinde (İRM), bireyin bir maddeye doğru yanıt verme olasılığı, kişinin θ düzeyi ile maddenin zorluğu (β) arasındaki farkın lojistik fonksiyonu olarak tanımlanır. İki sonuçlu maddeler, tek basamaklı maddeler olarak da adlandırılır. Eğer kişi bu tek basamağı başarı ile gerçekleştirirse 1 puan, gerçekleştiremezse 0 puan alır. Bu modelde madde zorluk parametresinin (β_j) yanı sıra bireyin θ düzeyi tahmin edilir. İncelenen özellik düzeyi θ_i olan i.nci kişinin, zorluk düzeyi β_j olan j.inci maddeden 1 puan alma (doğru cevap verme) olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$P(y_j = 1 | \theta_i) = P_{ij} = \frac{\exp(\theta_i - \beta_j)}{1 + \exp(\theta_i - \beta_j)} \quad (1.23)$$

1.4.1.2. Kısmi Kredi Modeli

Çok sonuçlu maddeler için geliştirilmiş olan kısmi kredi modelinde (KKM), maddelere verilen cevapların sonuçlarını sadece doğru/yanlış olarak değil, doğruluk kavramını göreceli olarak geliştirip bir ya da daha fazla orta düzeye yayarak, θ düzeyi orta derecede olan kişilerin de kredilendirilmesi mümkün olmaktadır. Bu model, çoklu aşama gerektiren ve çözümlene sürecinde farklı aşamaların tamamlanması durumunda kısmi kredi vermenin önemli olduğu veya Likert tipi maddelerde yanıt kategorileri arasındaki uzaklıkların maddeden maddeye farklılık

gösterdiği ölçme aracı maddelerinin analiz edilmesi için Masters tarafından 1982 yılında geliştirilmiştir. Bu model ile i.nci kişinin, j.nci maddeden x puan alma olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$P_{ijx} = \frac{\exp \sum_{k=0}^x (\theta_i - \beta_{jk})}{\sum_{k=0}^{m_i} \exp \sum_{t=0}^k (\theta_i - \beta_{jt})}, \quad x = 0, 1, \dots, m_i$$

$$\beta_{j0} \equiv 0, \quad \sum_{k=0}^0 (\theta_i - \beta_{jk}) = 0, \quad \exp \sum_{k=0}^0 (\theta_i - \beta_{jk}) = 1 \quad (1.24)$$

1.4.1.3. Sıralı Sonuçlu Model

Sıralı kategorileri aşağıdaki gibi olan bir davranış anketi için:

Kesinlikle katılmıyorum	Katılmıyorum	Katılıyorum	Kesinlikle katılıyorum
0	1	2	3

“Katılıyorum” kategorisini seçen bir kişinin; “Kesinlikle katılmıyorum” yerine “Katılmıyorum” kategorisini seçtiği (yani ilk basamağı tamamladığı) ve aynı zamanda “Katılmıyorum” yerine de “Katılıyorum” kategorisini seçtiği (yani ikinci basamağı tamamladığı) fakat “Katılıyorum” yerine “Kesinlikle katılıyorum” kategorisini seçmekte başarısız olduğu (yani üçüncü basamağı tamamlayamadığı) düşünülür. Sıralı sonuçlu modelde (SSM), basamakların zorluk düzeylerinin maddeden maddeye değişmediği varsayılır. Bu varsayım KKM’de madde basamaklarını aşağıdaki gibi iki bölümden oluşacak şekilde yeniden yazarak gerçekleştirilir.

$$\beta_{jk} = \beta_j + \tau_k \quad (1.25)$$

β_j değeri, seçilen bir maddenin kategori eşik değerlerine göre ortalama zorluğu gösterirken, τ_k değeri her maddedeki k’ncü basamağın eşik değerini gösterir. KKM’de Denklem 1.25 yazıldığında, SSM elde edilir. Bu model ile, i’nci kişinin, j’nci maddeden x puan alma olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$P_{ijx} = \frac{\exp \sum_{k=0}^x (\theta_i - (\beta_j + \tau_k))}{\sum_{k=0}^{m_i} \sum_{t=0}^k (\theta_i - (\beta_j + \tau_t))}, \quad x = 0, 1, \dots, m_i$$

$$\tau_0 \equiv 0 \text{ için, } \exp \sum_{k=0}^0 (\theta_i - (\beta_j + \tau_k)) = 1 \text{ olacaktır.} \quad (1.26)$$

1.4.2. Kayıp Veri Durumunda En Çok Olabilirlik Kestirimi

Rasch modellerinde en sık kullanılan parametre kestirim yöntemlerinden biri en çok olabilirlik (EÇO) yöntemidir. EÇO yöntemi, gözlenen veri için en yüksek olabilirliğe sahip parametre ya da parametre setini belirler. Gözlenen veriye koşullu olarak parametrelerin olabilirliğini belirlemek için, olabilirlik fonksiyonu (ya da olabilirlik fonksiyonunun logaritması) kullanılır. Bu fonksiyonu maksimum yapan parametre(ler) en çok olabilirlik kestirimi olarak bulunmuş olur. Olabilirlik fonksiyonu ise, gözlenen veri için tanımlanan model (bu çalışmada Rasch modeli) yardımıyla bulunur.

Kayıp veri durumunda, EÇO yöntemi mevcut olan bütün veriyi kullanarak kestirim yapar. Eğer gözlenen veri için kullanılan model doğru olarak tanımlanmışsa, TRK ve RK veri mekanizmaları için EÇO kestirimleri yansız ve etkin olacaktır. Ancak, küçük örneklem için EÇO yöntemi ile bulunan kestirimler güvenilir olmayabilir (Little ve Rubin, 1989).

1.4.3. Rasch Modeli Varsayımları

Rasch modeli aşağıdaki varsayımlara sahiptir:

- Ölçeği oluşturan maddelerin tümü tek bir özelliği ölçmelidir. Yani ölçülen özellik tek boyutludur. Eğer tek boyutluluk sağlanmıyorsa doğru ölçüm yapılamaz.
- Maddelere doğru yanıt verme olasılığı, θ düzeyi arttıkça monoton olarak artar.
- Belirli bir θ düzeyinde, maddelere verilen yanıtlar birbirinden bağımsız olmalıdır.

- Kişilere ve maddelere ait toplam skorlar sırasıyla kişi ve madde parametrelerinin yeterli istatistikleridir.

1.4.3.1. Maddelerin Yerel Bağımsızlığı

Rasch modelleri varsayımları arasında, belirli bir θ_i düzeyinde, testteki maddelerin cevaplandırılma olasılıklarının birbirinden bağımsız olması yer almaktadır. Bu varsayım sağlanmadığında maddelerin yerel bağımlılığı (MYB) (local item dependence) ortaya çıkar. θ düzeyine koşullu olarak maddelere verilen yanıtların birbirinden bağımsız olması, hatalara ait korelasyonların sıfır olması ile gözlenebilir. Eğer örtük özelliğin etkisi kaldırıldıktan sonra hatalara ait korelasyonlar önemli bulunuyorsa, bu durumda maddeler yerel olarak bağımlıdır ya da ölçeği oluşturan bütün maddeler asıl ölçülmek istenen özellik (θ) dışında ikinci bir örtük özelliği de ölçüyor olabilir. Bu durumda Rasch modelinin varsayımlarından tek boyutluluk varsayımı da ihlal edilmiş olacaktır. MYB'nin ihlal edilmesi durumunda özellikle madde ve birey parametrelerine ait kestirimler yanlış olacaktır. Böylelikle bu parametre kestirimleri kullanılarak gerçekleştirilen istatistiksel hesaplamalar ile elde edilen sonuçlar da yanlış olacaktır (Baghaei, 2008).

1.4.3.2. Madde İşlev Farklılığı

Veri setindeki bazı maddelere verilen yanıtlar, kişilere ait cinsiyet, yaş, hastalık süresi gibi bazı faktörler açısından yanlılık gösterebilir. Bu yanlılığa Rasch literatüründe madde işlev farklılığı (MİF) adı verilir (differential item functioning). MİF olduğunda, kişilerin θ ölçümleri yanlış olacaktır. Rasch modelinde, aynı θ düzeyine sahip iki kişinin aynı maddeye aynı yanıtı vermesi beklenir. Çünkü bu kişilerin o maddeye belirli bir yanıtı verme olasılıkları (beklenen değerleri) aynı bulunacaktır. Bu durum, kişiler farklı gruplara (cinsiyet gibi) ait olsalar bile geçerli olmalıdır. MİF varlığında, aynı θ düzeyine sahip fakat farklı gruplardan gelen kişilerin aynı maddeye verdikleri yanıtlar farklı olacaktır. Yani, MİF gösteren madde, bir grup için diğerinden farklı bir zorluğa sahip olacaktır.

MİF gösteren maddelerin belirlenmesi için kullanılan en yaygın yaklaşım Rasch modelinden bulunan artıkların kullanılmasıdır. Ölçeği yanıtlayan n'inci kişi i'nci iki sonuçlu maddeye y_{ni} yanıtını vermiş olsun. Bu yanıt için Rasch modelinden bulunan beklenen değer ve varyans da sırasıyla $E[y_{ni}]$ ve $V[y_{ni}]$ olsun. Bu yanıtla ilişkin standartlaştırılmış artık değeri aşağıdaki gibi olacaktır:

$$Z_{ni} = \frac{y_{ni} - E[y_{ni}]}{V[y_{ni}]} \quad (1.27)$$

Standartlaştırılmış artıklar kişilerin maddelere verdikleri bütün yanıtlar için hesaplanır. Sonrasında, kişiler θ kestirimlerine göre G tane sınıf aralığına bölünür. Her madde için standartlaştırılmış artık değerleri bağımlı değişken, bulunan G tane sınıf aralığı (class interval) ve kişi faktörü bağımsız değişkenler olarak alınıp, iki yönlü varyans analizi gerçekleştirilir. Varyans analizi sonucunda iki çeşit MİF bulmak mümkündür. Birincisi θ düzeyi boyunca değişmeyen tek düze (uniform) MİF, diğeri ise θ düzeyi boyunca farklılık gösteren tek düze olmayan (non uniform) MİF'tir. Tekdüze MİF yalnızca kişi faktörünün varyans analizi sonucunda anlamlı bulunması, tekdüze olmayan MİF ise varyans analizi sonucunda kişi faktörü ve θ düzeyi sınıfları arasındaki etkileşim teriminin anlamlı bulunması ile ortaya konabilir.

1.5. Parametre Kestirimlerinin Birleştirilmesi

Şekil 1.1'de görüldüğü gibi ÇDA ile m tane tamamlanmış veri seti elde edilmektedir. Bu m tane tamamlanmış veri seti kullanılarak m farklı Rasch modelinden elde edilecek kişi ve madde parametre kestirimleri birleştirilir. Bu birleştirme işlemi Rubin (1987) tarafından tanımlanan kurallar çerçevesinde gerçekleştirilir. $\hat{\theta}_i^m$ m'inci tamamlanmış veri setinden bulunan i.nci kişiye ait Rasch modeli parametre kestirimini gösterebilir. Bu durumda m veri seti üzerinden bu kişi için bulunan parametre tahminleri aşağıdaki biçimde birleştirilebilir.

$$\hat{\theta}_i = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \hat{\theta}_i^t \quad (1.28)$$

Denklem 1.28'den de görüldüğü gibi, kişi parametresine ilişkin ÇDA kestirimi basitçe, m tane veri setine ilişkin kişi parametresi kestiriminin aritmetik ortalamasıdır. ÇDA Bayesci çerçevede geliştirilmiş olmasına karşın, birleştirilmiş parametre kestirimi hem Bayesci hem de klasik istatistik bakış açısından anlamlıdır. Klasik istatistik bakış açısından, $\hat{\theta}_i$ sabit varsayılan popülasyon parametresine ilişkin kestirimdir. Bayesci yaklaşım için ise, $\hat{\theta}_i$, kişi parametre kestiriminin sonsal dağılımının ortalamasıdır (Little ve Rubin, 2002; Rubin, 1987).

Standart hata kestirimlerinin birleştirilmesi, basitçe ortalama alınarak gerçekleştirilemez. ÇDA sonucunda standart hataların birleştirilmesi örneklemden kaynaklanan iki değişim (belirsizlik) kaynağının birleştirilmesi ile gerçekleştirilir. Bu iki değişim kaynağından birincisi, eğer veri tam olsaydı ortaya çıkacak örneklem hatası (değer atama içi varyans); diğeri ise kayıp verilerden kaynaklanan örneklem hatasıdır (değer atamalar arası varyans).

1.5.1. Değer Atama İçi Varyans

Önceden de belirtildiği gibi, ÇDA varyansı, değer atama içi (DAİ) ve değer atamalar arası (DAA) olmak üzere iki değişim kaynağını içerir. DAİ varyans m tane tamamlanmış örneklem varyansının aritmetik ortalamasıdır.

$$\text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAİ}} = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \text{Var}_{\hat{\theta}_i}^t \quad (1.29)$$

Burada $\text{Var}_{\hat{\theta}_i}^t$, i.nci kişiye ait t.inci tamamlanmış örneklemdaki ($t=1, \dots, m$) parametre kestiriminin varyansıdır. $\text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAİ}}$ ise, i.nci kişiye ait DAİ varyanstır. Denklem 1.29'da tamamlanmış veri varyanslarının ortalaması alınmaktadır. Böylelikle DAİ varyans eğer hiç kayıp veri olmasaydı ortaya çıkacak örneklem varyansını etkin bir biçimde tahmin etmektedir.

1.5.2. Değer Atamalar Arası Varyans

Kayıp değerler parametre kestirimi sırasında ekstra bir bilinmeyen oldukları için standart hataları arttırabilirler. Tekli değer atama yöntemleri bu durumu göz ardı etmektedir. Çünkü tekli değer atama yapıldığı durumda, sanki atanan değerler gerçek değerlermiş gibi işlem görürler. Sonuç olarak, en uygun tekli değer atama yöntemi kullanılsa dahi, standart hatalar olduğundan daha düşük olarak kestirilecektir. ÇDA ile kayıp verilerden kaynaklanan örneklem hatası da göz önünde bulundurulur (Enders, 2010). ÇDA ile bulunan m tane tamamlanmış veri setinden elde edilen parametre kestirimleri arasındaki varyasyon, kayıp verilerin parametre kestiriminde ortaya çıkardıkları varyasyonun kestirimi olacaktır.

$$\text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAA}} = \frac{1}{m-1} \sum_{t=1}^m (\hat{\theta}_i^t - \hat{\theta}_i)^2 \quad (1.30)$$

Burada, $\hat{\theta}_i^t$, i'nci kişi için t'inci değer ataması yapılan veriden bulunan parametre kestirimini, $\hat{\theta}_i$, m tane değer ataması yapılmış veriden elde edilen parametre kestirimleri ortalamasını, $\text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAA}}$ ise, parametre kestiriminin değer atamalar arası varyansını göstermektedir.

1.5.3. Toplam Örneklem Varyansı

Toplam örneklem varyansı Denklem 1.29 ve Denklem 1.30'da gösterilen iki bileşenin ağırlıklı toplamıdır.

$$\text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-T}} = \text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAI}} + \left(1 + \frac{1}{m}\right) \text{Var}_{\hat{\theta}_i\text{-DAA}} \quad (1.31)$$

DAA varyans, parametre kestiriminin ortalamasını ($\hat{\theta}_i$) da içermektedir (Denklem 1.30) . $\hat{\theta}_i$ kestirimi de örnekleme hatasından etkilendiği için, DAA varyans değer atama sayısına (m) bağlı ağırlıklandırılarak toplam varyansa dahil edilir. Değer atama sayısı düştükçe $\hat{\theta}_i$ kestirimine ait örnekleme hatası da artacağından denemeler arası varyansın toplam varyans içindeki ağırlığı da artacaktır. Değer atama sayısı

sonsuzu gittiğinde (yeterince büyük olduğunda), toplam varyans, DAİ varyans ve DAA varyansın toplamı olacaktır. ÇDA için standart hata ise $SH_{\hat{\theta}_{i-T}} = \sqrt{\text{Var}_{\hat{\theta}_{i-T}}}$ biçiminde hesaplanabilir. İlgilenilen parametre kestirimine ait toplam örneklem varyansının, DAİ varyans ve DAA varyans olmak üzere ikiye bölünmesi varyans analizinde (ANOVA) yapılan işlemlere çok benzerdir. ANOVA’da toplam varyans, açıklayıcı bir faktöre bağlı olan açıklanan varyans (gruplar arası varyans) ve geriye kalan hata varyansı (grup içi varyans) olmak üzere birbirinden bağımsız iki varyasyon kaynağına ayrıştırılmaktadır. Bu işlemleri yapmak için ANOVA’da kullanılan gözlemlerin dağılımına ait varyansın yerini, ÇDA’da parametre kestirimlerinin dağılımına ait varyans alır. ANOVA temeline dayandırılarak düşünülecek olursa, kayıp veriler açıklayıcı değişken ve toplam örneklem varyansı da maddelere verilen yanıtlardaki değişkenlik olarak düşünülebilir. Bu kapsamda, DAA varyans, parametreye ait toplam varyansın kayıp veriler tarafından açıklanan kısmını; DAİ varyans ise geriye kalan kısmını (eğer kayıp veriler olmasaydı bulunacak örneklem varyansını) göstermektedir.

1.5.4. Kayıp Veriye Ait Bilgi Derecesi ve Çoklu Değer Atama Sayısı

ÇDA yapılmış veri setlerinin analizi esnasında, tamamlanmış verilerden elde edilen parametre kestirimleri arasındaki varyasyon kayıp verinin neden olduğu varyasyonu (bilinmezliği) yansıtmaktadır. Parametreye ait varyansın birleştirilmesi için Rubin (1987) tarafından önerilen kurallar, ilgilenilen parametre kestiriminin kayıp veri tarafından ne derece etkilendiğini gösteren ölçütler de sağlamaktadır. Bu ölçütlerden birisi olan kayıp veriye ait bilgi derecesi (KVBD) aşağıdaki gibi bulunabilir.

$$KVBD = \frac{\left(1 + \frac{1}{m}\right) \text{Var}_{\hat{\theta}_{i-DAA}} + 2/(df+3)}{\text{Var}_{\hat{\theta}_{i-T}}} \quad (1.32)$$

Burada m, değer atama sayısı; df, $\hat{\theta}_i$ parametre kestiriminin önemliliğini test etmek için kullanılacak t dağılımının serbestlik derecesidir. Bu serbestlik derecesi Rubin (1987) tarafından aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$df = (m - 1) \left(1 + \frac{\text{Var}_{\hat{\theta}_{i-DAI}}}{\left(1 + \frac{1}{m}\right) \text{Var}_{\hat{\theta}_{i-DAA}}} \right)^2 \quad (1.33)$$

Denklem 1.32'ye bakıldığında KVBD, kayıp veri tarafından açıklanan varyasyonun toplam varyasyona oranı olarak görülmektedir. Bu da ANOVA konseptindeki R^2 'ye karşılık gelmektedir. Diğer bir deyişle KVBD gözlenen yanıtlardaki varyasyonun kayıp veri tarafından açıklanan kısmını göstermektedir. Öte yandan değer atama sayısı 100'den az olduğunda KVBD'nin güvenilemez olabileceği belirtilmiştir (Schafer 1997). Yine de, veri analizinde amaç KVBD'yi bulmak olmadığından KVBD yaklaşık kestirimlerinin de sıklıkla kabul edilebilir olduğu söylenmektedir (Enders, 2010). İlgilenilen parametre kestiriminin kayıp veriden nasıl etkilendiğinin bir başka ölçütü de varyanstaki görelî artıştır (VGA).

$$VGA = \frac{\left(1 + \frac{1}{m}\right) \text{Var}_{\hat{\theta}_{i-DAA}}}{\text{Var}_{\hat{\theta}_{i-DAI}}} \quad (1.34)$$

VGA, örneklem varyansındaki kayıp veriden kaynaklanan oransal artışı verir. Örneğin kayıp verinin örneklem varyansı üzerinde hiç etkisi olmadığını düşünelim. Bu durumda, DAA varyans sıfır olacaktır. Dolayısıyla, örneklem varyansındaki kayıp veriden kaynaklanan artış da sıfır olacaktır. Rubin (1987), ilgilenilen parametrenin m çoklu değer atamadan bulunan kestiriminin görelî etkinliğini (GE) aşağıdaki gibi göstermiştir.

$$GE = \left(1 + \frac{KVBD}{m} \right)^{-1} \quad (1.35)$$

Çeşitli değer atama sayıları ve KVBD değerleri için parametre kestiriminin etkinliği aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Çizelge 1.4. Parametre kestiriminin etkinliği (Schaffer, 2012).

m	KVBD				
	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
3	97	91	86	81	77
5	98	94	91	88	85
10	99	97	95	93	92
20	100	99	98	97	96

KVBD %50 olduđunda, $m=5$ ÇDA sonucunda bulunan parametre kestirimine ait standart hata $m=\infty$ olduđu duruma göre yalnızca %5 daha büyük olacaktır ($GE = \sqrt{(1 + 0.5/5)} = 1.05$). KVBD çok yüksek olmadığı sürece, deđer atama sayısının (m) 5 ile 10'dan yüksek olmasının pratik anlamda bir faydası bulunmamaktadır (Schaffer, 1999).

Bu çalışmanın amacı, çeşitli kayıp veri oranları ve kayıp veri mekanizmaları için, kayıp veri olduđu durumda ve kayıp veriler yerine yukarıda bahsedilen ÇDA yöntemleri ile deđer ataması yapıldığında Rasch modelinden bulunan parametre kestirimlerinin gerçek deđerlere ne kadar yakın olduđunu incelemek, deđer atama yöntemlerinin bu açıdan performanslarını karşılaştırmak, MYB ve MİF'in deđer atama yöntemlerinden olumsuz etkilenip etkilenmediđini incelemektir. Bu amaçla yapılan benzetim çalışmasının yanısıra, fiziksel tıp ve rehabilitasyon alanından gerçek veriler üzerinde bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

2. GEREÇ YÖNTEM

ÇDA yöntemi Rubin tarafından 1987’de geliştirildiğinden bu yana, istatistik ile uğraşanlar ve sağlık, sosyal, eğitim bilimleri gibi çeşitli alanlardaki araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılan bir yöntem olmuştur. Rubin (1987) ve Schafer (1997) tarafından yazılan kitapların ardından, ÇDA konusunda yapılan teorik araştırmalar da hızla artmaktadır. Ancak, geliştirilen yöntemlerin uygulamaya yönelik olması gelişen bilgisayar programları ve bu programların kullanım kılavuzlarının açıklığı ile kısıtlı kalmaktadır. Geliştirilen çoğu bilgisayar uygulaması 2000’li yıllardan sonrasına dayanmaktadır (Horton ve Lipsitz, 2001; Yücel, 2011). Bu alandaki ilk yazılım, ÇDN dağılım altında ÇDA yapan hem Windows tabanlı bağımsız bir program olarak, hem de S-plus kütüphanesi olarak Schafer tarafından geliştirilen *norm*’dur. SAS (SAS Institute Inc. 2003) programı, 2002 yılında ÇDN dağılıma dayalı ÇDA prosedürünü uygulamaları arasına dahil etmiştir. ÇDA’da ÇDN dağılım dışında, kategorik ve sürekli değişkenlerin bir arada bulunduğu çok değişkenli veri setleri için de kullanılabilir diğer alternatif yöntemleri içeren, SAS programı içinde kullanılabilir *IVEware* (Raghunathan, Lepkowski ve VanHoewyk, 2001) makrosu ile S-Plus ve R kütüphanesi olarak geliştirilen *mice* (Buuren ve Groothuis-Oudshoorn, 2011) yer almaktadır (Yücel, 2011). Bunların dışında SPSS, STATA, SOLAS, LISREL, HLM gibi paket programları da günümüzde ÇDA yapabilmektedir. Ayrıca S-Plus ve R için bu amaçla kullanılan çeşitli kütüphaneler (*Hmisc*, *Amelia*, gibi) mevcuttur.

Bu çalışma kapsamında bilgisayar ortamında yapılacak hesaplamalar için R 2.13.0 programının kullanılmasına karar verilmiştir. R, istatistiksel hesaplamalar yapmak ve grafikler çizmek için yazılım ortamı sağlayan; UNIX, Windows ve MacOS ortamlarında çalıştırılabilen açık kaynak kodlu bir programdır (R Development Core Team, 2011). İstatistik alanında yapılan en son gelişmeler, genellikle R kütüphanesi olarak uygulamaya sunulmaktadır. Ayrıca geliştirilen hazır kütüphane ve fonksiyonların yanı sıra, özel olarak kodlama yapabilmek için de uygundur. R

programı son zamanlarda uluslararası akademik platformda yaygın olarak kullanılan bir dil olmuştur.

2.1. Benzetim Çalışması

2.1.1. Verilerin Türetilmesi

SSM ve İRM modelleri aslında, KKM'nin özel birer durumudur. Eşik değerleri arasındaki uzaklıklar her madde için aynı olduğunda KKM, SSM'ye; maddeler iki sonuçlu olduğunda ise İRM'ye indirgenmektedir. Bu nedenle bu tez kapsamında veri üretmek için kullanılacak model Master'ın (1982) KKM olarak seçilmiştir.

KKM'ye göre, herhangi bir i 'nci kişinin j 'inci maddeye x ($x = 0, 1, \dots, m_i$) yanıtını verme olasılığı daha önce de Denklem 1.24'te gösterildiği gibidir: $P_{ijx} = \exp \sum_{k=0}^x (\theta_i - \beta_{jk}) / \sum_{k=0}^{m_i} \sum_{t=0}^k (\theta_i - \beta_{jt})$. Rastgele veri türetme işlemi bu olasılık modeline göre gerçekleştirilmiştir. Türetilen veri seti için madde sayısı 20, kişi sayısı 300, her maddeye ait yanıt kategori sayısı 3, ÇDA sayısı (m) ise 5 olarak belirlenmiştir. Çalışma kapsamında 1000 Monte Carlo (MC) tekrarı yapılmıştır.

Kişilere ait θ düzeyinin belirlenmesi:

Kişilere ait parametreleri içeren θ vektörü, minimum -6 logit, maksimum 6 logit olacak şekilde $(\theta_{\text{maksimum}} - \theta_{\text{minimum}}) / (\text{kişi sayısı} - 1)$ birimlik artışlarla oluşturulmuştur.

Madde parametrelerinin (β) belirlenmesi:

Madde zorlukları, minimum -4 logit, maksimum 4 logit; madde sayısı da 20 olacak şekilde $(\beta_{\text{maksimum}} - \beta_{\text{minimum}}) / (\text{madde sayısı} - 1)$ birimlik artışlarla oluşturulmuştur. Maddelere ait eşik zorluklarının ortalaması madde zorluğuna eşittir. Eşik zorlukları (β_{jk}) eşik değerlerinin (τ_{jk}) madde zorluğuna (β_j) eklenmesi ile elde edilir. Bu nedenle eşik değerleri toplamalarının sıfır olması gerekir. Her madde için $Uniform(0,3)$

dağılımından madde sayısı kadar rastgele sayı türetilerek, türetilen bu rastgele sayı madde zorluklarına eklenip çıkartılması ile eşik zorlukları elde edilmiştir.

Yukarıda anlatılan kriterlere göre belirlenen kişi ve madde parametreleri aşağıdaki tablolarda verilmiştir. Anlaşılabilir olması açısından ondalık kısımlar üç basamakla sınırlandırılmıştır.

Çizelge 2.1. Veri türetmede kullanılan kişilere ait gerçek parametre değerleri.

Kişi	1	2	3	4	5	...	296	297	298	299	300
θ	-6.000	-5.960	-5.920	-5.880	-5.839	...	5.839	5.880	5.920	5.960	6.000

Çizelge 2.4. Veri türetmede kullanılan maddelere ait gerçek zorluk parametre değerleri.

Madde	Uniform(0,3)	İlk eşik zorluğu (β_{j1})	İkinci eşik zorluğu (β_{j2})	Madde zorluğu (β_j)
1	1.005	-5.005	-2.995	-4.000
2	0.236	-3.815	-3.343	-3.579
3	1.518	-4.676	-1.640	-3.159
4	2.648	-5.385	-0.089	-2.737
5	0.172	-2.488	-2.144	-2.316
6	1.738	-3.633	-0.157	-1.895
7	0.456	-1.930	-1.018	-1.474
8	0.673	-1.726	-0.380	-1.053
9	2.147	-2.779	1.515	-0.632
10	0.713	-0.924	0.502	-0.211
11	1.366	-1.155	1.577	0.211
12	1.302	-0.670	1.934	0.632
13	1.122	-0.069	2.175	1.053
14	0.313	1.161	1.787	1.474
15	0.609	1.286	2.504	1.895
16	0.52	1.796	2.836	2.316
17	0.096	2.641	2.833	2.737
18	1.338	1.820	4.496	3.158
19	0.417	3.162	3.996	3.579
20	0.749	3.251	4.749	4.000

Veri Türetilmesi:

Belirlenen θ ve β parametreleri ile her maddeye ait kategori olasılıkları bulunarak birikimli kategori olasılıkları hesaplanmıştır. *Uniform(0,1)* dağılımdan çekilen rastgele u değişkeni birikimli kategori olasılıkları ile karşılaştırılmıştır.

Eğer rastgele u değeri karşılaştırılan birikimli olasılıktan büyük ise bir sonraki kategori değeri, küçük ise birikimli olasılık hesabındaki en yüksek kategori değeri alınmıştır. Örneğin, üç kategoriye sahip bir madde için birikimli olasılıklar aşağıdaki gibi olsun;

$$\begin{aligned}P(x = 0) &= 0.2, \\P(x = 0) + P(x = 1) &= 0.6, \\P(x = 0) + P(x = 1) + P(x = 2) &= 1.0\end{aligned}\tag{2.1}$$

Uniform(0,1) dağılımdan rastgele olarak çekilden $u=0.35$ olsun. Bu durumda $P(x = 0) < u = 0.35 < P(x = 0) + P(x = 1)$ olduğundan $x=1$ olacaktır. Hipotetik veri setleri, bu işlemler her kişi ve her madde için tekrarlanarak türetilmiştir. Bu işlemler için R programında *datagen(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-1).

Yazılan *datagen* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

ns: kişi sayısı

ni: madde sayısı

t: eşik değeri sayısı

beta: eşik zorluklarını içeren (eşik sayısı×madde sayısı) boyutlu matris

theta: θ düzeylerini içeren kişi sayısı uzunluğunda vektör.

Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile minimum yanıt 0, maksimum yanıt ise eşik sayısı olacak şekilde (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu veri seti türetilmiştir.

2.1.2. Kayıp Verilerin Oluşturulması

Tam veriler türetildikten sonra, TRK, RK ve ROK mekanizmalarına göre tam veri setinden veriler silinmiştir.

Tam veri setinden TRK veri silinmesi:

Türetilen tam veri setinden, 0.10, 0.30 ve 0.50 oranlarında tamamen rastgele olarak veri silindi. Bu amaçla R programında *mcar_mis(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-2).

Yazılan *mcar_mis* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

resp: (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu tam veri matrisi

ns: kişi sayısı

ni: madde sayısı

p: veri genelinde oluşturulmak istenen kayıp veri oranı (örneğin: 0.10).

Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile tam veri setinden belirlenen oranlarda TRK mekanizmasına göre veri silinmiştir. Böylelikle aynı tam veriden 3 farklı kayıp veri oranına 3 farklı TRK mekanizmasında veri seti oluşturulmuştur.

Tam veri setinden RK veri silinmesi:

Tam veri setinden RK olarak veri silinmesi için, kişilere ait bir grup faktörü türetilerek veri setine eklenmiştir. Bu grup faktörü iki düzeyli (örn.: cinsiyet) ve düzeylerin görülme sıklıkları sırası ile 0.30 ve 0.70 olarak belirlenmiştir. Faktörün görülme sıklığı 0.30 olan düzeyine bağlı olarak, maddelere verilen 1 ve 2 yanıtlarının kayıp olma olasılıkları 0.10, 0.30 ve 0.50 olarak seçilmiştir. Bu amaçla R programında *mar_mis(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-3).

Kişilere ait cinsiyet faktörünün türetilmesi için kullanılan R kodu aşağıda verilmiştir.

```
cins<- sample(c(0,1),ns,replace=TRUE,p=c(0.70,0.30))
```

Yazılan *mar_mis* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

resp: (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu tam veri matrisi

cins: kişi sayısı uzunluğunda kişi faktörü (örn.: cinsiyet) vektörü

ns: kişi sayısı

ni: madde sayısı

p: veri genelinde oluşturulmak istenen kayıp veri oranı (örneğin: 0.10).

Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile tam veri setinden belirlenen oranlarda RK mekanizmasına göre veri silinmiştir. Böylelikle aynı tam veriden 3 farklı kayıp veri oranına 3 farklı RK mekanizmasında veri seti oluşturulmuştur.

Tam veri setinden ROK veri silinmesi:

Tam veri setinden ROK veri silinmesi işlemi, maddelere verilen yanıtların, kişilerin θ düzeylerine ve β 'ya bağlı olarak silinmesi ile gerçekleştirilmiştir. Maddeler veri setinde en kolay maddeden en zor maddeye doğru sıralı olarak dizildikleri için, zorluk düzeylerine göre 1 ve 7. maddeler arası bir grup, 8 ve 14.üncü maddeler diğer bir grup, 15 ve 20.nci maddeler arası son grup olarak belirlenmiştir. Aynı şekilde kişiler de θ düzeyine göre sıralandıkları için 1 ve 100. kişiler arası bir grup, 101 ve 200.üncü kişiler arası diğer bir grup, 201 ve 300.üncü kişiler arası ise son grup olarak belirlenmiştir. Böylece, kişilere ait θ düzeyi [-6;-2), [-2;2], (2;6] logit'lik, β 'lar da [-4;-1.053), [-1.053;1.474], (1.474;4] logit'lik üçer düzeye bölünmüştür. Kayıp veri oranları ise aşağıdaki tabloda gösterildiği gibi seçilmiştir. Bu amaçla R programında *mnr_mis(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-4).

Çizelge 2.3. ROK veri mekanizmasına göre kayıp veri oranları.

Kişilere ait incelenen özellik düzeyi (θ)	Madde zorlukları (β)		
	[-4;-1.053)	[-1.053;1.474]	(1.474;4]
[-6;-2)	%10	%30	%50
[-2;2]	%5	%20	%40
(2;6]	%0	%10	%30

Yazılan *mnar_mis* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

resp: (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu tam veri matrisi

ns: kişi sayısı

ni: madde sayısı

theta: kişi sayısı uzunluğunda θ düzeylerini içeren vektör

Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile tam veri setinden belirlenen oranlarda ROK mekanizmasına göre veri silinmiştir. Böylelikle, kişi ve madde parametrelerine bağlı olarak değişik oranlarda kayıp veri içeren bir veri seti oluşturulmuştur.

2.1.3. Değer Atama Yöntemleri

Bu bölümde, Bölüm 1.3.1’de anlatılan değer atama yöntemleri için kullanılan R kütüphanelerinden ve bu tez kapsamında yazılan R fonksiyonlarından bahsedilecektir.

ÇDN Dağılım ile Değer Atama:

ÇDN dağılım ile değer atama için R programında geliştirilen *norm* (Novo, ve Schafer, 2010) kütüphanesi kullanılmıştır. Bu kütüphaneden yararlanılan fonksiyonlar ve açıklamaları şöyledir:

prelim.norm(.): kayıp verileri içeren veri matrisi satırlarını, kayıp veri yapılarına göre sıraya dizer, değer atama ya da *em.norm(.)* gibi kullanılacak diğer fonksiyonlar için kullanılacak bazı girdileri hesaplar.

em.norm(.): Beklenti maksimizasyonu (expectation maximization, EM) algoritması kullanarak kayıp veriye sahip veri matrisi için en çok olabilirlik kestirimlerini bulur. Bu kestirimler daha sonra değer atama işlemindeki iterasyonlar için başlangıç parametre değerleri olarak kullanılır.

imp.norm(.): ÇDN dağılım kullanarak kullanıcı tarafından belirlenen parametre başlangıç değerleri ile çok değişkenli veriler için kayıp değer ataması yapar.

Norm kütüphanesindeki bu fonksiyonlar kullanılarak, değer atama işlemi yapmak için *norm_imp(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-5). Yazılan bu yeni fonksiyon, *norm* kütüphanesinin yukarıda anlatılan fonksiyonlarını kullanmaktadır.

Yazılan *norm_imp* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

data= Eğer değer atama sürecine ortak değişkenler dahil edilecek ise (kişi sayısı×(madde sayısı+ortak değişkenler)) boyutlu, dahil edilmeyecek ise (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu veri matrisi.

ns= kişi sayısı

ni= madde sayısı

max.resp= maksimum yanıt kategorisi olarak belirlendi. Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile kayıp veri içeren veri setine ÇDN dağılıma dayalı olarak değer ataması yapar. Değer atama işlemi için verideki ortak değişkenler de kullanılabilir. Bu çalışma kapsamında yapılan benzetim çalışmasında, kayıp veri mekanizması TRK ve ROK olduğunda ortak değişken olarak türetilen grup faktörü (örneğin, cinsiyet) değer atama işlemine dahil edilmezken, kayıp veri mekanizması RK olduğu durumda dahil edilmiştir.

ZD ile Değer Atama:

ZD ile değer atama için R programında geliştirilen *mice* (van Buuren ve Groothuis-Oudshoorn, 2011) kütüphanesi kullanılmıştır. Bu kütüphaneden yararlanılan fonksiyonlar ve açıklamaları şöyledir:

mice(.)= ZD'yi kullanarak, belirlenecek değer atama modeli altında (*sürekli değişkenler için*: tahmini ortalama eşleştirme, doğrusal regresyon, Bayesci doğrusal regresyon, marjinal ortalama atama, iki aşamalı doğrusal model; *iki sonuçlu değişkenler için*: lojistik regresyon; *ikiden çok düzeyli değişkenler için*: politomial (multinomial) lojistik regresyon) çok değişkenli veriler için değer ataması gerçekleştirir.

complete(.)= Değer ataması yapılmış veri seti (setlerini) çağırır.

Mice kütüphanesindeki bu fonksiyonlar kullanılarak, değer atama işlemi yapmak için *mymice(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-6). Yazılan bu yeni fonksiyon, *mice* kütüphanesinin yukarıda anlatılan fonksiyonlarını kullanmaktadır. Bu çalışmada ZD

ile politomial (multinomial) lojistik regresyon modeli altında deęer ataması yapılmıřtır.

Yazılan *mymice* isimli fonksiyonun argümanları ařaęıdaki gibi belirlenmiřtir:

data= (kiři sayısı×(madde sayısı+ortak deęiřkenler)) boyutlu veri matrisi.

factor= veri matrisinde ortak deęiřken olup olmadıęını gösteren mantıksal deęiřken.

TRUE deęeri verildięinde verideki ortak deęiřkeni de kullanarak deęer ataması yaparken, FALSE deęeri verildięinde, ortak deęiřken olmadan deęer ataması yapar.

Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile kayıp veri içeren veri setine multinomial modele dayalı olarak ZD ile deęer ataması yapar. Deęer atama iřlemi için verideki ortak deęiřkenler de kullanılabilir. Bu çalıřma kapsamında yapılan benzetim çalıřmasında, kayıp veri mekanizması TRK ve ROK olduęunda ortak deęiřken olarak türetilen grup faktörü deęer atama iřlemine dahil edilmezken, kayıp veri mekanizması RK olduęu durumda dahil edilmiřtir.

YF ile Deęer Atama:

YF kullanarak deęer ataması yapmak için, van der Ark ve Sijtsma'nın (2003) geliřtirdięi YF ile deęer atama yöntemine dayanarak R programında *rf(.)* fonksiyonu yazılmıřtır (EK-7).

Yazılan *rf* isimli fonksiyonun argümanları ařaęıdaki gibi belirlenmiřtir:

x= (kiři sayısı×madde sayısı) boyutlu veri matrisi.

Bu fonksiyon belirlenen argümanlara göre, kayıp veri içeren veri setine YF yöntemine dayalı olarak deęer ataması yapar. Deęer atama iřlemi, ortak deęiřkenler varlıęında, her grup için ayrı ayrı gerçekteřtirilebilir. Bu çalıřma kapsamında yapılan benzetim çalıřmasında, kayıp veri mekanizması TRK ve ROK olduęunda deęer atama iřlemi ortak deęiřken olarak türetilen grup faktörünün (örn. cinsiyet) her düzeyi için ayrı ayrı, kayıp veri mekanizması RK olduęu durumda ise bütün veri için bir kez uygulanmıřtır.

DMO Atanması:

DMO kullanarak değer ataması yapmak için R programında *cims(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-8).

Yazılan *cims* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$x =$ (kişi sayısı×madde sayısı) boyutlu veri matrisi.

$err = 0/1$ değeri alan mantıksal değişken. Eğer DMO'ya standart normal dağılım kullanılarak rastgele bir değer eklenecek ise 1, binom dağılımından rastgele bir değer eklenecek ise 0 değeri yazılır. Bu çalışma kapsamında standart normal dağılımdan çekilen rastgele değerler kullanılmıştır. Belirlenen argümanlara göre, bu fonksiyon ile kayıp veri içeren veri setine DMO kullanarak değer ataması yapar.

2.1.4. Rasch Analizi

Rasch analizi için R programında eRm kütüphanesi (Mair ve Hatzinger, 2007) kullanılmıştır. eRm kütüphanesi, ikili Rasch modeli, KKM, SSM ve madde yanıt teorisi modellerinden doğrusal lojistik test modeli, doğrusal sıralı sonuçlu model ve doğrusal kısmi kredi modeli için geliştirilmiştir. Madde ve kişi parametreleri, bu kütüphane yardımıyla kısmi kredi modeli kullanılarak kestirilmiştir. eRm kütüphanesinde, madde parametrelerinin kestiriminde koşullu EÇÖ kullanılırken, kişi parametrelerinin kestiriminde ise klasik EÇÖ kestirimi kullanılmaktadır. Koşullu EÇÖ yaklaşımında, madde parametreleri kişilere ait θ düzeyi dağılımından bağımsız olarak kestirilir (Denklem 2.2). İkili Rasch modeli için (Denklem 1.23) koşullu olabilirlik fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$L = \frac{\exp(-\sum_j \beta_j s_j)}{\prod_r \sum_{x|r} \exp(-\sum_j x_j \beta_j)} \quad (2.2)$$

Bu denklem de s_j j'inci maddeye ait toplam skoru, x_j j'inci maddeye ait yanıt desenini, r ise kişilere ait toplam skorları göstermektedir. Rasch modellerinde kişilere ait toplam skorlar (r) kişi θ düzeyi kestirimlerinin yeterli istatistikleridir. Bu

nedenle, kişilere ait parametreler koşullu olabilirlik kestiriminde yer almaz. Madde parametrelerinin kestirimi, kişilere ait toplam skora koşullu olarak yapılır. Daha sonra bulunan madde parametre kestirimleri, bileşik olabilirlik fonksiyonunda kullanılarak (Denklem 2.3) kişi parametre kestirimleri yapılır. İkili Rasch modeli için (Denklem 1.23) bileşik olabilirlik fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$L = \frac{\exp(\sum_i \theta_i r_i) \exp(-\sum_j \beta_j s_j)}{\prod_i \prod_j (1 + \exp(\theta_i - \beta_j))} \quad (2.3)$$

Burada β_j 'ler yerine, koşullu en çok olabilirlik kestirimleri yazılır. Toplam skoru en düşük olanlar ya da ölçekten olabilecek en yüksek skoru alanlar için kestirimler yapılamaz.

ÇDA yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmak için tam veri setinden bulunan kişi ve madde parametreleri ile tamamlanmış veri setlerinden bulunan parametreler kıyaslanmıştır. eRm kütüphanesindeki KKM için geçerli olan hazır fonksiyonlar kullanılarak kişi ve madde parametreleri bulunmuştur.

Ayrıca ÇDA yöntemlerinin Bölüm 1.4.3.1 ve 1.4.3.2'de anlatılan MİF ve MYB üzerindeki etkisi de incelenmiştir. MİF'i ortaya koymak için yine Bölüm 1.4.3.2'de anlatıldığı gibi, KKM'den elde edilen standartlaştırılmış artıklar bağımlı değişken, türetilen iki düzeyli grup faktörü (örn. cinsiyet) ve altı sınıf aralığına bölünmüş θ düzeyi de bağımsız değişkenler olarak alınarak, iki yönlü varyans analizi uygulanmıştır. θ düzeyini sınıf aralıklarına bölmek için *classInt* kütüphanesi kullanılmıştır. Varyans analizi sonucunda, etkileşim terimi anlamlı bulundu ise tekdüze olmayan MİF olduğu, yalnızca grup faktörü anlamlı bulundu ise tekdüze MİF olduğu, etkileşim ve grup faktörü anlamlı bulunmadı ise MİF olmadığı yorumuna varılmıştır. MYB'nin sağlanıp sağlanmadığı, yine standartlaştırılmış artıklar arasındaki ilişki matrisi kullanılarak belirlenmiştir. eRm kütüphanesi içinde MİF ve MYB'yi test eden herhangi bir fonksiyon olmadığından, bu çalışma kapsamında *rasch(.)* fonksiyonu yazılmıştır (EK-9). Bu fonksiyon içinde hem eRm

kütüphanesinin hazır fonksiyonları kullanılarak parametre kestirimleri bulunmuş, hem de MİF ve MYB'nin değerlendirmesi yapılmıştır.

Yazılan *rasch* isimli fonksiyonun argümanları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

data: (kişi sayısı×(madde sayısı+grup faktörü)) boyutlu veri matrisi.

t: maddelere ilişkin eşik değeri sayısı

ns: kişi sayısı

ni: madde sayısı

ci: sınıf aralığı sayısı, bu çalışmada 6 olarak seçilmiştir.

2.1.5. Parametrelerin Birleştirilmesi ve Değerlendirme Kriterleri

Değer atamalar sonucu elde edilen beş tamamlanmış veri setinden bulunan kişi ve madde parametreleri Bölüm 1.5'te anlatılan kurallara göre birleştirilmiştir.

ÇDA yöntemlerinin parametre kestirimleri bakımından performanslarını değerlendirmek için yanlılık ve ortalama kare hata ölçütlerinden yararlanılmıştır (Çizelge 2.4). Geliştirilmiş performans ölçüm değerleri, doğruluk (accuracy), etkinlik (efficiency) ve hem doğruluğu hem de etkinliği bir arada bulunduran karma ölçütlerdir. Etkinlik, 1/kesinlik'tir (1/precision). Doğruluk, yanlılık miktarını; etkinlik ise 1/varyasyon miktarını yansıtmaktadır. Bu çalışma kapsamında bu ölçütler, tam veriden bulunan parametre değerleri ile ÇDA sonucu tamamlanmış veri setlerinden bulunan parametre kestirimlerinin kıyaslanmasından elde edilmiştir. ÇDA'da kullanılan yöntemlerin tek bir değerlendirme ölçütüne göre karşılaştırılmaları hatalı olacağından, özellikle karma ölçütler olmak üzere birden fazla değerlendirme ölçütünün kullanılması gerekmektedir. Yansız bir tahminin etkinliği çok düşük olabilir ya da etkin bir tahmin doğru değerden çok uzakta olabilir. Bu nedenle kullanılacak olan yanlılık bir doğruluk ölçütü iken, hata kareleri ortalaması (HKO) ise hem doğruluk hem de etkinliği bir arada bulunduran karma bir ölçüttür (Çizelge 2.4).

Çizelge 2.4. Performans ölçütleri.

Yanlılık (Y)	$\hat{\beta} - \beta$
Hata Kareleri Ortalaması (HKO)	$(\hat{\beta} - \beta)^2 + \text{Var}(\hat{\beta})$

Burada, β : Veri üretmek için belirlenen gerçek parametre değerini, $\hat{\beta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i$ Değer atama yöntemiyle tamamlanmış veriden bulunan ya da kayıp veri içeren veriden bulunan parametre değerinin N benzetim tekrarı üzerinden ortalama kestirimini, $\text{Var}(\hat{\beta}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\beta}_i - \hat{\beta})^2$ N benzetim tekrarından bulunan deneysel hatayı göstermektedir.

MİF ve MYB için parametre kestirimleri bulunmadığı için yukarıda anlatılan değerlendirme ölçütleri bu iki durum için kullanılmamıştır. MİF'in değer atama yöntemlerinden nasıl etkilendiği, tam veri ve tamamlanmış verilerdeki MİF gösteren madde sayıları ile saptanmaya çalışılmıştır. MYB de aynı şekilde değerlendirilmiştir.

2.2. Gerçek Uygulama

Gerçek uygulamada kullanılan veriler, Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Anabilim Dalı'nda Sağlık Değerlendirme Ölçeği Özürlülük İndeksi (The Health Assessment Questionnaire Disability Index, HAQ-DI) kullanılarak değişik zamanlarda toplanan verilerden oluşmaktadır (Öztuna, 2008; Elhan, 2002; Kaskatı, 2011;). HAQ-DI, 8 bölüm (giyinip kuşanma, doğrulma, yemek yeme, yürüme, hijyen, uzanma, kavrama ve günlük işler) şeklinde 20 maddeden oluşan, günlük yaşam aktivitelerini değerlendiren bir fiziksel özürlülük ölçeğidir. Her madde 0–3 arası (0: hiç zorluk çekmeden yapıyorum, 3: hiç yapamıyorum) puanlanmaktadır (Öztuna, 2008). Bu tez kapsamında kullanılan veriler, HAQ-DI'nın 8 bölüm bazında puanlanmasından elde edilen verilerdir. Ölçekteki bütün maddelere yanıt vermiş hastalar çalışma kapsamında tutulmuş, en az bir maddeye yanıt vermemiş hastaların verileri çalışma kapsamına alınmamıştır.

Verilerin analizinde KKM kullanılmıştır. Öncelikle, tam veriye üç farklı kayıp veri mekanizması ve belirli kayıp veri oranları uygulanarak 5 farklı kayıp veri seti elde edilmiştir. TRK veri oluşturmak için tam veriden tamamen rastgele olarak 0.10, 0.30 ve 0.50 oranlarında veri silinmiştir. RK veri, cinsiyet faktörüne bağlı olarak, kadınlarda kayıp veri görülme olasılığı erkeklerin iki katı olacak biçimde (kadınlar için kayıp veri oranı 0.40, erkekler için kayıp veri oranı 0.20) elde edilmiştir. ROK veri ise, hastaların ölçekten aldığı toplam skora göre oluşturulmuştur. Ortancanın altında olanlar için kayıp veri oranı 0.25, üzerinde olanlar için ise 0.50 olarak belirlenmiştir.

Hastaların özürülük düzeyi kestirimleri ve standart hataları, tam veriden, oluşturulan 5 kayıp veri setinde mevcut verileri kullanarak ve kayıp veriler yerine değer ataması yapılan veri setleri için bulunmuştur. Değer atama yöntemi benzetim çalışması sonucunda en iyi performansı gösteren yöntem olarak seçilmiştir. Tam veriden bulunan özürülük düzeyi kestirimleri ile standart hataları, mevcut veri kullanılarak bulunanlar ve değer ataması yapılarak bulunanlar karşılaştırılmıştır. Değerlendirmede Bland-Altman uyum grafiği ve sınıf içi korelasyon katsayısı (SSK) kullanılmıştır. Ayrıca Rasch modeli uygulanmadan kayıp veri durumunda ve değer atandıktan sonra ölçekteki maddeler arasındaki sınıf içi korelasyonun da nasıl değiştiği incelenmiştir.

3. BULGULAR

3.1. Benzetim Çalışması Bulguları

Yapılan benzetim çalışması için, toplam 7 farklı kayıp veri senaryosu oluşturulmuştur.

- TRK veri mekanizmasına sahip 0.10, 0.30 ve 0.50 oranlarında kayıp veri oluşturulmuş,
- RK veri mekanizması için türetilen iki düzeyli grup değişkeninin %30 oranında görülen düzeyi için 0.10, 0.30, 0.50 oranlarında kayıp veri oluşturulmuş,
- ROK veri mekanizması için ise hem kişilere ait θ düzeyi düştükçe hem de β arttıkça, artan oranda kayıp veri oranı belirlenmiştir. Buna ilişkin detaylı bilgi Bölüm 2.2 altında yer almaktadır.

Yapılan benzetim çalışmasında 1000 MC tekrarı üzerinden gözlenen kayıp veri oranlarının dağılımı Çizelge 3.1’de verilmiştir.

Çizelge 3.1. 1000 MC tekrarı üzerinden gözlenen ortalama kayıp veri oranları.

Kayıp Veri Senaryoları	Gözlenen Kayıp Veri Oranları		
	Minimum	Ortalama	Maksimum
TRK / KVO: 0.10	0.09	0.10	0.11
TRK / KVO: 0.30	0.28	0.30	0.32
TRK / KVO: 0.50	0.48	0.50	0.52
RK / KVO: 0.10	0.02	0.03	0.04
RK / KVO: 0.30	0.07	0.09	0.11
RK / KVO: 0.50	0.12	0.15	0.18
ROK	0.19	0.21	0.22

TRK: Tamamen rastgele kayıp, RK: Rastgele kayıp,
ROK: Rastgele olmayan kayıp, KVO: Kayıp veri oranı

TRK/KVO: 0.10

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 olarak belirlenmiştir.

TRK/KVO: 0.30

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.30 olarak belirlenmiştir.

TRK/KVO: 0.50

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.50 olarak belirlenmiştir.

RK/KVO: 0.10

Kayıp veri mekanizması RK ve iki düzeyli grup değişkeninin %30 oranında gözlenen düzeyinde kayıp veri oranı 0.10 olarak belirlenmiştir.

RK/KVO: 0.30

Kayıp veri mekanizması RK ve iki düzeyli grup değişkeninin %30 oranında gözlenen düzeyinde kayıp veri oranı 0.30 olarak belirlenmiştir.

RK/KVO: 0.50

Kayıp veri mekanizması RK ve iki düzeyli grup değişkeninin %30 oranında gözlenen düzeyinde kayıp veri oranı 0.50 olarak belirlenmiştir.

ROK

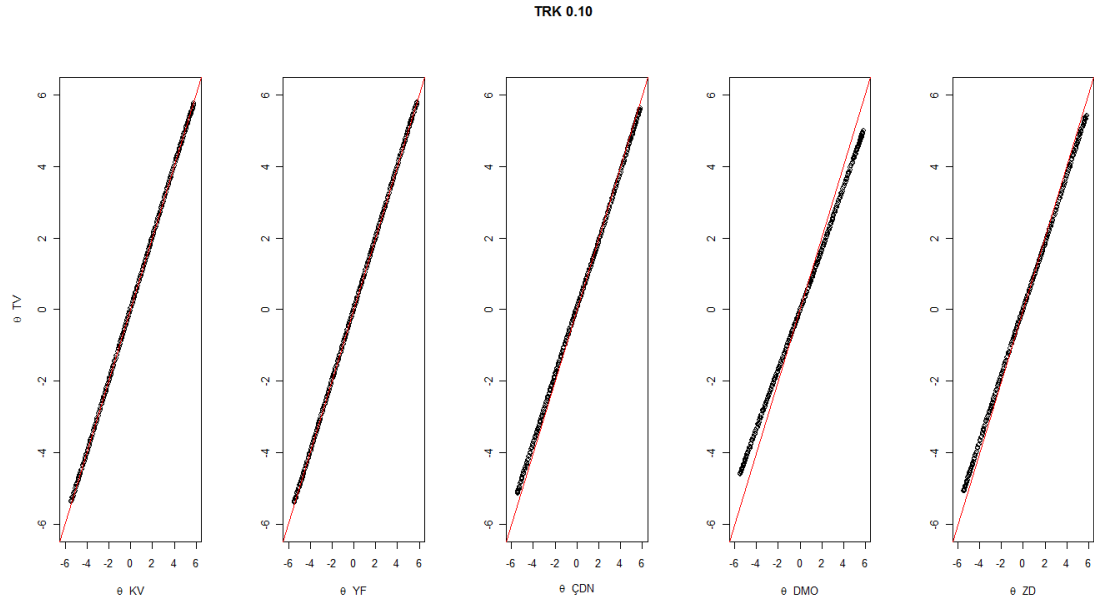
Kayıp veri mekanizması ROK ve kayıp veri oranı kişi parametrelerine ve madde parametrelerine göre değişiyor olarak belirlenmiştir (bkz. Çizelge 2.3).

Grup faktörünün %30 oranında gözlenen düzeyi için kayıp veri oranları sırasıyla 0.10, 0.30 ve 0.50 olarak belirlendiğinde, tüm verinin genelinde gözlenen kayıp veri oranları sırasıyla 0.03 (0.30×0.10), 0.09 (0.30×0.30) ve 0.15 (0.30×0.50) olmaktadır. Bu nedenle, farklı kayıp veri mekanizmaları için farklı kayıp veri oranları gözlemlendiğinden, kayıp veri oranını sabit tutarak kayıp veri mekanizmalarını birbiriyle karşılaştırmak çok mümkün olmamaktadır.

Kayıp veri senaryoları için belirlenen dört farklı değer atama yöntemi ile ÇDA yapılmıştır. Öncelikle, türetilen 300 kişi ve 20 maddeye ait ikişer eşik zorluğu için parametre kestirimlerinin 1000 MC tekrarı üzerinden ortalaması alınmıştır. Böylelikle 300 kişi parametresi ve 40 madde parametresi elde edilmiştir. Tam veriden elde edilen 300 kişi parametresi (teta) ile, hem kayıp veriden hem de değer atama yöntemleri ile tamamlanmış verilerden bulunan kişi parametre kestirimleri arasındaki saçılım grafikleri çizilmiştir. Saçılım grafiklerine 45 derecelik eğime sahip bir doğru eklenerek, saçılım grafiğindeki tetaların bu doğrudan ne kadar saptığı gözlenmiştir.

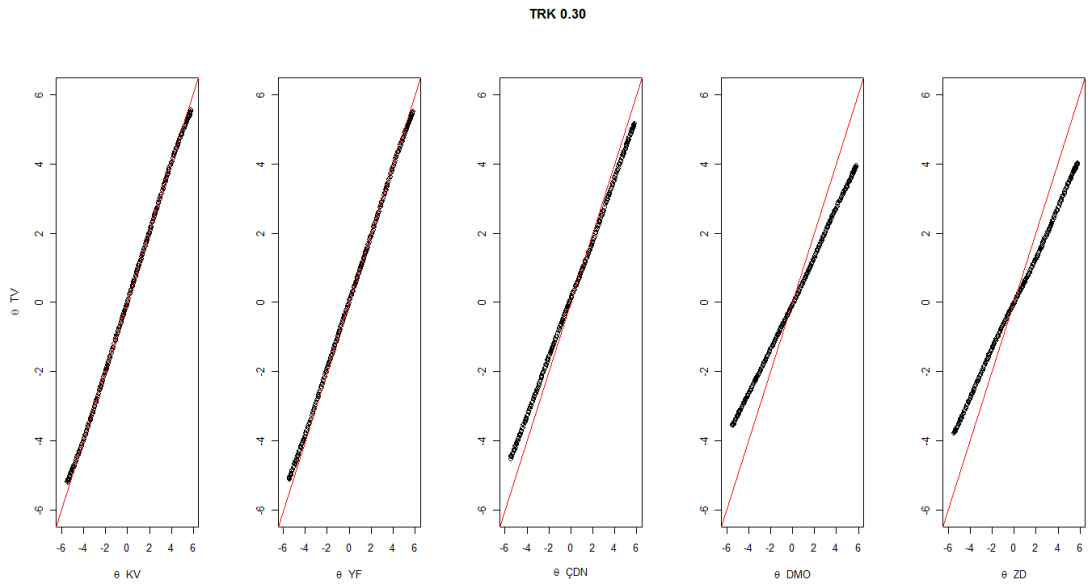
3.1.1. Kayıp veri mekanizması tamamen rastgele kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.10 olduğunda, tam veriden (TV) bulunan teta kestirimleri ile kayıp veriden (KV) ve YF ile ÇDA yapıldığında bulunan parametre kestirimlerinin 45 derecelik doğru üzerinde olduğu görülmektedir. ÇDN dağılıma dayalı ve ZD ile ÇDA sonucu bulunan kestirimlerin de tam veriden bulunan teta kestirimleri ile benzer olduğu söylenebilir. DMO ile ÇDA sonucu bulunan kestirimlerin de 45 derecelik doğrudan sapmaya başladıkları görülmektedir (Şekil 3.1).

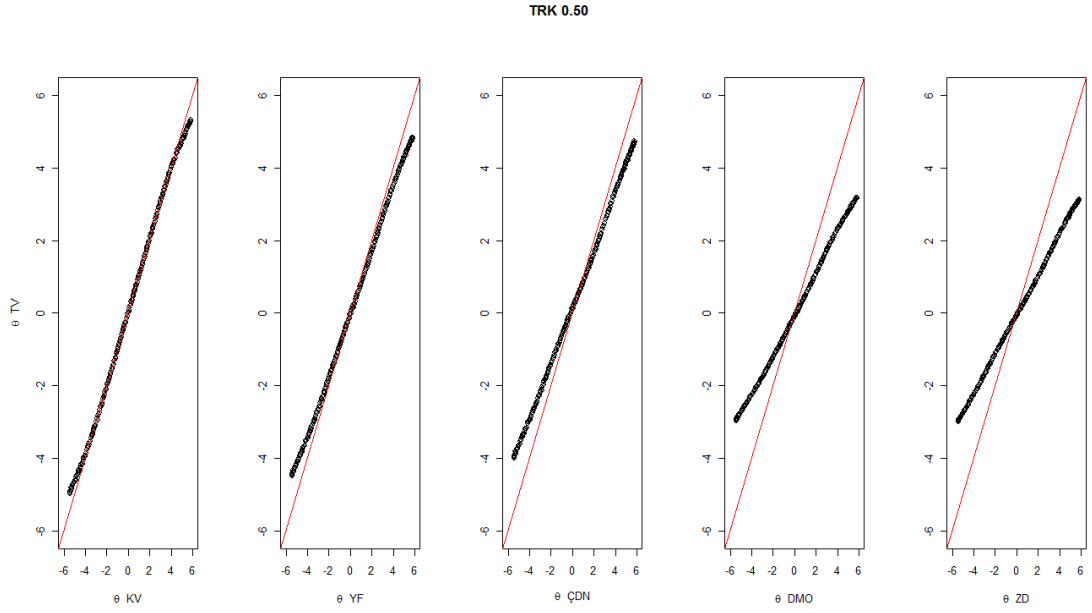


Şekil 3.1. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.10 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

Kayıp veri mekanizması TRK iken, kayıp veri oranı artıkça (0.30 ve 0.50), ÇDN, DMO ve ZD yöntemleri ile ÇDA sonucu bulunan teta kestirimlerinin tam veriden bulunanlardan daha da farklılaştığı söylenebilir. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda, YF ile ÇDA yönteminden bulunan teta kestirimleri ve kayıp veriden bulunan teta kestirimlerinin de, tam veriden bulunanlara göre farklılaşmaya başladığı görülmektedir. Ancak saçılım grafiklerine göre bu farklılaşma kayıp veri durumunda en az gözlenmektedir (Şekil 3.2 ve Şekil 3.3).



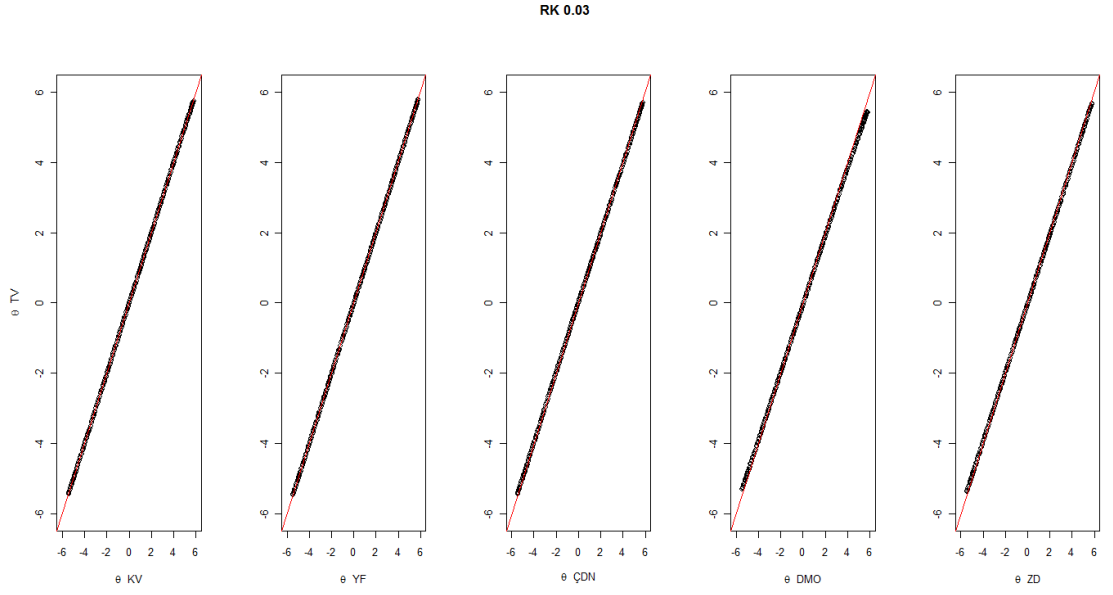
Şekil 3.2. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.30 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.



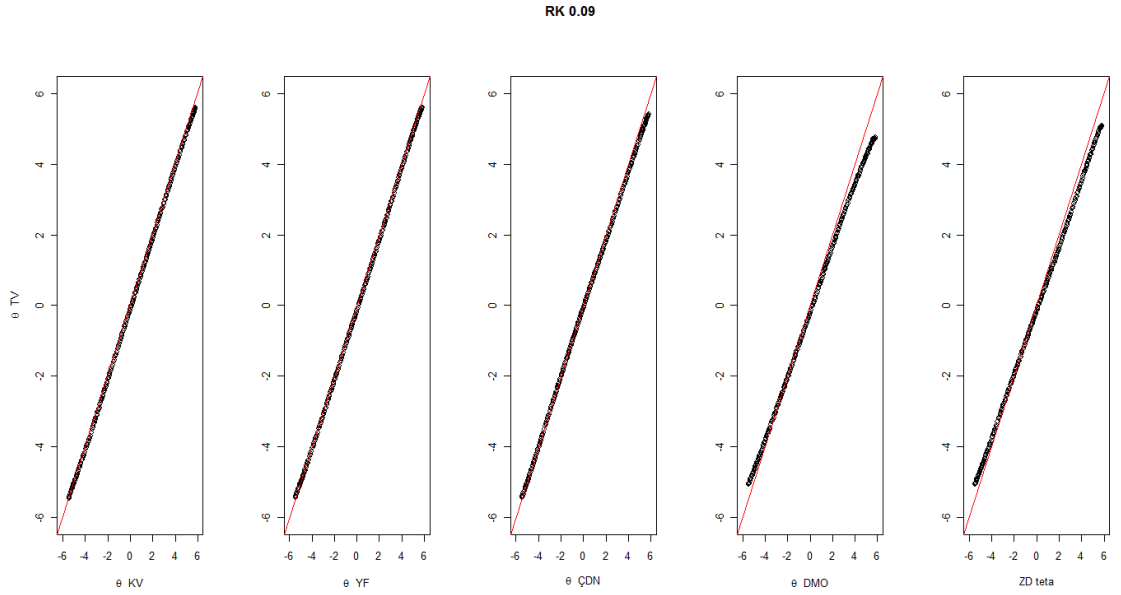
Şekil 3.3. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.50 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

3.1.2. Kayıp veri mekanizması rastgele kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

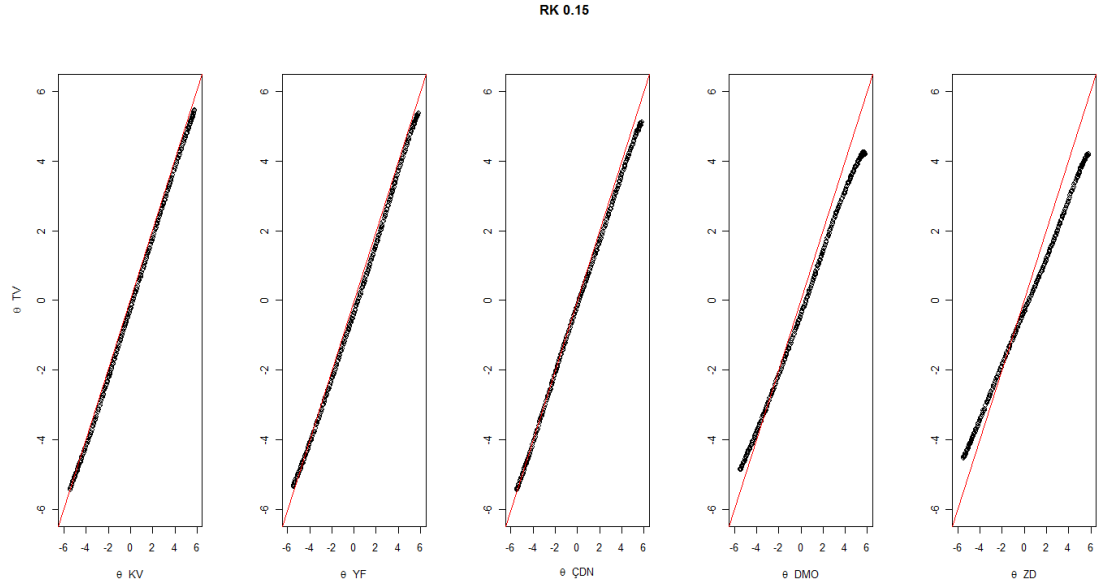
Daha önceden de belirtildiği gibi, kayıp veri mekanizması RK olduğunda, gözlenen kayıp veri oranları 0.15'i geçmemektedir. Bu nedenle kayıp veri durumunda ve YF ya da ÇDN ile ÇDA yapıldığında bulunan teta kestirimlerinin tam veriden bulunanlar ile benzerlik gösterdiği görülmektedir. DMO ve ZD ile ÇDA yapıldığında ise kayıp veri oranı 0.03 için tam veriden bulunan kestirimler ile uyum gözlenirken, kayıp veri oranı 0.09 olduğunda -6 ve +6'ya yakın teta değerleri için tam veri ile uyumsuzluğun başladığı; kayıp veri oranı 0.15 olduğunda ise bu uyumsuzluğun arttığı görülmektedir (Şekil 3.4, Şekil 3.5 ve Şekil 3.6).



Şekil 3.4. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.03 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.



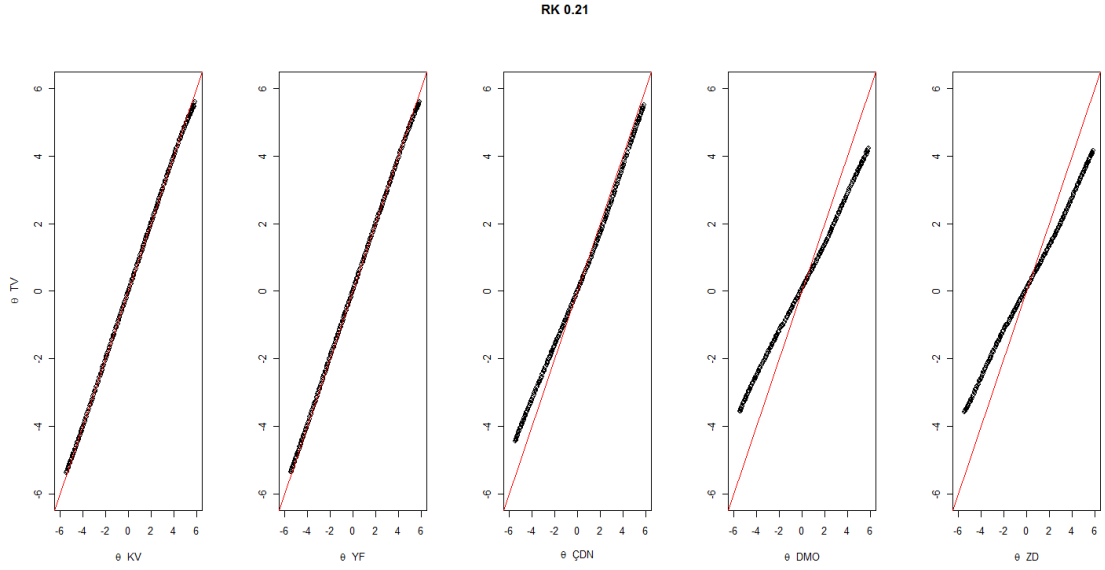
Şekil 3.5. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.09 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.



Şekil 3.6. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.15 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

3.1.3. Kayıp veri mekanizması rastgele olmayan kayıp olduğunda kişi parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda da kayıp veri durumu ve YF kullanarak değer atama sonucunda bulunan teta kestirimleri ile tam veriden bulunanlar 45 derecelik doğru üzerinde yer almaktadır. ÇDN yöntemi ile ÇDA sonucu bulunan kestirimlerde az sapma görülürken, DMO ve ZD ile ÇDA sonucu bulunan kestirimlerde daha çok sapma gözlenmektedir (Şekil 3.7).



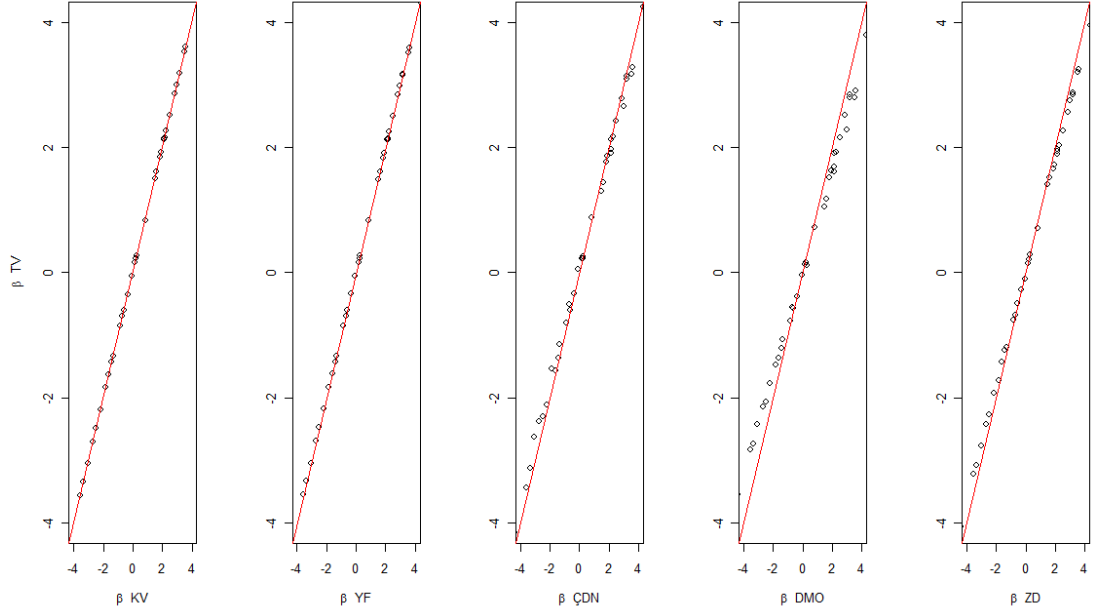
Şekil 3.7. Kayıp veri mekanizması ROK iken kayıp veri oranı 0.21 olduğunda tam veriden bulunan teta kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

Tam veriden elde edilen 40 madde parametresi (20 madde için ikişer eşik zorluğu, β) ile, hem kayıp veriden hem de değer atama yöntemleri ile tamamlanmış verilerden bulunan eşik zorluğu kestirimleri arasındaki saçılım grafikleri çizilmiştir. Saçılım grafiklerine 45 derecelik eğime sahip bir doğru eklenerek, saçılım grafiğindeki tetaların bu doğrudan ne kadar saptığı gözlenmiştir.

3.1.4. Kayıp veri mekanizması tamamen rastgele kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 olduğunda, tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile kayıp verili durumdan bulunanlar ve YF ile değer ataması sonucu bulunanların 45 derecelik doğru üzerinde olduğu görülmektedir. Diğer değer atama yöntemlerinden ÇDN ve ZD yöntemi ile bulunan kestirimlerin de 45 derecelik doğrudan çok ufak sapma gösterdiği, DMO yöntemi ile bulunan kestirimlerin ise daha çok sapma gösterdiği görülmektedir (Şekil 3.8).

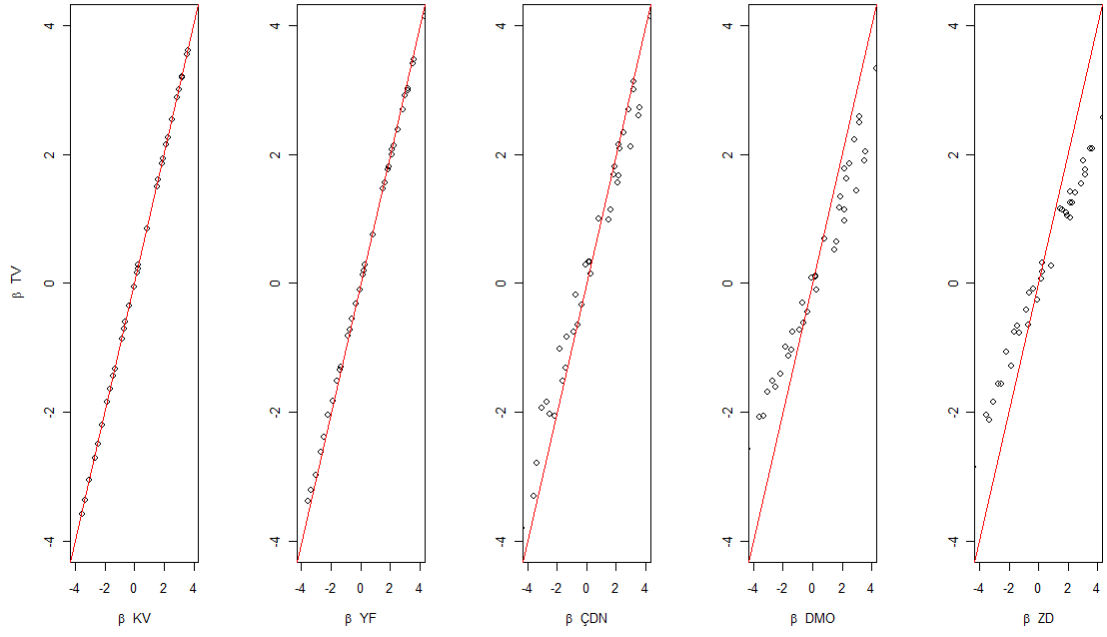
TRK 0.10



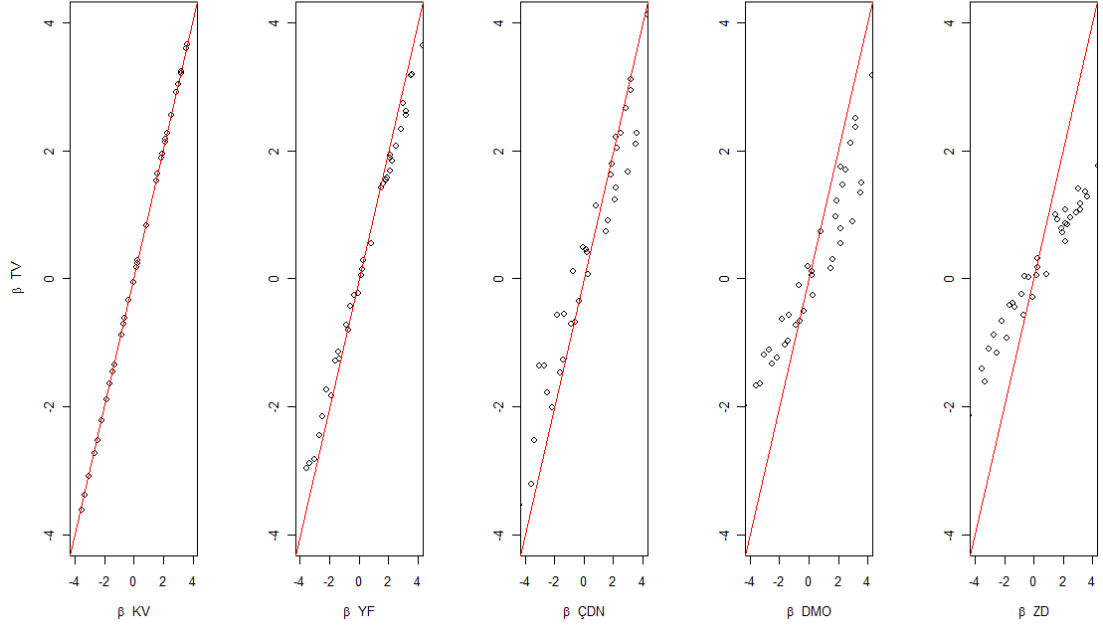
Şekil 3.8. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.10 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

Kayıp veri mekanizması TRK iken, kayıp veri oranı 0.30 ve 0.50 için ÇDN, DMO ve ZD yöntemlerinden bulunan eşik değerleri kestirimlerinin 45 derecelik doğrudan daha çok sapma gösterdikleri görülmektedir. Kayıp veri durumu ile analiz sonucunda ise kayıp veri oranı 0.50 olsa bile tam veriden bulunan kestirimlerle benzerlik sağlanmaktadır. YF ile değer atama sonucunda bulunan eşik zorluğu kestirimlerinin ise kayıp veri oranı 0.50 olduğunda tam veriden bulunanlardan farklılaşmaya başladıkları görülmektedir (Şekil 3.9 ve Şekil 3.10).

TRK 0.30



Şekil 3.9. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.30 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

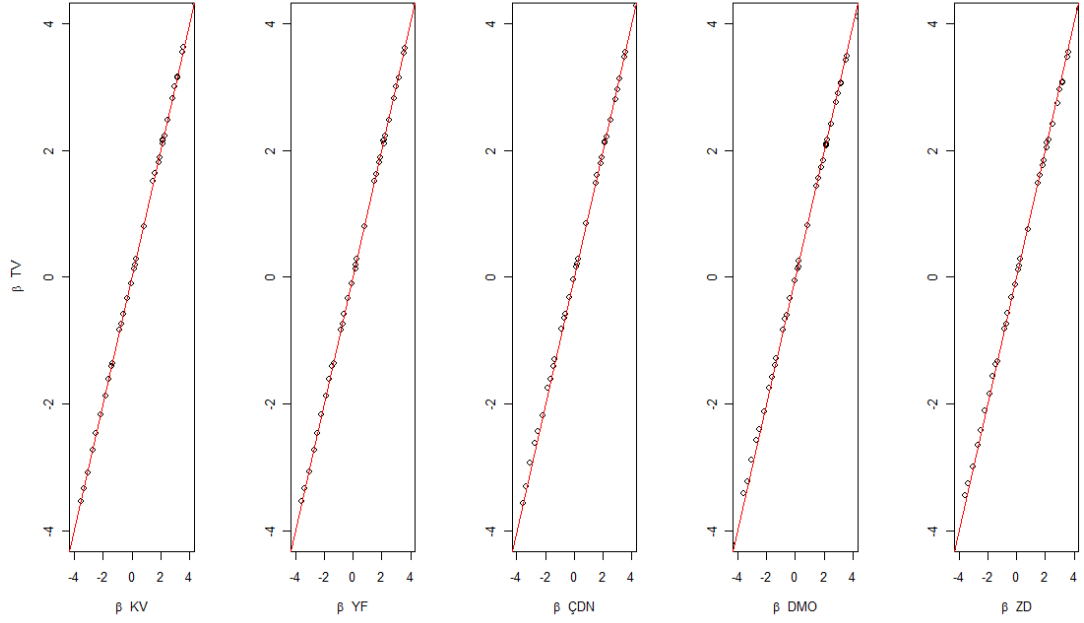


Şekil 3.10. Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı 0.50 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

3.1.5. Kayıp veri mekanizması rastgele kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

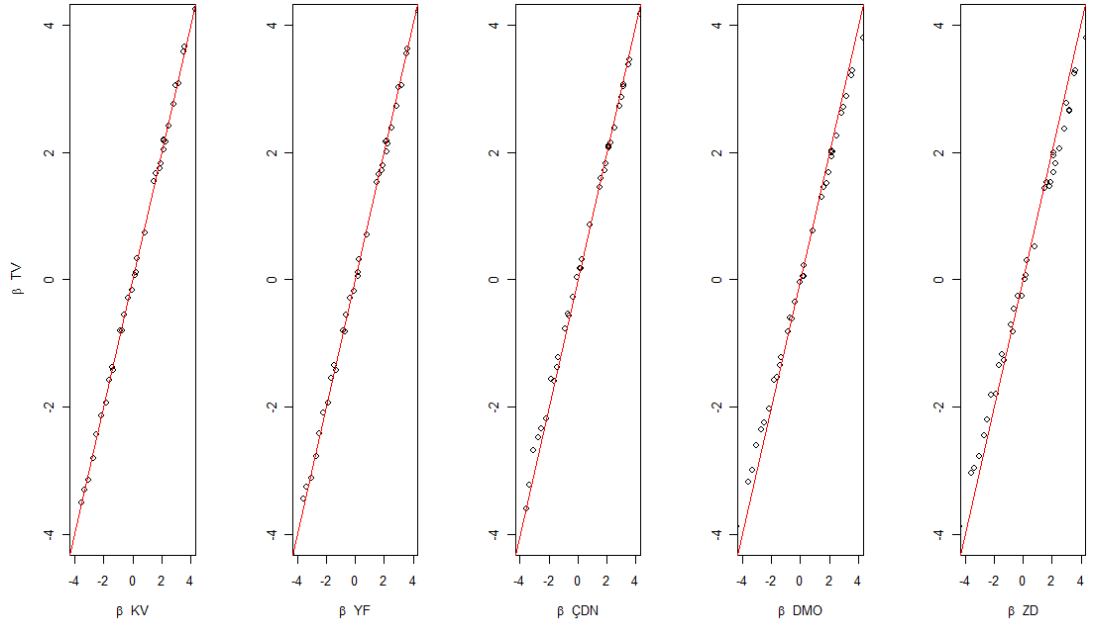
Kayıp veri mekanizması RK ve kayıp veri oranı 0.03 olduğunda hem kayıp verili durumda hem de değer ataması yöntemleri ile ÇDA yapıldığında bulunan eşik zorluğu kestirimlerinin, tam veriden bulunanlarla benzer olduğu görülmektedir (Şekil 3.11). Kayıp veri oranı 0.09 olduğunda DMO ve ZD yöntemleri ile ÇDA yapıldığında bulunan eşik zorluğu kestirimlerinin 45 derecelik doğrudan hafif saptığı gözlenmektedir (Şekil 3.12). Kayıp veri oranı 0.15 olduğunda ise bu sapmaların beklendiği gibi daha da arttığı görülmektedir. Yine kayıp veri oranı 0.15 olduğunda ÇDN, YF yöntemleri ile ÇDA yapıldığında ve kayıp veri durumunda bulunan kestirimlerde de 45 derecelik doğrudan sapmalar başlamaktadır (Şekil 3.13).

RK 0.03



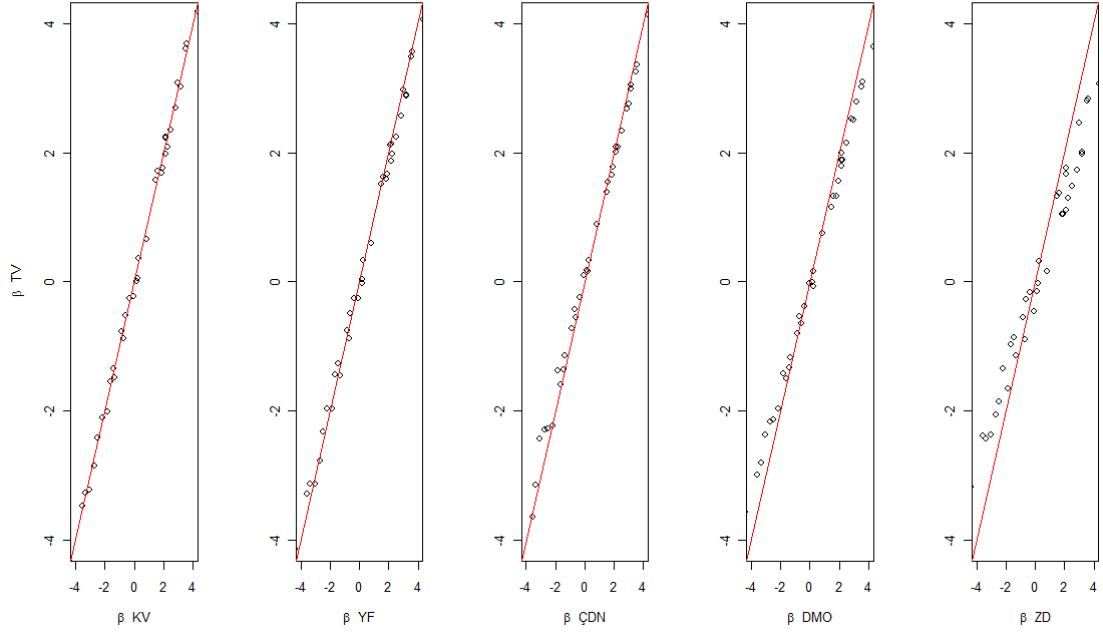
Şekil 3.11. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.03 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

RK 0.09



Şekil 3.12. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.09 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

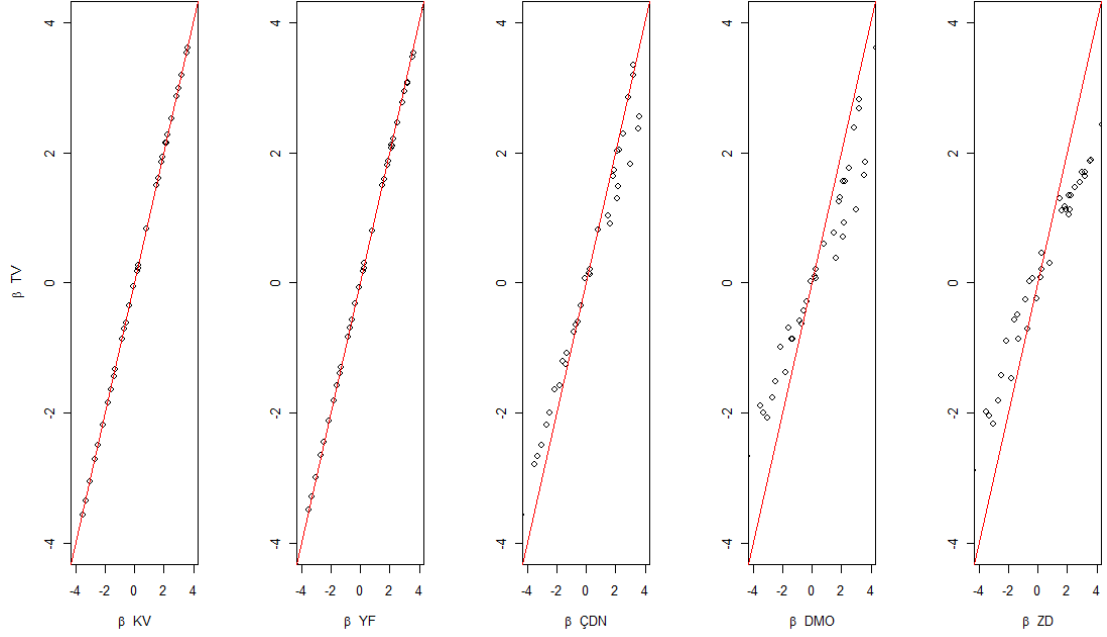
RK 0.15



Şekil 3.13. Kayıp veri mekanizması RK iken kayıp veri oranı 0.15 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

3.1.6. Kayıp veri mekanizması rastgele olmayan kayıp olduğunda madde parametre kestirimlerine ilişkin bulgular

Kayıp veri mekanizması ROK iken, kayıp veri durumunda ve YF ile ÇDA yapıldığında bulunan eşik zorluğu kestirimlerinin tam veriden bulunanlar ile benzerlik gösterdiği, diğer değer atama yöntemleri ile ÇDA yapıldığında bulunan eşik zorluğu kestirimlerinin ise tam veriden bulunanlarla benzerliğinin bozulduğu görülmektedir (Şekil 3.14).



Şekil 3.14. Kayıp veri mekanizması ROK iken kayıp veri oranı 0.21 olduğunda tam veriden bulunan eşik zorluğu kestirimleri ile diğer yöntemlerden bulunanlar arasındaki saçılım grafiği.

3.1.7. Kişi parametreleri için yanlılık ve hata kareleri ortalaması bulguları

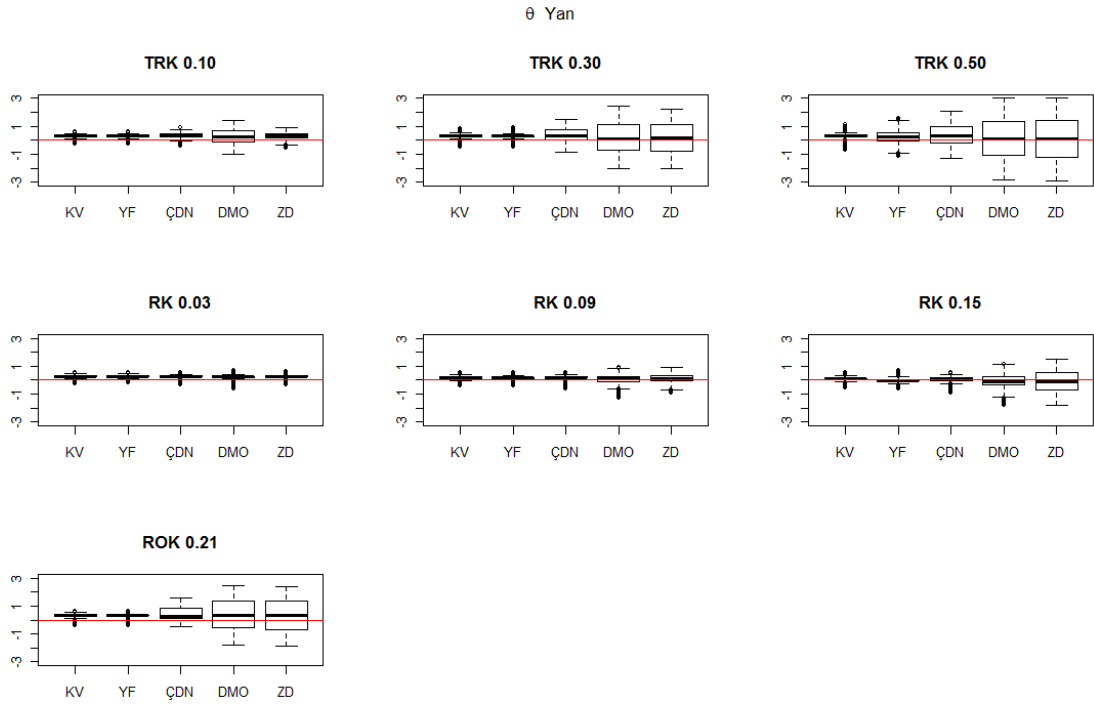
Veri türetmede belirlenen gerçek parametre değerleri ile hem kayıp veriden, hem de değer atama yöntemleri ile tamamlanmış verilerden bulunan parametre kestirimlerinin karşılaştırılması için 1000 MC tekrarından hesaplanan yanlılık ve HKO değerlerinin, 300 kişi parametresi üzerinden gösterdiği dağılımlara ilişkin grafikler verilmiştir.

Gerçek kişi parametre değerleri (θ) ile kayıp verili durumdan ve değer atama yöntemlerinden bulunan parametre kestirimleri ($\hat{\theta}$) arasındaki yanlılık değerlerinin, 300 kişi parametresi için dağılımlarına bakılacak olursa, kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 ve 0.30 iken kayıp veri durumunda ve YF ile ÇDA sonucunda bulunan kestirimlerdeki yanlılığın sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Kayıp veri oranı 0.10 iken ÇDN ve ZD ile ÇDA sonucunda bulunan kestirimlere ait

yanlılıkların da sifira yakın ve küçük olduğu, en büyük yanlılığın ise DMO ile ÇDA sonucunda bulunduğu görülmektedir. Kayıp veri oranı 0.30 iken ÇDN ile ÇDA sonucunda yanlılık artmış, en fazla yanlılık DMO ve ZD ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda, genel olarak bütün yöntemler için yanlılık değerleri artmaktadır. En büyük yanlılık DMO ve ZD ile ÇDA sonucunda görülmekte, sonrasında ise ÇDN ile ÇDA sonucunda görülmektedir. YF ile ÇDA sonucunda görülen yanlılık kayıp veri durumundan daha fazla görünse de ortalama yanlılık ve 300 kişi parametresinin %50'sine ait yanlılıklar (kutu çizgi grafiğine göre %25. çeyreklik ve %75. çeyreklik arası) 0'a yakın bulunmuştur (Şekil 3.15).

Kayıp veri mekanizması RK olduğunda ve kayıp veri oranı 0.03 olduğunda, kayıp veri durumundan ve diğer değer atama yöntemleri ile ÇDA sonucunda bulunan kestirimlere ait yanlılıkların çok düşük ve sifira yakın olduğu görülmektedir. Kayıp veri oranı 0.09 olduğunda, DMO ve ZD ile ÇDA yapıldığında yanlılık daha fazla gibi görünse de yine bu yöntemler için kestirimlerin %50'sinde bulunan yanlılıkların sifira yakın olduğu kutu-çizgi grafiğinden görülmektedir. Kayıp veri oranı 0.15 olduğunda ise DMO ve ZD ile ÇDA yapıldığında yanlılıkların arttığı, kayıp veri durumu, YF ve ÇDN ile değer atama yöntemleri için yanlılıkların ise sifira yakın olduğu görülmektedir (Şekil 3.15).

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda, en küçük yanlılık değerlerinin kayıp veri durumu ile analizde ve YF ile ÇDA sonucunda bulunduğu görülmektedir (Şekil 3.15).



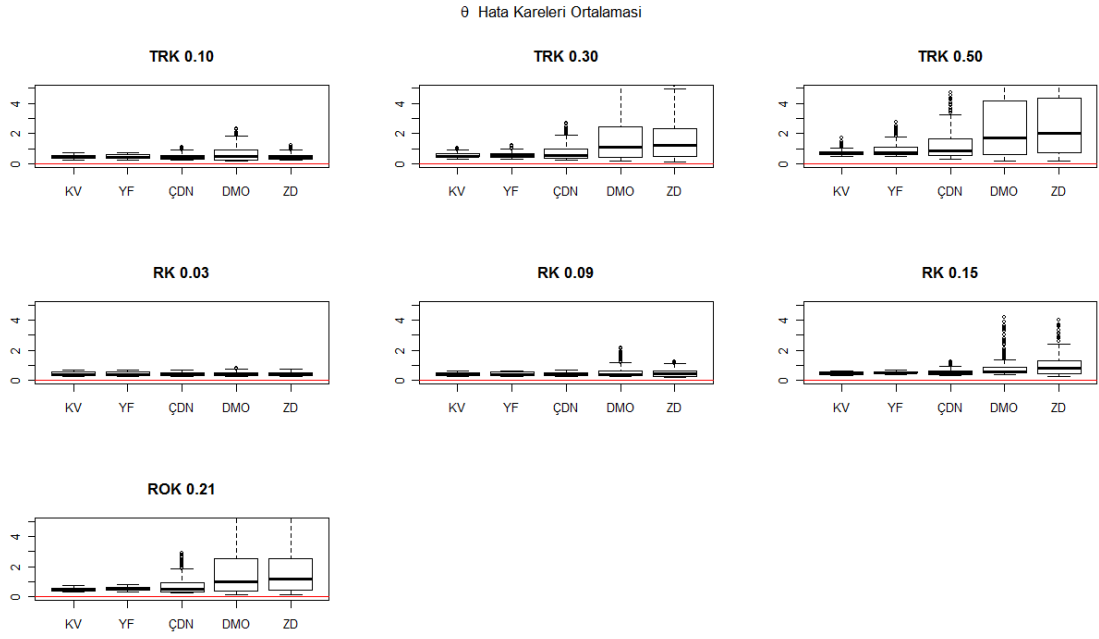
Şekil 3.15. Kişi parametreleri için yanlılık.

HKO bakımından teta kestirimleri değerlendirildiğinde, kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 için en düşük değerlerin kayıp veri durumunda ve YF ile ÇDA sonucunda görüldüğü söylenebilir. ÇDN ve ZD ile ÇDA sonucunda görülen HKO dağılımları birbirine benzer olup, sıfıra yakındır. En yüksek HKO ise DMO ile ÇDA sonucu gözlenmektedir. Kayıp veri oranı 0.30 olduğunda, en düşük HKO'nun kayıp veri durumunda ve YF ile ÇDA sonucunda, daha sonra da ÇDN ile ÇDA sonucunda olduğu, DMO ve ZD ile ÇDA sonucunda ise hata kareleri ortalamalarının çok yüksek olduğu görülmektedir. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda, kayıp veri ile analizde ve YF ile ÇDA sonucunda HKO çok az artmıştır. Ancak bu artış kayıp veri durumunda daha düşüktür. Yani, en düşük HKO kayıp veri durumu için daha sonra YF ile ÇDA sonucunda görülmektedir (Şekil 3.16).

Kayıp veri mekanizması RK ve kayıp veri oranı 0.03 olduğunda kayıp veri durumunda ve değer atama yöntemlerinin hepsinde HKO çok düşük bulunmuştur. Kayıp veri oranı 0.09 iken kayıp veri durumunda, YF ve ÇDN ile ÇDA sonucunda HKO düşük iken, daha sonra ZD ile ÇDA sonucunda, en yüksek HKO da DMO ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. Kayıp veri oranı 0.15 olduğunda, en düşük HKO

kayıp veri durumu ve YF ile DA sonucunda bulunmuştur. DN ile DA sonucunda bulunan HKO ise DMO ve ZD ile DA sonucunda bulunanlara kıyasla daha düşüktür (Şekil 3.16).

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda en düşük HKO, kayıp veri durumunda ve YF ile DA sonucunda bulunan bulunmuştur. DN ile DA sonucunda bulunan HKO ise DMO ve ZD ile DA sonucunda bulunanlara kıyasla daha düşüktür (Şekil 3.16).



Şekil 3.16. Kişi parametreleri için hata kareleri ortalaması.

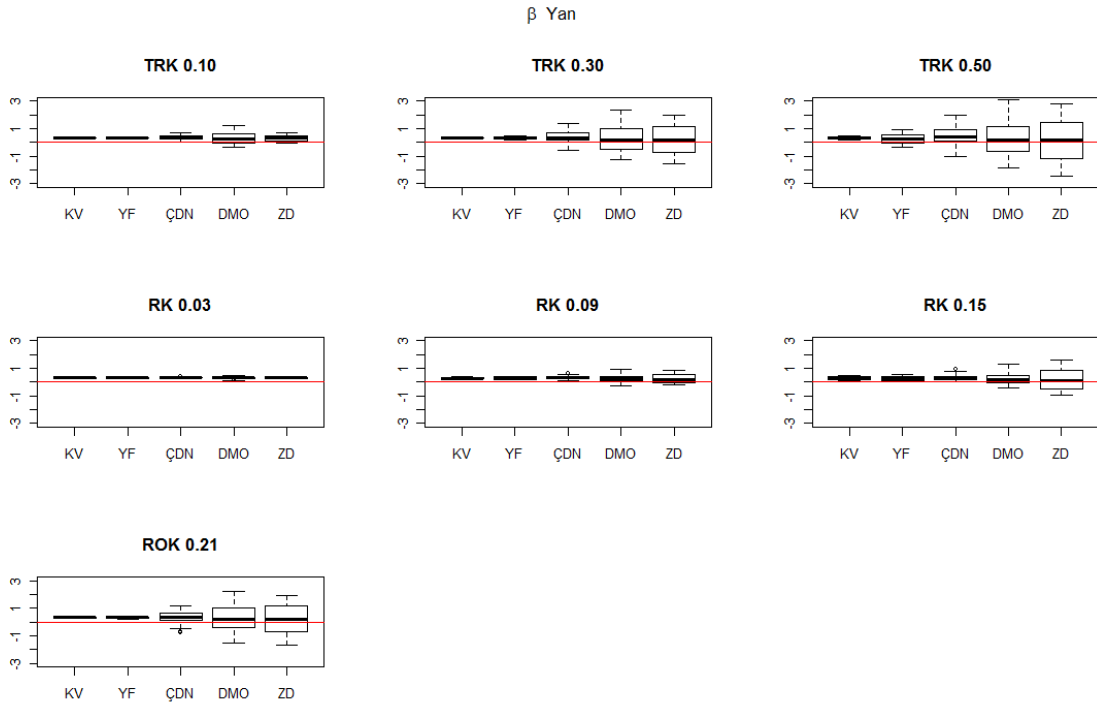
3.1.8. Madde parametreleri için yanlışlık ve hata kareleri ortalaması bulguları

Gerçek madde parametre değerleri (β) ile kayıp verili durumdan ve değer atama yöntemlerinden bulunan parametre kestirimleri ($\hat{\beta}$) arasındaki yanlışlık değerlerinin, 40 tane madde parametresi için dağılımlarına bakılmıştır. Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 olduğunda, kayıp veri durumunda ve YF ile ÇDA sonucunda bulunan kestirimlerdeki yanlışlığın sifira çok yakın olduğu görülmektedir. ÇDN ve ZD ile ÇDA sonucunda bulunan yanlışlık değerlerinin kayıp veri durumuna ve YF ile değer ataması sonucuna göre bulunandan daha büyük oldukları ancak yine de yanlışlıkların sifira yakın olduğu görülmektedir. En fazla yanlışlığın DMO ile ÇDA sonucuna göre bulunduğu, ancak kutu-çizgi grafiğine bakıldığında, madde parametre kestirimlerinin %50'sindeki yanlışlıkların sifira yakın olduğu söylenebilir. Kayıp veri oranı 0.30 olduğunda, yine en düşük yanlışlık kayıp veri durumu ve YF ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. Diğer değer atama yöntemleri arasında ise en düşük yanlışlık ÇDN ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda en düşük yanlışlık kayıp veri durumu için bulunmuştur. YF ile ÇDA sonucunda bulunan yanlışlık dağılımının daha genişlemesine rağmen, ortalama olarak yanlışlığın sifira

yakın ve diğer değer atama yöntemlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir (Şekil 3.17).

Kayıp veri mekanizması RK ve kayıp veri oranı 0.03 olduğunda, ÇDN ve DMO ile ÇDA sonucunda bulunan yanlılık değerleri, diğer değer atama yöntemlerine ve kayıp verili duruma göre bir miktar fazla bulursa da, genel olarak bütün değer atama yöntemleri ve kayıp verili durum için yanlılık değerleri sıfıra yakındır. Kayıp veri oranı 0.09 olduğunda, en düşük yanlılık kayıp verili durum ve YF ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. ÇDN dağılıma dayalı ÇDA sonucunda bulunan yanlılık, DMO ile ZD için bulunanlardan düşüktür. Ancak genel olarak bulunan yanlılıklar sıfıra yakındır. Kayıp veri oranı 0.15 olduğunda, en düşük yanlılık değerleri sırası ile kayıp verili durumda, YF ve ÇDN ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. DMO ile ÇDA sonucunda bulunan parametre kestirimlerinin %50'si için sıfıra yakın yanlılık bulunduğu görülmektedir. En çok yanlılık ise ZD ile ÇDA sonucunda bulunmuştur (Şekil 3.17).

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda, en düşük yanlılık değerleri kayıp verili durumda ve YF ile ÇDA sonucunda bulunmuştur (Şekil 3.17).



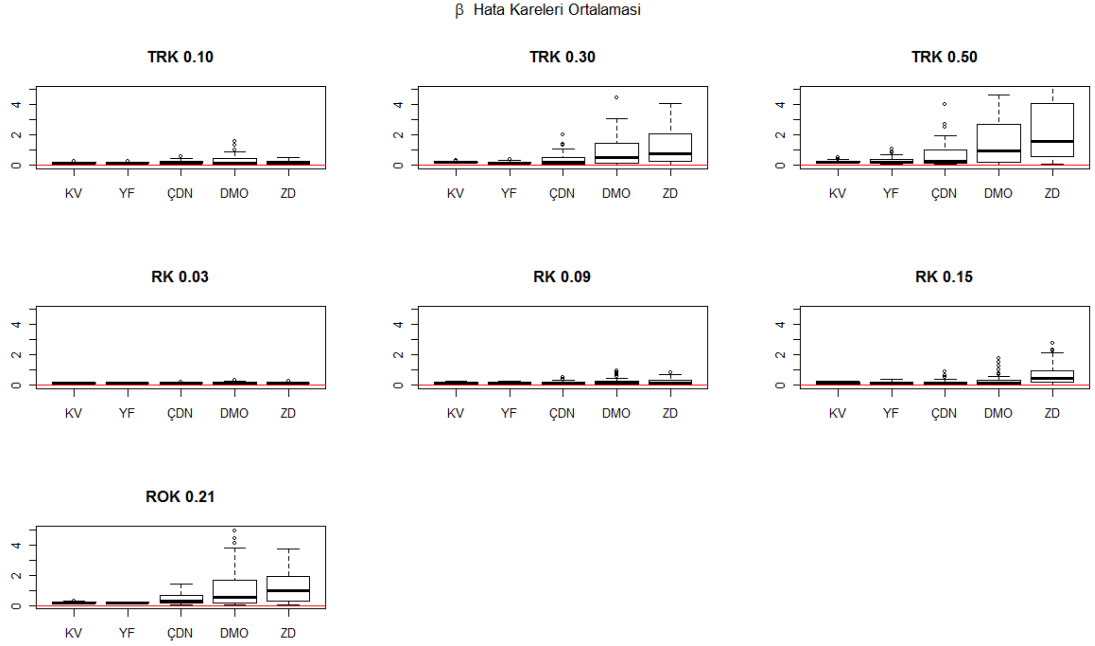
Şekil 3.17. Madde parametreleri için yanlılık.

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.10 olduğunda, en düşük HKO kayıp verili durum ve YF ile ÇDA sonucunda bulunmuştur. En yüksek HKO'yu ise DMO ile ÇDA sonuçları göstermektedir. Kayıp veri oranı 0.30 olduğunda, en düşük HKO kayıp verili durum için bulunmuştur. YF ile ÇDA sonucunda bulunan HKO değerleri de kayıp verili durumdan bulunanlara benzer ve çok düşüktür. En yüksek HKO'nun DMO ve ZD ile ÇDA sonucunda gözlendiği söylenebilir. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda, en düşük HKO kayıp verili durum için bulunmuştur. Değer atama yöntemleri arasında ise YF ile ÇDA sonuçları küçük HKO'ya sahiptir (Şekil 3.18).

Kayıp veri mekanizması RK ve kayıp veri oranı 0.03 olduğunda, genel olarak bütün değer atama yöntemleri ve kayıp verili durum için HKO çok düşük bulunmuştur. Kayıp veri oranı 0.09 olduğunda, yine genel olarak bütün yöntemler için bulunan HKO değerlerinin düşük ancak en düşük HKO'nun kayıp verili durum ve YF ile ÇDA sonucunda bulunduğu söylenebilir. Kayıp veri oranı 0.15 olduğunda, en düşük HKO kayıp verili durum için bulunmuştur. YF ile ÇDA sonucunda bulunan HKO

değerleri de kayıp verili durumdan bulunana benzer ve çok düşüktür. En yüksek HKO'nun DMO ve ZD ile ÇDA sonucunda gözleendiği söylenebilir (Şekil 3.18).

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda, en düşük yanlılık değerleri YF ile ÇDA sonucunda ve kayıp verili durum için bulunmuştur (Şekil 3.18).

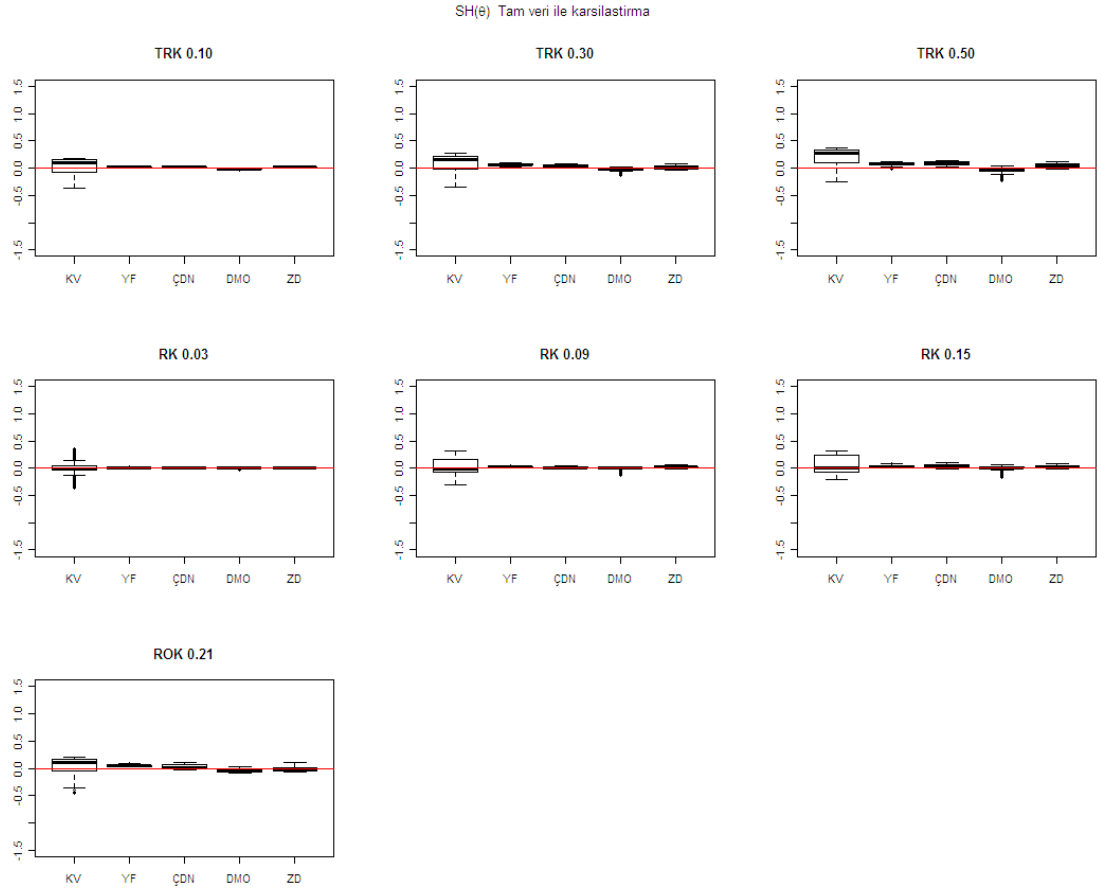


Şekil 3.18. Madde parametreleri için hata kareleri ortalaması.

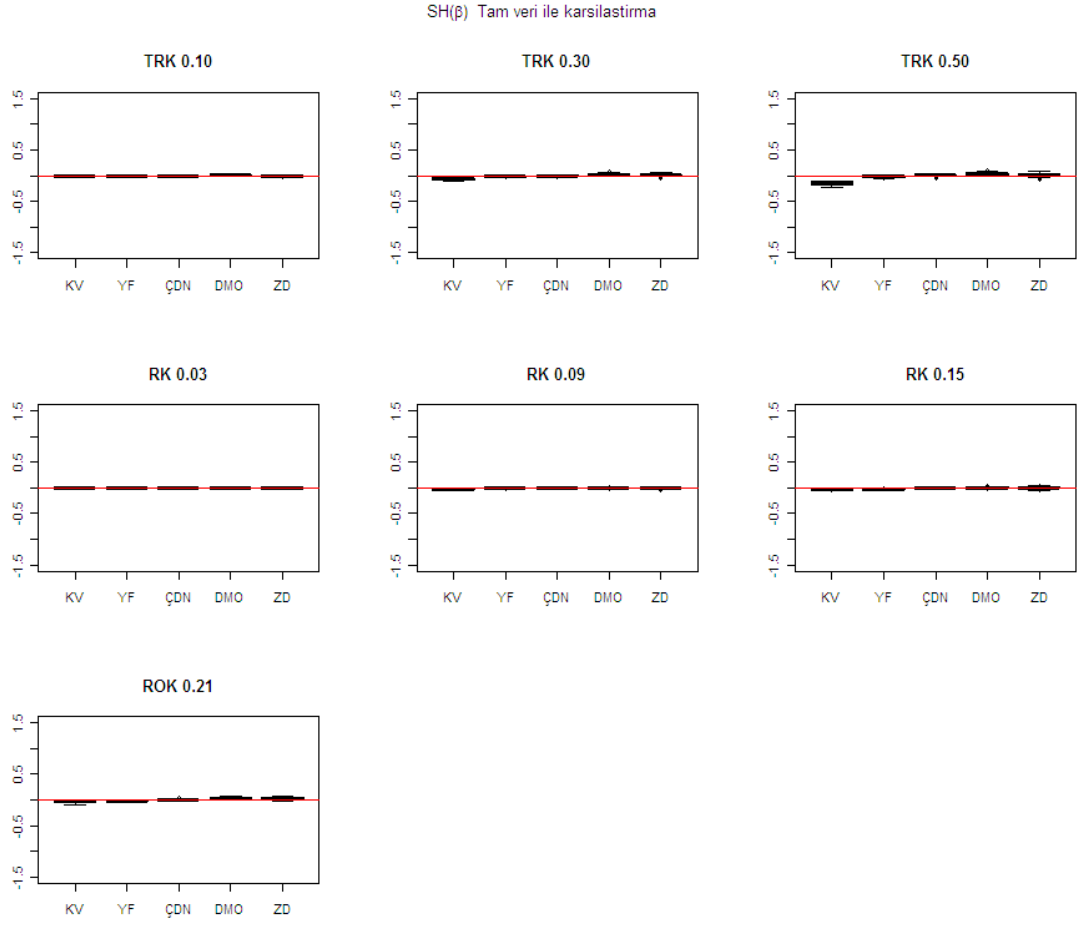
3.1.9. Kayıp veri durumunda ve deęer atama sonucunda bulunan kiři ve madde parametre kestirimlerine iliři standart hataların tam veriden bulunanlar ile farkı

Tam veriden bulunan parametre kestirimlerinin standart hatalarının, kayıp verili durum ile analizde ve deęer atama yöntemleri kullanıldığında ne kadar deęiřtiđini incelemek için standart hata deęerlerinin tam veriden bulunanlardan farkları alınmıřtır. Bu farkların 1000 MC tekrarı ortalaması alınarak 300 kiři ve 40 madde parametresi için dađılımına bakılmıřtır.

Kiři parametre kestirimlerinin standart hataları bakımından, genel olarak bütün yöntemler için farklar sifıra yakın çıksa da; en büyük farklılık kayıp verili durum için gözlenmiřtir. Deęer atama yöntemleri için bulunan farklar sifıra çok yakındır. Madde parametrelerinin standart hataları bakımından bütün yöntemleri için farklar sifıra çok yakındır, ancak yalnızca kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp veri oranı 0.50 olduđunda kayıp verili durum için farklılık gözlenmiřtir (řekil 3.19 ve řekil 3.20).



Şekil 3.19. Tam veriden bulunan kişi parametrelerinin standart hataları ile kayıp verili durum ve değer atama yöntemlerinden bulunanlar arası farkların dağılımı.



Şekil 3.20. Tam veriden bulunan madde parametrelerinin standart hataları ile kayıp verili durum ve değer atama yöntemlerinden bulunanlar arası farkların dağılımı.

3.1.10. Madde Yerel Bağımsızlığı Bakımından Bulgular

MYB'nin ihlal edilip edilmediğini anlamak için artıklar arasındaki korelasyonlara bakılmış ve bu korelasyonlar için 0.20 ve 0.30'un üzerinde olanlar ile -0.20 ve -0.30'un altında olan madde çiftleri incelenmiştir. Buna göre tam veride 190 madde çiftinin 1000 MC tekrarı üzerinden ortalama 0.94 tanesinde -0.20'nin altında korelasyon, 0.16 tanesinde 0.20'nin üzerinde korelasyon, 0.01 tanesinde -0.30'un altında korelasyon, 0.04 tanesinde ise 0.30'un üzerinde korelasyon gözlenmiştir. Yani 190 madde çiftinin yaklaşık olarak hepsinde korelasyon -0.20 ile 0.20 arasındadır. Bu da türetilen tam verilerin hiçbirinde MYB'nin ihlal edilmediğini göstermektedir. Tam veriden belli kayıp veri mekanizmalarına göre ve belli

oranlarda veri silinerek kayıp veri oluşturulduğunda ise yine MYB'nin ihlal edilmediği görülmüştür. Kayıp veri mekanizmaları için ve belirlenen kayıp veri oranları üzerinden, YF ile ÇDA sonucunda 0.30'un üzerinde korelasyona sahip madde çifti sayısı 0.01 ile 0.04 arasında değişmekte; ÇDN sonucunda 0.18 ile 1.66 arasında değişmekte; DMO ile 0.01 ile 0.16 arasında değişmekte; ZD ile 0.27 ile 3.18 arasında değişmektedir. -0.30'un altında korelasyona sahip madde çifti sayısı YF'de 0.01 ile 0.02 arasında, ÇDN'de 0.00 ile 0.16 arasında, DMO'da 0.00 ile 0.01 arasında, ZD'de ise 0.02 ile 2.01 arasında değişmektedir. 0.20'nin üzerinde korelasyona sahip madde çifti sayısı 0.07 ile 0.17 arasında, ÇDN'de 0.46 ile 5.07 arasında, DMO'da 0.04 ile 0.46 arasında, ZD'de ise 0.53 ile 7.56 arasında değişmektedir. -0.20'nin altında korelasyona sahip madde çifti sayısı ise YF'de 0.98 ile 1.30 arasında, ÇDN'de 0.45 ile 3.56 arasında, DMO'da 0.28 ile 0.94 arasında, ZD'de ise 1.19 ile 14.21 arasında değişmektedir. Bu sonuçlara göre ZD ile değer ataması yapıldığında maddeler arasındaki mevcut korelasyonun daha da güçlenebileceği söylenebilir.

3.1.11. Madde İşlev Farklılığı İçin Bulgular

Türetilen tam verilerde 20 madde için 1000 MC tekrarı üzerinden ortalama olarak, 19.95 madde, MİF göstermemiştir. 0.01 madde tekdüze MİF, 0.04 madde ise tekdüze olmayan MİF göstermiştir. Buna göre türetilen tam verilerin MİF gösteren madde içermedikleri söylenebilir. Kayıp veri durumunda ve belirlenen değer atama yöntemleri ile ÇDA yapıldığında da, bu sayıların çok benzer olduğu görülmüştür. Kullanılan hiçbir değer atama yöntemi MİF'i olumsuz yönde etkilememiştir.

3.2. Gerçek Uygulama Bulguları

Gerçek veri uygulaması için kullanılan veride, HAQ-DI ölçeğini yanıtlayan 389 hastanın 385'inin verilerinin tamamı gözlenmiştir. Bu uygulama, 309 (%80) kadın, 76 (%20) erkek olmak üzere, 385 hastanın tam verileri ile gerçekleştirildi. Tamamen rastgele kayıp veri oluşturmak için belirlenen oranlar 0.10, 0.30 ve 0.50 idi. Kayıp veri oluşturulduğunda veri genelinde gözlenen oranlar da belirlenenlere çok yakın bulunmuştur (sırasıyla: 0.10, 0.29, 0.47). Rastgele kayıp veri oluştururken kadınlar için 0.40, erkekler için ise 0.20 oranı belirlenmiştir. Kadın ve erkekler için gözlenen kayıp veri oranları da belirlenen değerlere çok yakın ve tüm veri genelinde gözlenen kayıp veri oranı 0.33 olarak bulunmuştur. ROK veri oluştururken hastaların HAQ-DI ölçeği toplam puanları ortancasının altında kalanlar için kayıp veri oranı 0.25, üzerinde kalanlar için ise 0.50 olarak belirlendi. Yine gözlenen kayıp veri oranları belirlenenlere çok yakın bulunurken, tüm veri genelinde kayıp veri oranı 0.33 olarak gözlemlendi. Hastaların HAQ-DI ortancası 7(0-24) bulunurken, ortancanın altında 188 (%49), üzerinde 197 (%51) hasta bulunmuştur.

Tam veriden bulunan özürlülük düzeyi kestirimleri ve standart hataları ($\hat{\theta}$, $SH(\hat{\theta})$) ile, kayıp verili durumdan bulunanlar ve YF kullanarak değer ataması yapılmış veriden bulunanlar arasında hesaplanan SKK katsayıları ve %95 güven sınırları Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Tam veriden kestirilen özürülük düzeyleri ile bulunan SKK değerleri ve %95 güven sınırları.

	$\hat{\theta}$ için SKK (%95 güven sınırı)	$SH(\hat{\theta})$ için SKK (%95 güven sınırı)
TRK / KVO: 0.10	0.996 (0.995;0.997)	0.016 (~0;0.205)
TRK / KVO: 0.30	0.983 (0.979;0.986)	~0 (~0;0.139)
TRK / KVO: 0.50	0.970 (0.963;0.976)	~0 (~0; ~0)
YF (TRK / KVO: 0.10)	0.995 (0.994;0.996)	0.982 (0.978;0.986)
YF (TRK / KVO: 0.30)	0.981 (0.977;0.985)	0.947 (0.935;0.957)
YF (TRK / KVO: 0.50)	0.958 (0.948;0.966)	0.883 (0.855;0.905)
RK/KVO: 0.30	0.985 (0.981;0.988)	~0 (~0;0.053)
YF (RK/KVO:0.30)	0.978 (0.973;0.982)	0.947 (0.934;0.957)
ROK/KVO:0.30	0.978 (0.933;0.982)	~0 (~0; ~0)
YF (ROK/KVO:0.30)	0.973 (0.967;0.979)	0.928 (0.911;0.942)

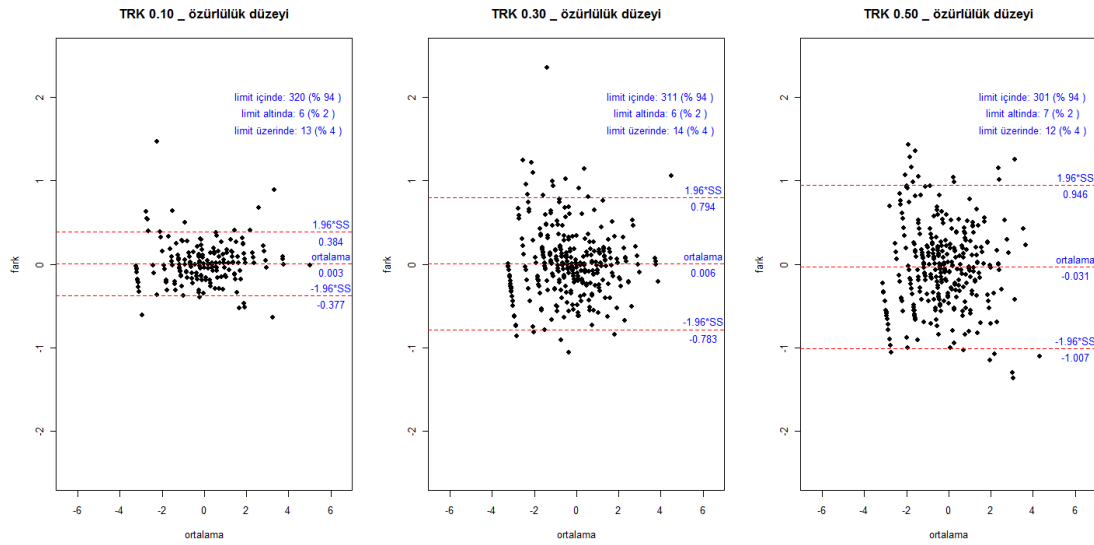
SKK: sınıf içi korelasyon katsayısı, TRK: tamamen rastgele kayıp, RK: rastgele kayıp, ROK: rastgele olmayan kayıp, KVO: kayıp veri oranı, YF: yanıt fonksiyonu

Kayıp veri mekanizması TRK iken kayıp veri oranı arttıkça, tam veri ile kayıp verili durumdan bulunan özürülük düzeyi kestirimleri arasındaki SKK'nın azaldığı görülmektedir.

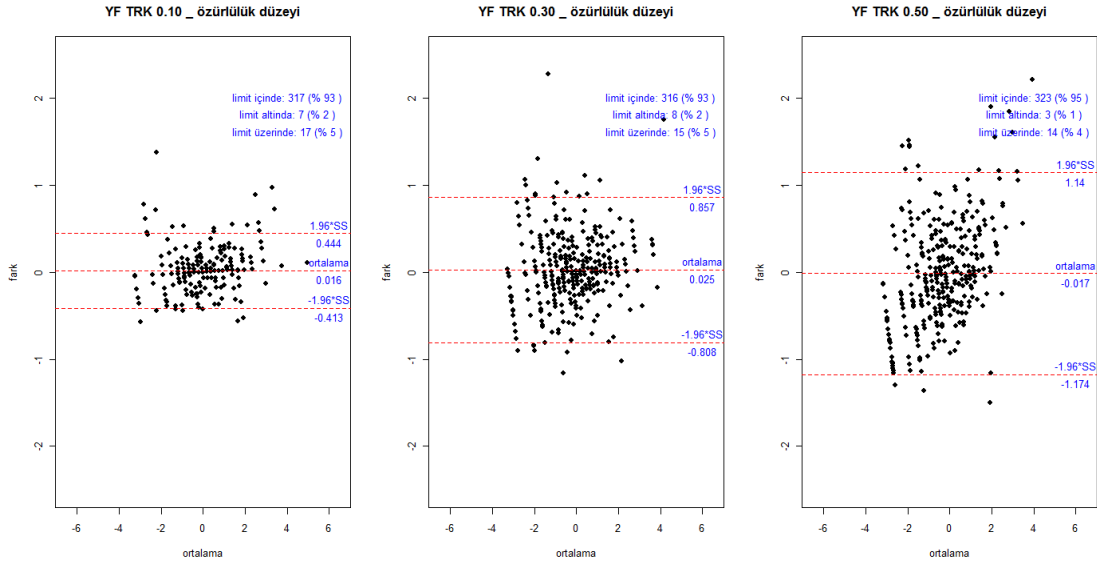
Ancak genel olarak, kayıp veri durumunda özürülük düzeyi kestirimlerinin tam veriden bulunanlarla yüksek korelasyon gösterdiği görülmektedir. Rastgele kayıp ve ROK mekanizmaları için veri genelinde gözlenen kayıp oranı 0.33 olduğundan, bu mekanizmalar için bulunan sonuçlar, TRK mekanizmasında kayıp veri oranı 0.30 olduğu durum ile karşılaştırılabilir. Kayıp veri oranı 0.30 olduğunda TRK, RK ve ROK mekanizmalarında benzer SKK değerleri bulunmuştur. YF ile değer ataması yapıldığı her durum için bulunan SKK değerleri, kayıp veri durumunda bulunanlardan bir çok az düşük olsa da hepsi 0.95'in üzerinde bulunmuştur.

Özürülük düzeyi kestirimlerinin standart hataları bakımından, tam veriden bulunanlar ile kayıp verili durumdan bulunanlar arasındaki SKK değerleri 0'a yakın bulunmuştur. Ancak YF ile değer ataması yapıldığı durumlarda SKK değerleri kayıp verili durumdan bulunanlara göre çok yüksek ve 1'e yakın bulunmuştur. Kayıp veri oranı arttıkça SKK değerlerinin de düştüğü görülmektedir.

Tam veriden bulunan özürlülük düzeyi kestirimleri ve standart hataları ($\hat{\theta}$, $SH(\hat{\theta})$) ile, kayıp verili durumdan bulunanlar ve YF kullanarak değer ataması yapılmış veriden bulunanlar arasında çizilen Bland-Altman grafikleri aşağıda verilmiştir. Bland-Altman uyum grafiklerinde, fark eksenini (dikey eksen): tam veriden bulunan özürlülük düzeyi kestirimleri ile kayıp verili durumdan ya da YF ile değer ataması yapılmış veriden bulunan kestirimler arasındaki farkları; ortalama eksenini (yatay eksen): fark ekseninde kullanılan aynı değerler için ortalamaları göstermektedir. Ayrıca fark ekseninden ortalama fark ve farkların %95 güven sınırını ($\pm 1.96 \times$ farkların standart sapması) gösteren kırmızı renkte doğrular çizilmiştir. Son olarak bu doğrular üzerine ortalama fark ve farka ilişkin güven sınırı değerleri ile güven sınırı içinde kalan fark sayısı yüzdesi, bu sınırın altında ve üzerinde kalan fark sayısı ve yüzdesi verilmiştir.

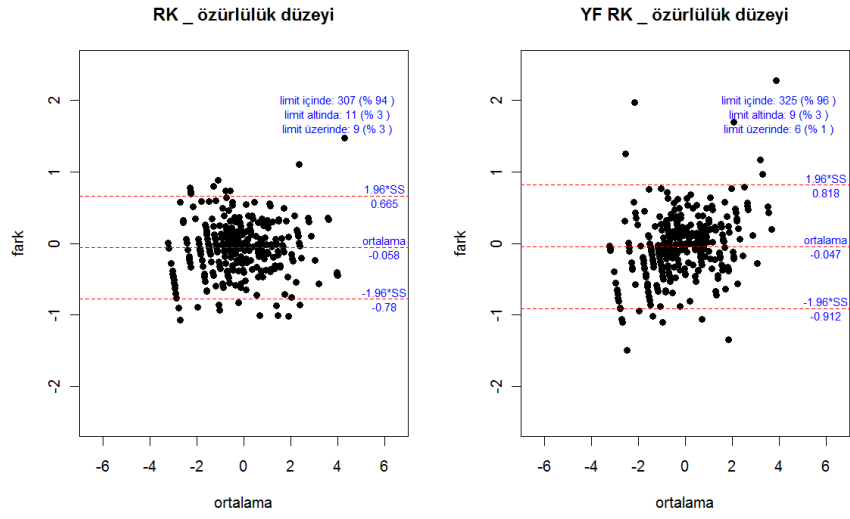


Şekil 3.21. TRK veri mekanizmasında özürlülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.

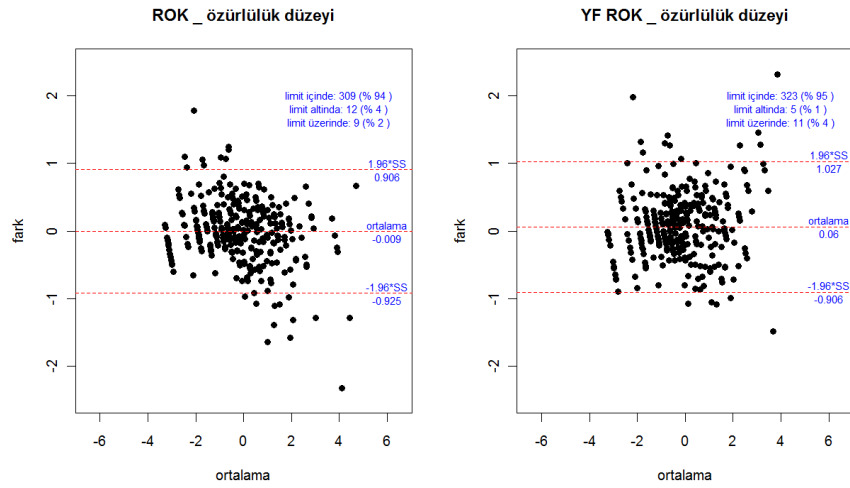


Şekil 3.22. TRK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.

Kayıp veri mekanizması TRK olduğunda, kayıp veri oranı artsa da tam veriden bulunan kestirimler ile kayıp verili durumdan bulunan kestirimler arası farkların ortalamasının sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Ancak kayıp veri oranı arttıkça bu farklara ilişkin güven sınırının genişlediği, yani farkların ortalamadan sapmasının arttığı görülmektedir. YF ile değer ataması yapıldığında, tam veri ile bulunan kestirimlerden bulunan farkların ortalamasının her üç durumda da (kayıp veri oranı 0.10, 0.30 ve 0.50 için) sıfıra yakın olduğu ve kayıp veri oranı arttıkça farkların ortalamadan sapmalarının arttığı, dolayısıyla güven sınırının genişlediği görülmektedir. Bunlara ek olarak, YF’de farklara ilişkin güven sınırları kayıp verili durumdan bulunanlara göre daha geniştir. YF ve kayıp veri için güven sınırı içine düşen fark sayısı çok yakındır.



Şekil 3.23. RK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.



Şekil 3.24. ROK veri mekanizmasında YF ile değer ataması yapıldığında özürülük düzeyi için Bland-Altman grafiği.

Kayıp veri mekanizması RK ve ROK olduğunda da farklara ilişkin ortalamalar hem kayıp veri hem de YF için sıfıra çok yakın olmakla birlikte, bulunan ortalamalardan sapmalar YF’de daha yüksektir. Dolayısı ile güven sınırları YF için daha geniş bulunmuştur. %95 güven sınırları içine düşen fark sayısı ise kayıp veri ve YF için çok benzerdir.

Özürülük düzeyi kestirimlerinin standart hataları bakımından incelendiğinde, değer ataması yapıldığı durumlarda bulunan standart hataların tam veriden bulunanlara göre farkları, kayıp veriden bulunanların tam veriden bulunanlara göre farklarından düşük bulunmuştur. Ayrıca farklara ilişkin güven sınırları da değer ataması yapıldığında, kayıp veriden bulunanlara göre daha dar çıkmıştır.

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp oranı 0.10 olduğunda kayıp veriden bulunan farklar ortalama -0.03'tür ve bu farkların %88'i (-0.546, 0.486) Bland-Altman sınırları içindedir. Değer ataması yapıldığında farkların ortalaması 0.002 ve bu farkların %95'i (-0.094;0.098) Bland-Altman sınırları içindedir.

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp oranı 0.30 olduğunda kayıp veriden bulunan farklar ortalama -0.117'dir ve bu farkların %92'si (-0.614, 0.380) Bland-Altman sınırları içindedir. Değer ataması yapıldığında farkların ortalaması -0.005'tir ve bu farkların %93'ü (-0.163;0.153) Bland-Altman sınırları içindedir.

Kayıp veri mekanizması TRK ve kayıp oranı 0.50 olduğunda kayıp veriden bulunan farklar ortalama -0.183'tür ve bu farkların %94'ü (-0.705, 0.338) Bland-Altman sınırları içindedir. Değer ataması yapıldığında farkların ortalaması 0.024 ve bu farkların %90'ı (-0.193;0.240) Bland-Altman sınırları içindedir.

Kayıp veri mekanizması RK olduğunda kayıp veriden bulunan farklar ortalama -0.130'dur ve bu farkların %92'si (-0.639, 0.380) Bland-Altman sınırları içindedir. Değer ataması yapıldığında farkların ortalaması 0.017'dir ve bu farkların %94'ü (-0.132;0.166) Bland-Altman sınırları içindedir.

Kayıp veri mekanizması ROK olduğunda kayıp veriden bulunan farklar ortalama -0.138'dir ve bu farkların %92'si (-0.673, 0.397) Bland-Altman sınırları içindedir. Değer ataması yapıldığında farkların ortalaması 0.008'dir ve bu farkların %93'ü (-0.166;0.183) Bland-Altman sınırları içindedir.

Yukarıdaki bulgulara ek olarak, YF ile değer ataması yapıldığında kayıp veriye göre daha fazla hastaya ait özürülük düzeyi kestirimi yapıldığı gözlenmektedir. Bu da hastaların bazı maddelere yanıtlarının kayıp olduğu durumda, hastanın kayıp olmayan diğer maddelere yanıtları sıfır ise, toplam skoru sıfır olan hasta sayısının artması ile açıklanabilir.

Maddeler arasındaki SKK'lar incelendiğinde, değer atama sonucunda bulunan SKK'ların tam veriden bulunana daha yakın ve güven sınırlarının daha dar olduğu gözlenmiştir (Çizelge 3.3).

Çizelge 3.3. Tam, kayıp ve değer atanmış veri setleri için HAQ-DI ölçeğindeki maddeler arası SKK'lar ve %95 güven sınırları.

	Maddeler arasındaki SKK (%95 güven sınırı)	Tam veriden bulunan SKK ile mutlak fark	%95 güven sınırı genişliği
Tam Veri	0.892 (0.875;0.908) / N=385	0	0.033
TRK / KVO: 0.10	0.873 (0.842;0.901) / N=162	0.019	0.059
TRK / KVO: 0.30	0.915 (0.841;0.963) / N=18	0.023	0.122
TRK / KVO: 0.50	0.940 (0.662;1.000) / N=2	0.048	0.338
YF (TRK / KVO: 0.10)	0.890 (0.873;0.906) / N=385	0.002	0.033
YF (TRK / KVO: 0.30)	0.899 (0.871;0.905) / N= 385	0.007	0.034
YF (TRK / KVO: 0.50)	0.875 (0.855;0.893) / N=385	0.017	0.038
RK / KVO: 0.30	0.929 (0.866;0.969) / N=18	0.037	0.103
YF (RK / KVO: 0.30)	0.885 (0.867;0.901) /N=385	0.007	0.034
ROK/KVO: 0.30	0.841 (0.721;0.923) / N=23	0.051	0.202
YF (ROK/KVO: 030)	0.888 (0.871;0.905) / N=385	0.003	0.034

SKK: sınıf içi korelasyon katsayısı, TRK: tamamen rastgele kayıp, RK: rastgele kayıp, ROK: rastgele olmayan kayıp, KVO: kayıp veri oranı, YF: yanıt fonksiyonu, KV: kayıp veri

4. TARTIŞMA

Bugüne kadar yapılan çalışmaların çok az bir kısmı kayıp verilerin ve kayıp veriler yerine ÇDA'nın Rasch modellerinden bulunan kişi ve madde kestirimleri üzerindeki etkisini incelemiştir.

Fiona ve ark. (2006), 1931 hastadan toplanan 20 soruluk Zung Depresyon ölçeği verisi üzerinde yaptıkları çalışmada, altı farklı değer atama yöntemini incelemiştir. Yapılan çalışmada, ölçekteki bütün soruları tam olarak yanıtlayan 1580 kişinin verileri çalışmaya alınmıştır. Tam veriler üzerinden değişik oranlarda (0.10, 0.20, 0.30) ve kayıp veri mekanizmalarında (rastgele ve rastgele olmayan) veri silinerek kayıp veri setleri oluşturulmuştur. Oluşturulan kayıp veri setleri, rastgele atama, bir önceki maddeye verilen yanıtın atanması, madde ortalamasının atanması, birey ortalamasının atanması, rastgele regresyon atama ve ÇDN dağılıma dayanan ÇDA yöntemlerini kullanarak tamamlanmıştır. Her veri seti için depresyon toplam skorları hesaplanmış ve bu skora göre kişiler depresif olanlar ve olmayanlar biçiminde sınıflanmıştır. Tam veri ile değer atama yöntemleriyle tamamlanmış veriler arasındaki Spearman korelasyon katsayısı, Kappa uyum istatistiği ve yanlış sınıflama oranları hesaplanmıştır. Değer atama yöntemlerinin performansları bu ölçütlere göre değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, ÇDN dağılıma dayalı ÇDA yöntemi en etkili yöntem olarak bulunmuştur. Kayıp veriler yerine birey ortalamasının atanması da etkili bir yöntem olarak önerilmiştir. Ancak bu yöntemde standart sapmaların tam veride olduğundan daha küçük olarak bulunacağına dikkat çekmişlerdir.

Hugo ve ark. (2010), Fransa 2003 yılı sağlık anketinde SF-36 ölçeğine tam yanıt veren 16943 kişiden rastgele olarak 300 ve 1000 kişilik iki örneklem seçmiş ve bu örneklemelerden, çeşitli kayıp veri mekanizmalarında (tamamen rastgele, rastgele ve rastgele olmayan) ve 0.03, 0.06 ve 0.09 oranlarında kayıp veriye sahip 100'er veri seti oluşturarak, kayıp veriler yerine birey ortalamasının atanması, EÇO, ÇDN dağılıma dayalı ÇDA ve hot-deck atama yöntemlerini değerlendirmişlerdir.

Değerlendirmede SF-36'nın alt ölçek skorları, her alt ölçeğin cinsiyetle olan ilişkisini gösteren regresyon katsayısı ve bu katsayının standart hatası göz önüne alınarak yapılmıştır. ÇDN dağılıma dayanan ÇDA, EÇO ve birey ortalaması yöntemlerinin iyi çalıştığı bulunmuştur. Standart hata bakımından ise ÇDN dağılıma dayalı ÇDA ve EÇO yöntemlerinin, birey ortalaması yönteminden daha iyi olduğu görülmüştür.

Furlow ve ark. (2007) yaptıkları benzetim çalışmasında hem kayıp verinin hem de MİF'in KKM'den ve SSM'den bulunan kişi parametresi kestirimleri ve standart hataları üzerine etkisini incelemişlerdir. Kişi parametreleri $N(0,1)$ dağılımından türetilmiş, tam veriler hipotetik olarak KKM'i için ve SSM için türetilmiştir. Tamamen rastgele olarak 0.10, 0.25, 0.40 oranlarında kayıp veri türetilmiştir. Kayıp verilerin analizinde, tam veriye sahip bireylerin verilerinin kullanılması, ortalama değer atama, hot-deck ve ÇDN dağılıma dayalı ÇDA yöntemleri uygulanmıştır. Değerlendirmeler yanlılık, HKO ve tam veriden bulunan kestirimler ile korelasyonlara bakılarak yapılmıştır. KKM ile SSM için bulunan sonuçlar aynıdır. Çalışmanın sonuçları sadece kayıp veri bakımından incelendiğinde, kayıp veri oranının artmasının θ kestirimlerinin yanlılığını etkilemediği ancak HKO'yu arttırdığı görülmüştür. Yanlılık ve HKO'nun θ kestirimleri üzerinden dağılımı yerine ortalama olarak ifade etmişlerdir. Bu tez kapsamında yapılan benzetim çalışmasında TRK veri mekanizması ve ÇDN dağılımı ele alındığında, θ kestirimleri bakımından Furlow ve ark.'larının çalışması ile benzer sonuçlar bulunduğu görülebilir. Ortalama olarak bakıldığında kayıp veri oranının artması ÇDN dağılıma dayalı değer atamadan bulunan yanlılık üzerinde etkili değilken, HKO'yu olumsuz olarak etkilemektedir. Furlow ve ark.'ları yaptıkları çalışmada kayıp verili durumda Rasch modellerinden yapılacak EÇO kestirimlerini incelememişlerdir.

Sijtsma ve van der Ark (2003), İRM için yaptıkları benzetim çalışmasında, 0.01, 0.05 ve 0.10 oranlarında TRK ve ROK veri mekanizmaları için, kişi ortalamasının atanması, iki yönlü atama, YF ile atama ve ortalama yanıt fonksiyonu ile atama yöntemlerini karşılaştırmışlardır. Değerlendirme kriteri olarak Rasch modeline uyumu gösteren ki-kare uyum istatistiği, Mokken'in ölçeklenebilirlik katsayısını

(Mokken's scalability coefficient), Cronbach alfa katsayısını kullanmışlardır. YF ile değer atama yöntemi, her değerlendirme kriteri için en iyi performansı göstermiştir. Bu tez kapsamında yapılan benzetim çalışmasında kullanılan Rasch modeli, Sijtsma ve van der Ark'ın kullandığından farklıdır. Ayrıca bu tez kapsamında kişi ve madde parametre kestirimlerinin kayıp verilerden ve değer atama yöntemlerinden nasıl etkilendiği incelenmiştir. Bunlara ek olarak bu çalışmada kullanılan değer atama yöntemleri YF dışında farklı olsa da, Sijtsma ve van der Ark'ın çalışması ile uyumlu olarak değer atama yöntemleri arasında YF'nin iyi çalıştığını göstermektedir.

Bugüne dek yapılan çalışmalara bakıldığında, çeşitli kayıp veri oranlarında ve kayıp veri mekanizmalarında, Rasch modelinden bulunan kişi ve madde parametre kestirimlerinin nasıl etkilendiği çok az sayıda çalışma ile incelenmiştir. Ayrıca üç farklı kayıp veri mekanizmasını aynı anda inceleyen ve kayıp veri oranlarını marjinal düzeyde tutan bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu tez kapsamında kullanılan en büyük kayıp veri oranı 0.50'dir ve bu oran pratikte sıklıkla karşılaşılabilecek bir durum değildir. Bu çalışma ile marjinal kayıp veri oranında da yöntemlerin nasıl işlediği incelenmiştir.

Kişi parametre kestirimleri bakımından yanlılık incelendiğinde, bütün kayıp veri mekanizmaları ve kayıp veri oranları için **ortalama olarak** bütün değer atama yöntemlerinden bulunan yanlılıkların sifıra çok yakın olduğu görülmektedir. Ancak 300 kişi parametresinin her biri için yanlılık hesaplandığından, ortalama olarak bakmak yerine, yanlılıkların kişi parametreleri üzerinden dağılımı incelenmiştir. Böyle bakıldığında, değer atama yöntemleri arasında en düşük yanlılığa, YF'nin sahip olduğu söylenebilir. Ayrıca Rasch modelinden kayıp veri varlığında bulunan EÇO kestirimleri de, kayıp veri oranı 0.50 olduğunda YF ile değer atama sonucunda elde edilenlerden daha iyi sonuç vermektedir.

Kişi parametreleri için bulunan HKO değerleri bakımından kayıp veri durumu ve YF ile değer atama en iyi sonuçları vermiştir. Ancak, kayıp veri oranı 0.50 olduğunda kayıp veri durumunda bulunan HKO, YF ile değer atamadan daha düşüktür.

Madde parametreleri bakımından da incelendiğinde, yine en küçük yanlılık ve HKO değerleri değer atama yöntemleri arasında YF için bulunmuştur. Kayıp veri durumunda ise sonuçlar kayıp veri oranı 0.50'nin altında olduğunda YF'den bulunan sonuçlara benzerdir.

Genel olarak kayıp veri durumunda Rasch modelinden bulunan kişi ve madde kestirimlerinin doğruluk ve kesinlik bakımından iyi olduğu görülmektedir. Bu çalışma kapsamında denenen değer atama yöntemlerinden, YF'nin Likert tipi veriler için iyi sonuçlar verdiği söylenebilir. ÇDN dağılıma dayalı ÇDA yönteminin ölçek verileri dışında yapılan çalışmalarda oldukça iyi sonuç verdiği bilirse de bu çalışmada YF ve kayıp veri durumu kadar iyi bulunmamıştır. Bunun nedeni ÇDN dağılıma dayalı değer atama yöntemi ile kayıp veriler yerine atanacak değerlerin ölçek verileri gibi kategorik olmamasından kaynaklanabilir. Kategorik veriler için, atanacak değerlerin en yakın kategoriye yuvarlanarak atanması önerilmiştir. Bu yolla da iyi sonuçlar alındığı yapılan çalışmalarda gösterilse de bu tez kapsamında kullanılan kategori sayısı yalnızca 3'tür (0,1,2). Daha fazla yanıt kategorisine sahip ölçek verileri için ÇDN dağılım yaklaşımının daha iyi sonuçlar vermesi beklenebilir.

Kayıp veriler olduğunda Rasch modelinden bulunan parametre kestirimleri doğruluk ve kesinlik açısından YF ile değer atama ile benzerdir. Kayıp veri oranı 0.50 olduğunda, kayıp veriler yerine değer ataması yapmadan bulunan sonuçların YF'den daha iyi olduğu söylenebilir. Ancak tam veriden bulunan parametrelere ait standart hata kestirimleri göz önüne alındığında, kayıp veri olduğunda parametre standart hatalarının tam veriden bulunanlara göre çok daha farklı olduğu görülmektedir. Kayıp veriler yerine değer ataması yapıldığında ise, bulunan standart hataların tam veriden bulunanlara çok yakın olduğu gözlenmiştir.

MİF ve MYB bakımından ise kayıp verilerin ve değer atama yöntemlerinin olumsuz etkisi gözlenmemiştir.

Gerçek veri uygulaması için bulunan sonuçlar benzetim çalışmasını destekler niteliktedir. Kayıp veri durumunda bulunan kişilere ait özürülük düzeyleri, YF'den bulunanlara göre bir parça iyi çıksa da standart hatalar bakımından, YF ile değer atama sonucunda bulunan hatalar tam veriden bulunanlara daha yakın bulunmuştur.

Gerçek veri uygulamasında kullanılan HAQ-DI ölçeğindeki 8 madde arasındaki SKK değerleri incelendiğinde, kayıp veri yapısının ve oranının, SKK değerlerini olumsuz yönde etkilediği görülmektedir. Kayıp veri oranı arttıkça SKK hesaplamasında kullanılan kişi sayısı ciddi miktarda düşmektedir. Örneğin kayıp veri oranı 0.50 için sadece 2 kişinin tam verisi bulunmaktadır. İki kişinin verisi ile hesaplanan SKK'nın güven aralığı ise çok genişlemektedir. Kayıp veriler yerine YF ile değer ataması yapıldığında ise SKK değerlerinin ve güven aralıkları arasındaki farkın da tam veriden bulunanlara yakın olduğu görülmüştür.

Bu çalışma kapsamında yapılan benzetim çalışması Intel CoreI3 CPU (2 çekirdekli) 3GB RAM, Intel CoreI5 CPU 4GB RAM (2 çekirdekli) ve Intel CoreI7 6GB RAM (4 çekirdekli) özelliklerindeki üç bilgisayarda paralel olarak gerçekleştirilmiştir. Benzetim çalışması yaklaşık olarak 2 ay kesintisiz sürmüştür. Benzetim çalışmasının planlanması, gerekli kodların yazılması, deneme tekrarları ve hataların belirlenip giderilmesi yaklaşık 10 ay sürmüştür. Yeterli kaynak ve zaman tanındığında benzetim çalışmasında yapılan tekrarlar arttırılabilir. Ayrıca benzetim çalışmasında RK veri mekanizmasında belirlenen kayıp veri oranları, TRK veri mekanizmasında belirlenenlere göre daha düşük kalmıştır. Bunu yanı sıra ROK veri mekanizması için de bu çalışmada yalnızca bir kayıp veri oranı üzerinden yorum yapılabilmektedir. Kayıp veri mekanizmaları için belirlenen kayıp veri oranları birbirine çok benzer olup, mekanizmaların birbirleri ile direkt olarak kıyaslanabilir olmaması benzetim çalışmasının kısıtlılıkları arasında sayılabilir. Ayrıca bu benzetim çalışmasında değerlendirmeler yalnızca parametre kestirimleri ve MİF ile MYB için yapılmıştır. Rasch modeline uyumun ve Rasch modelinden bulunan ayırsama indeksinin (person separation index, PSI), madde ve kişilerin ölçeğe uyumlarının da nasıl etkilendiğine bakılabilir. Benzetim çalışmasında örneklem büyüklüğü, madde sayısı ve eşik değeri sayısı sabit tutulması da çalışmanın kısıtlılıkları arasında sayılabilir. Farklı örneklem

büyükükleri, madde sayıları ve eşik değeri sayılarının da sonuçlar üzerindeki etkisi incelenebilir. Benzetim çalışmasında kullanılan Rasch modeli KKM'dir. İRM ve SSM için de benzetim çalışmaları yapılabilir. Ancak bu iki model KKM'nin indirgenmiş biçimidir. Bu nedenle Furlow ve ark.'larının çalışmasında olduğu gibi sonuçlar aynı olacaktır. Şimdiye kadar diğer alanlarda yapılan çalışmalar, ÇDN dağılım ile değeri atamanın iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir. Ancak bu yöntem ile ölçek verilerinde değeri ataması yaparken eşik değeri sayısı önem kazanmaktadır. ÇDN dağılıma dayalı değeri atamasında kayıp veriler yerine atanacak değeri en yakın yanıt kategorisine yuvarlanmaktadır. Kategori sayısı arttıkça ÇDN dağılıma dayalı değeri atamanın performansının da iyileşip iyileşmeyeceği incelenebilir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Rasch modelleri, özürllük, depresyon gibi özellikleri ölçmek için toplanan verilerin değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Kişilere ait özelliklerin doğru ve güvenilir olarak ölçülmesi önemlidir. Ancak çalışmaların başlangıcında toplanması planlanan bütün veriye çalışma bittiğinde ulaşılammış olabilir. Kayıp veri varlığında ölçülmek istenen özelliğin doğru ve güvenilir olarak ölçülüp ölçülmediği sorunu ortaya çıkar. Ayrıca Rasch modelleri, ölçekteki maddelerin kalibrasyonunu yapmak için de kullanılmaktadır. Yine aynı şekilde, kayıp veri durumunda maddelerin doğru ve güvenilir olarak kalibre edilmesi önemlidir. Yapılan benzetim çalışması sonucunda, genel olarak kayıp veriler varlığında Rasch modellerinden bulunan en çok olabilirlik kestirimlerinin doğru kestirimler olduğunu göstermektedir. Ancak kestirimlerin standart hataları, tam veriden bulunacak olanlardan bir miktar farklı bulunmaktadır. İncelenen değer ataması yöntemleri ile kayıp veriler yerine ÇDA yapıldığında ise parametrelere ilişkin standart hatalar tam veriden bulunacak olanlara çok benzerdir. Ancak parametre kestirimlerinin doğruluğu bakımından değer atama yöntemleri arasında YF'nin en iyi performansı gösterdiği söylenebilir.

Toplanan veriler için doğru model tanımlandığında, modelden bulunan en çok olabilirlik kestirimlerinin kayıp veri durumunda da doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Ancak kayıp veri oranı 0.50 olduğunda EÇO yöntemi ile bulunan kestirimlerin de yanlılığı artmakta kesinliği ise azalmaktadır. Belirlenen senaryolarda kayıp veri mekanizmalarının, Rasch modelinden bulunan kestirimler üzerinde marjinal etkilerinin olmadığı gözlenmiştir. YF ile ÇDA yapıldığında ise kayıp veri oranı 0.50'ye kadar kestirimlerin doğruluğu kayıp veri durumunda bulunanlara çok benzerdir. Ancak kayıp veri durumundan daha iyi standart hata kestirimlerinin bulunduğu söylenebilir.

Gerçek veri uygulamasından bulunan sonuçlara göre, romatoid artrit hastalarına ilişkin özürllük düzeyi kestirimleri, kayıp veri durumunda YF ile değer atamaya

göre tam veriden bulunanlara bir miktar daha yakın olsa da bu önemli sayılacak düzeyde değildir. Ancak standart hata kestirimleri bakımından YF ile değer atama sonucunda, tam veriden bulunan standart hata kestirimlerine daha yakın sonuçlar bulunmuştur. Tezin başında da belirtildiği gibi, ÇDA ile kayıp veri, gözlenen veri içindeki değişime ek bir değişim kaynağı olarak eklenmekte ve daha kesin sonuçlar elde edilmektedir. Bu çalışmanın bulgularına göre, değer atama yöntemleri arasında en doğru kestirimleri veren yöntem YF'dir.

Sonuç olarak, Rasch modelleri ile kayıp veri durumunda mevcut verileri kullanarak en çok olabilirlik kestirimlerinin yansız fakat kestirimlerin standart hatalarının tam veriden bulunanlardan farklı olduğu söylenebilir. Likert tipi veriler için YF ile değer atamanın değer atama yöntemleri arasında en iyi performansa sahip olduğu, kayıp veri oranı 0.50'den az olduğu durumlarda ve kestirimlerin daha kesin, yani, standart hataların daha doğru kestirilmek istendiği durumlarda kullanılabilceği söylenebilir.

ÖZET

Çoklu Atama Yöntemlerinin Rasch Modelleri İçin Performansının Benzetim Çalışması İle İncelenmesi

Bu çalışmanın amacı, kayıp verilerin ve kayıp veriler yerine çoklu değer atama yöntemlerinin Rasch modellerinden bulunan kişi ve madde parametre kestirimleri üzerindeki etkisini incelemektir. Değer atama yöntemlerinden ölçekler yardımıyla toplanan veriler için uygun olanları seçilmiş, ve ölçeklerin değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılan Rasch modellerinden kısmi kredi modeli için performansları değerlendirilmiştir. Değer atama yöntemlerinin yanı sıra, Rasch modellerinin de kayıp veri durumunda mevcut veriyi kullanarak nasıl performans gösterdiği incelenmiştir.

Bu amaçla yapılan benzetim çalışmasında, kısmi kredi modeline dayanarak veri türetilmiştir. Türetilen tam verilerden, tamamen rastgele, rastgele ve rastgele olmayan kayıp veri mekanizmalarında ve 0.10, 0.30 ve 0.50 oranlarında veri silinerek kayıp veriler oluşturulmuştur. Oluşturulan kayıp verilere, yanıt fonksiyonu, düzeltilmiş madde ortalaması, çok değişkenli normal dağılıma dayalı ve zincir denklemlerinde multinomial regresyon kullanarak çoklu değer ataması ile tamamlanmış veriler elde edilmiştir. Parametre kestirimleri bakımından en düşük yanlılık ve hata kareleri ortalaması gösteren değer atama yöntemi yanıt fonksiyonu olarak bulunmuştur. Kayıp veri durumunda kısmi kredi modelinden bulunan en çok olabilirlik kestirimlerinin tam veriden bulunanlara yakın olduğu görülmüştür. Kayıp verilerin ve değer atama yöntemlerinin madde işlev farklılığı ve yerel madde bağımsızlığı bakımından bir sorun oluşturmadığı saptanmıştır. Kayıp veri varlığında bulunan parametrelere ilişkin standart hataların, tam veriden bulunanlara göre farklılık gösterdiği, çoklu değer ataması yapıldığında bulunan standart hataların ise tam veriden bulunanlarla çok benzer olduğu görülmüştür. Yapılan gerçek veri uygulamasında da benzetim çalışması ile uyumlu sonuçlar bulunmuştur.

Sonuç olarak, Rasch modelleri ile kayıp veri durumunda mevcut verileri kullanarak en çok olabilirlik kestirimlerinin yansız fakat kestirimlerin standart hatalarının tam veriden bulunanlardan farklı olduğu söylenebilir. Yanıt fonksiyonunun değer atama yöntemleri arasında en iyi performansa sahip olduğu, Likert tipi ölçekler için kayıp veri oranı 0.50'den az olduğu ve standart hataların daha doğru kestirilmek istendiği durumlarda kullanılabilmesi söylenebilir.

Anahtar Kelimeler: Çoklu değer atama, kayıp veri analizi, kısmi kredi modeli, Likert tipi ölçek, Rasch analizi

SUMMARY

Assessing the Performance of Multiple Imputation Techniques for Rasch Models with a Simulation Study

The aim of this study was to investigate the effects of missing data and imputation via multiple imputation methods on person and item parameter estimates obtained from Rasch models. Among from the multiple imputation methods those are available for scale data were selected and investigated for partial credit model which is a frequently used Rasch model. In addition to the multiple imputation methods, the performance of Rasch models using only available data at hand was evaluated.

Simulation study was carried out and data were simulated based on partial credit model. Missing data were generated as completely at random, at random and not at random with proportions 0.10, 0.30 and 0.50. Missing data were imputed with multiple imputation based on response function, corrected item mean substitution, multivariate normal distribution and chained equations. Response function found to have minimum bias and mean square error among imputation methods. Maximum likelihood estimations from partial credit model in the missing data case were close to those when there are no missing data. The effects of both missing data and imputing data via multiple imputation methods on differential item functioning and local item independence were trivial. While standard errors of parameter estimates in the missing data case differed from those were estimated using full data, after multiple imputation, standard errors from completed data were close to those from full data. Real data application gave similar results to those found from simulation study.

Consequently, although maximum likelihood estimations from Rasch models in the missing data case were unbiased, standard errors of parameters estimates were different from those of full data. Response function imputation had the highest performance among the multiple imputation methods and for Likert type scales it can be used when the proportion of missing data is less than 0.50 and when there is a concern about precision of the estimates.

Keywords: Multiple imputation, missing data analysis, partial credit model, Likert type scale, Rasch analysis

KAYNAKLAR

ALKAYA, A., ESİN, A. (2005). Item Nonresponse Reasons and Effects. *G.Ü. Fen Bilimleri Dergisi*, **18(4)**: 577-589.

ALLISON, P. (2002). Missing Data. Sage Publications.

ANDRICH, D. (2004). Controversy and the Rasch model: a characteristic of incompatible paradigms? *Medical Care*, **42**:1-16.

ALPAR, R. (2003). Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlere Giriş 1 (2. Baskı). Nobel.

BAGHAEI, P.(2008): Local Dependency and Rasch Measures. *Rasch Measurement Transactions*, **21(3)**:1105-6.

BERNAARDS, C., SIJTSMA, K. (2000). Influence of imputation and EM methods on Factor Analysis When Item Nonresponse in Questionnaire Data is Nonignorable. *Multivariate Behavioral Research*, **35(5)**:321-364.

CASELLA, G., BERGER, R. (2001). Statistical Inference (2nd Ed.). Duxbury Press.

DEMİRTAŞ H., AMATYA, A., PUGACH, O., CURSIO, J., SHI, F., MORTON D., DOĞANAY, B., (2009). Accuracy versus Convenience: A simulation-based comparison of two continuous imputation models for incomplete ordinal longitudinal clinical trials data, *Statistics and Its Interface*, **2**:449-456.

DEMPSTER, A.P, LAIRD, N.M., RUBIN, D.B. (1977). Maximum Likelihood From Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of Royal Statistical Society*, **39(1)**:1-38.

ELHAN, A.H. (2002): Rasch Analizinin İncelenmesi ve Fiziksel Tıp ve Rehabilitasyon Alanında Bir Uygulaması, Doktora Tezi, Ankara Üniv. Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

ENDERS, C. (2010). Applied Missing Data Analysis. The Guilford Press.

FOX-WASYLYSHYN, S., ve EL-MASRI, M. (2005). Focus on Research Methods, Handling Missing Data in Self-Reported Measures. *Research in Nursing and Health*, **28**:488-495.

GOODNIGHT, J.H. (1979), A Tutorial on the Sweep Operator, *The American Statistician*, **33(3)**:149-158.

HOLMAN, R., ve ark. (2004). Practical Methods for Dealing With “Not Applicable” Item Responses in the AMC Linear Disability Score Project.

HUISMAN, M. (2000). Imputation of Missing Item Responses: Some Simple Techniques. *Quality and Quantity*, **34**:331-351.

JUNKER, B., SIJTSMA, K. (2000). Latent and Manifest Monotonicity in Item Response Models. *Applied Psychological Measurement*, **24**:65-81.

HORTON, N.J., LIPSITZ, S.R. (2001). Multiple Imputation in Practice: Comparison of Software Packages for Regression Models With Missing Variables, *The American Statistician*, **55**(3):244-254.

KASKATI, O.T. (2011): Rasch Modelleri Kullanarak Romatoid Artirit Hastalari Özürlülük Değerlendirimi için Bilgisayar Uyarlamalı Test Yönteminin Geliştirilmesi, Doktora Tezi, Ankara Üniv. Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

KÖSE, S.K., ÖZTUNA, D., KUTLAY, Ş., ELHAN, A.H., TENNANT, A., KÜÇÜKDEVECİ, A.A. (2010): Psychometric Properties of the Health Assessment Questionnaire Disability Index (HAQ-DI) and the Modified Health Assessment Questionnaire (MHAQ) in Patients with Knee Osteoarthritis, *Turk J Rheumatol*, **25**:147-55.

KÜÇÜKDEVECİ, A. (2004). Romatizmal Hastalıkların Değerlendiriminde Kullanılan Ölçekler, I. Ulusal Romatizmal Hastalıklar Kongresi, 28 Nisan-2 Mayıs 2004, Antalya, Türkiye.

LITTLE, R. (1992). Regression With x's: A review. *Journal of the American Statistical Association*, **87**(420):1227-1237.

LITTLE, R., RUBIN, D. (1987). Statistical Analysis with Missing Data. John Wiley.

LITTLE, R., RUBIN, D. (1989): The Analysis of Social Science Data with Missing Values. *Social Methods and Research*, **18**:292-236.

MAIR, P., HATZINGER, R. (2007): Extended Rasch Modeling: The eRm Package for the Application of IRT Models in R, *Journal of Statistical Software*, **20**:9.

NOVO, A.A., Schafer J.L. (2010): *norm*: Analysis of multivariate normal datasets with missing values. R package version 1.0-9.2, Erişim: [<http://CRAN.R-project.org/package=norm>], Erişim tarihi: 15.06.2010.

ÖZTUNA, D. (2008): Kas İskelet Sistemi Sorunlarının Özürlülük Değerlendiriminde Bilgisayar Uyarlamalı Test Yönteminin Uygulanması, Doktora Tezi, Ankara Üniv. Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

R Development Core Team (2011), R: A Language and Environment for Statistical Computing, A Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, ISBN 3-900051-07-0, Eriřim:[<http://www.R-project.org>].

RAGHUNATHAN, T.E., LEPKOWSKI, J.M., VanHOEWYK, J. (2001): A Multivariate Technique for Multiply Imputing Missing Values Using a Sequence Regression Models, *Survey Methodology*, **27**:1-20.

ROTH, P. (1994). Missing Data: A Conceptual Review for Applied Psychologists. *Personal Psychology*, **47**:537-560.

SCHAFER, J. (1997). Analysis of Incomplete Multivariate Data. Chapman Hall.

SCHAFER, J., GRAHAM, J. (2002). Missing Data: Our View of the State of Art. *Psychological Methods*, **7**(2):147-177.

SCHAFER, J. (2012) The multiple imputation FAQ page, Eriřim:[<http://sites.stat.psu.edu/~jls/mifaq.html>], Eriřim tarihi: 01.03.2012.

SIJTSMA, K., van der Ark, L. (2003). Investigation and Treatment of Missing Item Scores in Test and Questionnaire Data. *Multivariate Behavioral Research*, **38**(4):505-528.

TANNER, M., WONG, W. (1987). The Calculation of Posterior Distributions by Data Augmentation. *Journal of the American Statistical Association*, **82**(398):528-540.

TURGUT, M.F. (1977). Eđitimde Ölçme ve Deđerlendirme Metodları. Ankara: Nüve Matbaası.

Van BUUREN, S., (2010). Item Imputation Without Specifying Scale Structure. *Methodology*, **6**(1):31-36.

Van BUUREN, S., OUDSHOORN,G.K. (2011). MICE: Multivariate Imputation by Chained Equations in R. *Journal of Statistical Software*, **45**(3):1-68.

YÜCEL, R. M. (2011), State of Multiple Imputation Software, *Journal of Statistical Software*, **45**:1.

EKLER

EK-1

Veri üretmek için yazılan datagen(ns,ni,t,beta,theta) fonksiyonu

```
datagen<-function(ns,ni,t,beta,theta){
  resp=matrix(0,ns,ni)
  prob=array(0,c(ns,(t+1),ni))
  for (i in 1:ni){
    ncat=rep(t+1,ni)
    beta_vec=unlist(beta[i,])
    beta_vec=c(0,beta_vec)
    num=matrix(0,ns,ncat)
    tsum=0
    den=rep(0,ns)
    cc=0
    for(k in 1:max(ncat)){
      tsum=tsum+beta_vec[k]
      num[,k]=exp(cc*theta-tsum)
      den=den+num[,k]
      cc=cc+1
    }
    for (k in 1:max(ncat)){
      prob[,k,i]=num[,k]/den
    }
  }
  random=matrix(runif(ns*ni),ns,ni)
  for (i in 1:ni){
    sump=numeric(ns)
    for (k in 1:t){
      sump=sump+prob[,k,i]
      resp[,i]=ifelse(random[,i]>sump, resp[,i]+1, resp[,i]+0)
    }
  }
  return(resp)
}
```

EK-2

Tamamen rastgele kayıp veri mekanizması için veri silmek amacıyla yazılan mcar_mis(resp,ns,ni,p) fonksiyonu

```
mcar_mis<-function(resp,ns,ni,p){
  prop<-integer(ni)
  prop<-p
  p_mis<-matrix(rep(prop,ns),nrow=ns,ncol=ni,byrow=T)
  response_mcar<-resp
  u1<-matrix(runif(ns*ni),nrow=ns,ncol=ni)
  R1<-u1>p_mis
  R1<-R1*1
  for(j in 1:ns){
    for(k in 1:ni){
      if (R1[j,k]==0 & sum(!is.na(response_mcar[response_mcar[,k]==response_mcar[j,k],k]))>1
        & (sum(!is.na(response_mcar[j,-k]))>3)) response_mcar[j,k]=NA
    }
  }
  return(response_mcar)
}
```

EK-3

Rastgele kayıp veri mekanizması için veri silmek amacıyla yazılan mar_mis(resp,cins,ns,ni,p) fonksiyonu

```
mar_mis<-function(resp,cins,ns,ni,p){
  prob<-matrix(-1,ns,ni)
  item=1:ni
  for(i in 1:ns){
    for(j in item){
      if(cins[i]==1 & (resp[i,j]==1 | resp[i,j]==2)) {prob[i,j]=p}
      else {prob[i,j]=-1}
    }
  }
  resp_mar<-resp
  u=matrix(runif(ns*ni),nrow=ns,ncol=ni)
  R=u>prob
  R=R*1
  for(j in 1:ns){
    for(k in 1:ni){
      if (R[j,k]==0 & sum(!is.na(resp_mar[resp_mar[,k]==resp_mar[j,k],k]))>1 &
(sum(!is.na(resp_mar[j,-k]))>3)) resp_mar[j,k]=NA
    }
  }
  return(resp_mar)
}
```

EK-4

Rastgele olmayan kayıp veri için veri silmek amacıyla yazılan `mnrar_mis`(`resp,ns,ni,theta`) fonksiyonu

```
mnrar_mis<-function(resp,ns,ni,theta){
val=c(-6,-2,2,6) # theta için uc grup olusturduk
ind<-numeric(length(theta))
ind[val[1]<=theta & theta<val[2]]=1
ind[val[2]<=theta & theta<=val[3]]=2
ind[val[3]<theta & theta<=val[4]]=3
ind2<- c(rep(1,7),rep(2,7),rep(3,6)) # betalar için uc grup olusturduk
prob<-matrix(-1,ns,ni)
item=1:ni
for(i in 1:ns){
  for(j in item){
    if(ind2[j]==1 & ind[i]==1) {prob[i,j]=0.10}
    else if(ind2[j]==1 & ind[i]==2) {prob[i,j]=0.05}
    else if(ind2[j]==1 & ind[i]==3) {prob[i,j]=-1}
    else if(ind2[j]==2 & ind[i]==1) {prob[i,j]=0.30}
    else if(ind2[j]==2 & ind[i]==2) {prob[i,j]=0.20}
    else if(ind2[j]==2 & ind[i]==3) {prob[i,j]=0.10}
    else if(ind2[j]==3 & ind[i]==1) {prob[i,j]=0.50}
    else if(ind2[j]==3 & ind[i]==2) {prob[i,j]=0.40}
    else if(ind2[j]==3 & ind[i]==3) {prob[i,j]=0.30}
    else {prob[i,j]=-1}
  }
}
resp_mnrar<-resp
u=matrix(runif(ns*ni),nrow=ns,ncol=ni)
R=u>prob
R=R*1
for(j in 1:ns){
  for(k in 1:ni){
    if (R[j,k]==0 & sum(!is.na(resp_mnrar[resp_mnrar[,k]==resp_mnrar[j,k],k]))>1
      & (sum(!is.na(resp_mnrar[j,-k]))>3)) resp_mnrar[j,k]=NA}
  }
}
return(resp_mnrar) }
```

EK-5

Çok değişkenli normal dağılım kullanılarak değer atama yapmak için yazılan `norm_imp(data,ns,ni,max.resp)` fonksiyonu.

```
norm_imp<-function(data,ns,ni,max.resp){
  require(norm)
  data<- as.matrix(data)
  # Rastgele
  rngseed(abs(round(rnorm(1)*100000000)))
  # run prelim.norm function, followed by em.norm on results
  first.step <- prelim.norm(data)
  second.step <- em.norm(first.step)
  # Impute the data
  imputed.data <- imp.norm(first.step,second.step)
  imputed.data<-round(imputed.data)
  for (i in 1:ns){
    for(j in 1:ni)
      if(imputed.data[i,j]<0){
        imputed.data[i,j]=0
      } else if(imputed.data[i,j]>max.resp){
        imputed.data[i,j]=max.resp
      }
  }
  return(imputed.data)
}
```

EK-6

Zincir denklemleri kullanılarak değer atama yapmak için yazılan `mymice(data,factor)` fonksiyonu.

```
mymice<-function(data,factor){
  data=as.data.frame(data)
  if(factor==TRUE){
    data1=data[,-c(22,23)]
  } else{
    data1=data[,-c(21,22,23)]
  }
  for(i in 1:ncol(data1)){
    data1[,i]=factor(data1[,i])
  }

  imp=mice(data1,method='polyreg', m=1)
  comp_data=complete(imp, "long")

  if(factor==TRUE){
    comp_data=comp_data[,-c(1,2,23)]
  } else{
    comp_data=comp_data[,-c(1,2)]
  }

  for(i in 1:ncol(comp_data)){
    comp_data[,i]=as.numeric(comp_data[,i])
  }
  comp_data=comp_data-1
  return(comp_data)
}
```

EK-7

Yanıt Fonksiyonu kullanılarak değer atama yapmak için yazılan rf(x) fonksiyonu.

```
rf<-function(x){
x<-as.matrix(x)
x[is.na(x)]<- -999
nmissing<- (x!=-999)*1
minim<-min(abs(x))
maxim<-max(x)
minsize<-10

x2=x*nmissing
r=matrix(apply(x2,1,sum),ncol=1)%*%matrix(1,nrow=1,ncol=ncol(x))-x2
nmissin2=matrix(apply(nmissing,1,sum),ncol=1)%*%matrix(1,nrow=1,ncol=ncol(x))-nmissing
p=(r/nmissin2)*(ncol(x)-1)

#### making matrices containing scores and restscores of data with item h observed

#1
for (h in 1:ncol(x)){
volledig<- matrix(0,nrow=sum(x[,h]!=-999),ncol=ncol(x))
restvoll<- matrix(0,nrow=sum(x[,h]!=-999),ncol=ncol(x))
tel=1
#1.1
for(k in 1:nrow(x)){
if (x[k,h]!=-999){
volledig[tel,]<-x[k,]
restvoll[tel,]<-p[k,]
tel<-tel+1
}
}
#1.1

#### starting estimation procedure

freqmat<-matrix(0,nrow=((max(restvoll)+1)-min(restvoll)),ncol=1)
restvol2<-matrix(restvoll[,h])
lowrest<- matrix(min(restvol2))
lowrest2<-matrix(min(restvol2))
highplus<-matrix(max(restvol2)+1)

#1.2
for(f in 1:nrow(restvol2)){
if(min(restvol2)==lowrest2) {
restscor<- matrix(lowrest2)
}else {
restscor<-matrix(c(restscor,min(restvol2)),ncol=1)
}
}

#1.2.1
for(l in 1:nrow(restvol2)){
```

```

if(restvol2[l,]==lowrest[1,1]){
restvol2[l,]<-highplus
}
}
#1.2.1

lowrest<-matrix(min(restvol2))
if(lowrest==highplus) break
}
#1.2

freqmat<-matrix(0,nrow=nrow(restscor),1)

#1.3
for(r in 1:nrow(freqmat)){

#1.3.1
for(e in 1:nrow(restvoll)){
if(restvoll[e,h]==restscor[r,]){
freqmat[r,]<-freqmat[r,]+1
}
}
}
#1.3.1
}
#1.3

#### Combining restscore groups

freqmat2<- matrix(freqmat)
frmaalrs<- matrix(freqmat*restscor)
restsco2<- matrix(restscor)
begin<- matrix(restscor)
aantal<- matrix(nrow(freqmat))

#1.4
for(i in 1:nrow(freqmat2)){

#1.4.1
for(j in 1:nrow(freqmat2)){

#a
if(freqmat2[i,]<minsize){

#a.1
if(i==1){
freqmat2[i+1,]<-freqmat2[i+1,]+freqmat2[i,]
freqmat2<-matrix(freqmat2[(2:nrow(freqmat2)),])

#a.1.1
if(aantal>2){
begin<-rbind(matrix(begin[i,]),matrix(begin[(i+2):nrow(begin),]))

```

```

}else{
begin<-matrix(begin[i,])

}
#a.1.1

frmaalrs[(i+1),]<-frmaalrs[(i+1),]+frmaalrs[i,]
frmaalrs<-matrix(frmaalrs[2:nrow(frmaalrs),])

} else if(i<aantal) {

#a.1.2
if((i+1)<aantal){

#a.1.3
if(freqmat2[(i-1),]>freqmat2[(i+1),]){

freqmat2[i,]<-freqmat2[i,]+freqmat2[(i+1),]
freqmat2<-rbind(matrix(freqmat2[1:i,]),matrix(freqmat2[(i+2):nrow(freqmat2),]))
begin<-rbind(matrix(begin[1:i,]),matrix(begin[(i+2):nrow(begin),]))
frmaalrs[i,]<-frmaalrs[i,]+frmaalrs[i+1,]
frmaalrs<-rbind(matrix(frmaalrs[1:i,]),matrix(frmaalrs[(i+2):nrow(frmaalrs),]))

} else {

freqmat2[(i-1),]<-freqmat2[(i-1),]+freqmat2[i,]
freqmat2<-rbind(matrix(freqmat2[1:(i-1),]),matrix(freqmat2[(i+1):nrow(freqmat2),]))
begin<-rbind(matrix(begin[1:(i-1),]),matrix(begin[(i+1):nrow(begin),]))
frmaalrs[(i-1),]<-frmaalrs[(i-1),]+frmaalrs[i,]
frmaalrs<-rbind(matrix(frmaalrs[1:(i-1),]),matrix(frmaalrs[(i+1):nrow(frmaalrs),]))

}

#a.1.3

} else if((i+1)==aantal) {

#a.1.4
if(freqmat2[(i-1),]>freqmat2[(i+1),]){

freqmat2[i,]<-freqmat2[i,]+freqmat2[(i+1),]
freqmat2<-matrix(freqmat2[1:i,])
begin<-matrix(begin[1:i,])
frmaalrs[i,]<-frmaalrs[i,]+frmaalrs[(i+1),]
frmaalrs<-matrix(frmaalrs[1:i,])

} else {

freqmat2[(i-1),]<-freqmat2[(i-1),]+freqmat2[i,]
freqmat2<-rbind(matrix(freqmat2[1:(i-1),]),matrix(freqmat2[(i+1):nrow(freqmat2),]))
begin<-rbind(matrix(begin[1:(i-1),]),matrix(begin[(i+1):nrow(begin),]))
frmaalrs[(i-1),]<-frmaalrs[(i-1),]+frmaalrs[i,]
frmaalrs<-rbind(matrix(frmaalrs[1:(i-1),]),matrix(frmaalrs[(i+1):nrow(frmaalrs),]))

}
}

```

```

#a.1.4
}
} else {
freqmat2[(i-1),]<-freqmat2[(i-1),]+freqmat2[i,]
freqmat2<-matrix(freqmat2[1:(nrow(freqmat2)-1),])
begin<-matrix(begin[1:(nrow(begin)-1),])
frmaalrs[(i-1),]<-frmaalrs[(i-1),]+frmaalrs[i,]
frmaalrs<-matrix(frmaalrs[1:(nrow(frmaalrs)-1),])
break
}
#a.1
} else {
break
}
#a
aantal<-matrix(nrow(freqmat2))
}
#1.4.1
if(min(freqmat2)>=minsize){
break
}
}
#1.4
restsco2<-matrix(frmaalrs/freqmat2)

##### creating end matrix
eind <- matrix(0,nrow=nrow(begin),ncol=1)
ii <- 0

#1.5
for(m in 1:(nrow(eind)-1)){
ii<-ii+1
eind[m,]<-restscor[ii,]

while(restscor[(ii+1),]!=begin[m+1,]){
ii<-ii+1
eind[m,]<-restscor[ii,]
}
}

```

```

}
#1.5

eind[nrow(eind),]<-max(restvoll[,h])
score<- matrix(c(minim:maxim),ncol=1)

#####Creating a matrix containing probabilities

kans<-matrix(0,nrow=nrow(score),ncol=nrow(begin))

#1.6
for(b in 1:ncol(kans)){

#1.6.1
for(o in 1:nrow(kans)){

frequent<-matrix(0,1,1)
totaal<-matrix(0,1,1)

#1.6.1.1
for(a in 1:nrow(restvoll)){

if(restvoll[a,h]>=begin[b,] & restvoll[a,h]<=eind[b,]){

totaal<-matrix(totaal+1)

if(volledig[a,h]==score[o,]){

frequent<-matrix(frequent+1)

}

}

}

#1.6.1.1

kans[o,b]<-frequent/totaal

}

#1.6.1
}

#1.6

#####Creating a matrix containing cumulative probabilities

cumrest2<- kans

```

```

#1.7
for(v in 2:nrow(cumrest2)){
  cumrest2[v,]<-cumrest2[v,]+cumrest2[(v-1),]
}
#1.7

#####Interpolation procedure.

interpol<- matrix(0,nrow=nrow(score),ncol=1)
lneighbo<- matrix(0,nrow=nrow(score),ncol=1)
rneighbo<- matrix(0,nrow=nrow(score),ncol=1)

#1.8
for(g in 1:nrow(x)){

#bb
if(x[g,h]==-999){

#b
if(nrow(restsco2)>1){

#1.8.1
for(w in 1:nrow(restsco2)){

#b.1
if(w==1){

#b.1.1
if(restsco2[w,]>=p[g,h]){

interpol<-matrix(cumrest2[,w])
break

}
#b.1.1

} else if(w>1 & w<nrow(restsco2)){

#b.1.2
if(p[g,h]>=restsco2[(w-1),] & p[g,h]<restsco2[w]){

lneighbo<-matrix(cumrest2[, (w-1)])
rneighbo<-matrix(cumrest2[,w])

#1.8.1.1
for(s in 1:nrow(interpol)){

```

```

interpol[s,]<-lneighbo[s,]-(lneighbo[s,]-rneighbo[s,])*((p[g,h]-restsco2[(w-1,)])/(restsco2[w,]-
restsco2[(w-1,)]))
}
#1.8.1.1

break
}
#b.1.2

} else {

#b.1.3
if(p[g,h]>=restsco2[(w-1,)] & p[g,h]<restsco2[w,]){

lneighbo<-matrix(cumrest2[(w-1)])
rneighbo<-matrix(cumrest2[w])

#1.8.1.2
for(n in 1:nrow(interpol)){

interpol[n,]<-lneighbo[n,]-(lneighbo[n,]-rneighbo[n,])*((p[g,h]-restsco2[(w-1,)])/(restsco2[w,]-
restsco2[(w-1,)]))

}
#1.8.1.2

} else {

interpol<- matrix(cumrest2[w])

}
#b.1.3

}
#b.1

}
#1.8.1

} else {

interpol<-cumrest2

}
#b

random=matrix(runif(1))

#1.8.2
for(u in 1:nrow(interpol)){

```

```
if(interpol[u,]>=random){  
  x[g,h]<-score[u,]  
  break  
}  
}  
#1.8.2  
}  
#bb  
}  
#1.8  
}  
#1  
  
return(x)  
}
```

EK-8

Düzeltilmiş madde ortalaması kullanılarak değer atama yapmak için yazılan `cims(x,err)` fonksiyonu.

```
cims<-function(x,err){
x<-as.matrix(x)
x[is.na(x)]<- -999
nmissing<- (x!=-999)*1
minim<-min(abs(x))
maxim<-max(x)
expected <- matrix(0,nrow=nrow(x), ncol=ncol(x))
pmdenom <- apply(nmissing,1,sum)%%matrix(1,nrow=1, ncol=ncol(x)) - nmissing
imdenom <- matrix(1,nrow=nrow(x),ncol=1)%%apply(nmissing,2,sum) - nmissing
imnum <- matrix(1,nrow=nrow(x), ncol=1)%%apply(x*nmissing,2,sum) - x*nmissing
pmnum <- apply(x*nmissing,1,sum)%%matrix(1,nrow=1,ncol=ncol(x)) - x*nmissing
im <- apply(x*nmissing,2,sum)/apply(nmissing,2,sum)
#1
for(i in 1:nrow(x)){

    #1.2
    for(j in 1:ncol(x)){

        if(imdenom[i,j]==0 | pmdenom[i,j]==0){
            expected[i,j]<- -999
        } else {
            expected[i,j]<-((pmnum[i,j]/pmdenom[i,j]) / ((sum(im*nmissing[i,]) -
nmissing[i,j]*im[j]) / pmdenom[i,j]))*(imnum[i,j]/imdenom[i,j])
        }
    }
    #1.2
}
#1

xfull <- expected*(x == -999) + x*nmissing
if(err==1){
    dev<-(x - expected)*nmissing
    devsquar <- dev^2*(expected != -999)
    sderror <- sqrt(sum(devsquar)/(sum(nmissing) - sum(expected == -999) - 1))
    normaal <- matrix(sderror*sqrt(-
2*log(runif(nrow(x)*ncol(x))))*cos(2*pi*runif(nrow(x)*ncol(x))),nrow(x),ncol(x))
    xfull <- round(xfull + (x == -999)*normaal)
} else if (err==2){
    random3 <- matrix(uniform(nrow(x)*ncol(x)),nrow=nrow(x),ncol=ncol(x))
    rest <-xfull%%1

    for(i in 1:nrow(x)){

        for(j in 1:ncol(x)){

            if (rest[i,j]!=0 & random3[i,j] > rest[i,j]){

                xfull[i,j] = xfull[i,j] - rest[i,j]
```

```

        } else if(rest[i,j]!=0 & random3[i,j] <= rest[i,j]){
            xfull[i,j] <- xfull[i,j] + (1-rest[i,j])
        }
    }
}

for(i in 1:nrow(x)){
  for(j in 1:ncol(x)){
    if (xfull[i,j] > maxim){
      xfull[i,j] <- maxim
    }else if (xfull[i,j] < minim & xfull[i,j] != -999){
      xfull[i,j] <- minim
    }
  }
}
return(xfull)
}

```

EK-9

Rasch analizi için yazılan rasch(data,t,ns,ni,ci) fonksiyonu.

```
rasch<-function(data,t,ns,ni,ci){
require(eRm)
require(classInt)
  cins<-data[,"cins"]
  data<-data[,1:ni]
  s=PCM(data)
  beta_rasch=thresholds(s)
  thr=matrix(beta_rasch$threshpar,ncol=2,byrow=T)
  thr.se=matrix(beta_rasch$se.thresh,ncol=2,byrow=T)
  p.s<-person.parameter(s)
  extreme=matrix(p.s$pers.ex,nrow=length(p.s$pers.ex),ncol=1)
  extreme=cbind(extreme)
  id<-1:ns
  if (dim(extreme)[1]!=0){
    id_y<-id[-extreme[,1]]
    pers<-cbind(id_y,p.s$theta.table[[1]])
    pers.se<-cbind(id_y,unlist(p.s$se.theta))
    pers.extrm=cbind(extreme[,1],NA)
    pers.extrm.se=cbind(extreme[,1],NA)
    pers=rbind(pers,pers.extrm)
    pers.se=rbind(pers.se,pers.extrm.se)
    pers=pers[order(pers[,1]),]
    pers.se=pers.se[order(pers.se[,1]),]
  }else{
    id_y<-id
    pers<-cbind(id_y,p.s$theta.table[[1]])
    pers.se<-cbind(id_y,unlist(p.s$se.theta))
    pers=pers[order(pers[,1]),]
    pers.se=pers.se[order(pers.se[,1]),]
  }

##### Madde İşlev Farklılığı
  if (dim(extreme)[1]!=0){
    z_res<-residuals(p.s)
    cins<-factor(cins[-extreme])
    Clnt<-classIntervals(var=pers[-extreme,2],n=ci,style="equal")
    theta_gr<-findCols(Clnt)
    theta_gr<-as.factor(theta_gr)
  } else {
    z_res<-residuals(p.s)
    cins<-factor(cins)
    Clnt<-classIntervals(var=pers[,2],n=ci,style="equal")
    theta_gr<-findCols(Clnt)
    theta_gr<-as.factor(theta_gr)
  }
  ## ANOVA
  dif<-matrix(NA,nrow=ni,ncol=2)
  for(i in 1:ni){
    anov<-aov(z_res[,i]~theta_gr+cins+theta_gr*cins)
    anov.test<-summary(anov)
  }
}
```

```

        dif[i,]<-anov.test[[1]][,5][2:3]
    }
    cv<- 0.05/(ni*3)
    dif2<- numeric(ni)
    dif2[dif[,1]>=cv & dif[,2]>=cv]<-0
    dif2[dif[,1]<cv & dif[,2]>=cv]<-1
    dif2[dif[,1]>=cv & dif[,2]<cv]<-2
    dif2[dif[,1]<cv & dif[,2]<cv]<-2

    ## Madde Yerel Bağımsızlığı
    corr<-cor(z_res)
    diag(corr)=0
    corr_vec<-as.vector(corr)
    lid_num=cbind(sum(corr_vec>0.30),sum(corr_vec<(-
0.30)),sum(corr_vec>0.20),sum(corr_vec<(-0.20)))
    p0.30<-which(corr_vec>0.30)
    n0.30<-which(corr_vec<(-0.30))
    p0.20<-which(corr_vec > 0.20)
    n0.20<-which(corr_vec<(-0.20))
    summary_corr_p0.30<-c(summary(corr_vec[p0.30]),var(corr_vec[p0.30]))
    summary_corr_n0.30<-c(summary(corr_vec[n0.30]),var(corr_vec[n0.30]))
    summary_corr_p0.20<-c(summary(corr_vec[p0.20]),var(corr_vec[p0.20]))
    summary_corr_n0.20<-c(summary(corr_vec[n0.20]),var(corr_vec[n0.20]))
    summary_corr<-
rbind(summary_corr_p0.30,summary_corr_n0.30,summary_corr_p0.20,summary_corr_n0.
20)
    colnames(pers)=c("id","location")
    colnames(pers.se)=c("id","se")
    rownames(pers)=NULL
    rownames(pers.se)=NULL
    colnames(lid_num)=c("corr>p_0.30","corr<n_0.30","corr>p_0.20","corr<n_0.20")
    colnames(summary_corr)[7]<-c("var")
    colnames(dif)<-c("cins","cins*theta_gr")
    return(list(pers=pers,pers.se=pers.se,thr=thr,thr.se=thr.se,lid_num=lid_num,summary_corr
=summary_corr,dif=dif2))
}

```

EK-10

Sağlık Değerlendirme Anketi

Bu ankette hastalığınızın günlük yaşamdaki bazı hareketlerinizi, aktivitelerinizi nasıl etkilediğini öğrenmek istiyoruz. Eklemek istediğiniz düşünceleriniz varsa lütfen bu sayfanın arkasına yazınız veya bana söyleyiniz.

Geçtiğimiz hafta boyunca yaptığımız günlük aktivitelerinizle ilgili olarak durumunuza en iyi uyan cevabı işaretleyiniz

	Hiç zorluk çekmeden yapıyorum	Biraz zorlukla yapıyorum	Çok zorlukla yapıyorum	Hiç yapamıyorum
Giyinip kuşanma				
Ayakkabı bağlamak ve düğme iliklemek dahil, kendi kendinize giyinebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Saçınızı yıkayabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Doğrulma				
Düz bir sandalyeden kalkabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Yatağa yatıp, kalkabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Yemek yeme				
Etinizi kesebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Dolu bir fincanı veya bardağı ağızınıza götürebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Yeni bir karton süt veya meyva suyu kutusunu açabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Yürüme				
Dışarıda, düz bir zemin üzerinde yürüyebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Beş basamak merdiven çıkabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>

Yukarıda sorulan aktiviteleri yaparken genelde kullandığınız yardımcı alet veya gereç varsa lütfen işaretleyin:

Baston

Yürüteç

Giyinme için kullanılan araçlar (düğme çengeli, fermuar çekici, uzun saplı ayakkabı çekeceği vs.)

Özel yapılmış gereçler

Koltuk değneği

Özel yapılmış sandalye

Tekerlekli sandalye

Diğer (lütfen belirtiniz.....)

Aşağıdaki aktiviteler için genelde başka bir kişiden yardım istiyor musunuz?
Yardım istediğiniz aktivite varsa lütfen işaretleyiniz.

Giyinip kuşanma

Yemek yeme

Doğrulma

Yürüme

Geçtiğimiz hafta boyunca yaptığınız günlük aktivitelerinizle ilgili olarak durumunuza en iyi uyan cevabı işaretleyiniz:

	Hiç zorluk çekmeden yapıyorum	Biraz zorlukla yapıyorum	Çok zorlukla yapıyorum	Hiç yapamıyorum	
Hijyen					
Kendi kendinize yıkanıp, kurulabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Küvette banyo yapabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Tuvalete oturup kalkabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Uzanma					
Başınızın biraz üzerinde duran 2,5 kilo ağırlığındaki bir nesneye (örneğin şeker torbası gibi) uzanıp, nesneyi aşağıya indirebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Eğilip yerden bir giysiyi alabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Kavrama					
Araba kapılarını açabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Daha önceden açılmış olan kavanoz kapaklarını açabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Muslukları açıp kapatabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Günlük işler					
Günlük işlere koşturup, alışveriş yapabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Arabaya binip inebiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Yerleri süpürme veya bahçe işleri gibi günlük işleri yapabiliyor musunuz?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Bu aktiviteleri yaparken genelde kullandığınız yardımcı alet veya gereç varsa lütfen işaretleyin:

- | | |
|----------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Yükseltilmiş tuvalet oturağı | <input type="checkbox"/> Bir yere uzanmak için uzun saplı gereçler |
| <input type="checkbox"/> Küvet oturağı veya sandalyesi | <input type="checkbox"/> Banyoda kullanmak için uzun saplı gereçler |
| <input type="checkbox"/> Kavanoz açacağı (önceden açılmış kavanozlar için) | <input type="checkbox"/> Diğer (belirtiniz |
| <input type="checkbox"/> Küvet tutamağı | |

Aşağıdaki aktiviteler için genelde başka bir kişiden yardım istiyor musunuz?
Yardım istediğiniz aktivite varsa lütfen işaretleyiniz.

- | | |
|---------------------------------|---------------------------------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Hijyen | <input type="checkbox"/> Elle kavrama ve bir şeyleri açma |
| <input type="checkbox"/> Uzanma | <input type="checkbox"/> Günlük işler (ev işleri, alış-veriş) |

İsminiz:

Yaşınız:

Hastalık süreniz:

Tarih:

ÖZGEÇMİŞ

I- Bireysel Bilgiler:

Adı : BEYZA
Soyadı : DOĞANAY ERDOĞAN
Doğum yeri ve tarihi : 11.03.1981
Uyruğu : T.C.
Medeni durumu : Evli
İletişim adresi
ve telefonu : Ankara Üniv. Tıp Fak. Biyoistatistik AD, 06100, Sıhhiye,
Ankara. 0312 – 5958139.

II- Eğitimi:

2007-
Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyoistatistik Anabilim Dalı (Doktora)

2004-2007
Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyoistatistik Anabilim Dalı (Yüksek Lisans)

2000-2004
Hacettepe Üniversitesi İstatistik Bölümü (Lisans)

1999-2000
Hacettepe Üniversitesi Yabancı Diller Yüksek Okulu (İngilizce Hazırlık)

Yabancı Dil:

İngilizce
Okuma: İyi derecede
Yazma: İyi derecede
Konuşma: İyi derecede

(ÜDS 2010 Sonbahar dönemi puanı: 93.75)

III- Ünvanları:

Uzman (2007)

Tez Konusu:
Uzunlamasına Çalışmaların Analizinde Karma Etki Modelleri (2007)
(Mixed Effects Models for Analyzing Longitudinal Studies)

IV- Mesleki Deneyimi:

2005-

Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyoistatistik Anabilim Dalı (Araştırma Görevlisi)

V- Üye Olduğu Bilimsel Kuruluşlar:

1. Hacettepe Mezunlar Derneği (2004-)
2. İstatistik Mezunları Derneği (2005-)
3. Biyoistatistik Derneği (2007-)
4. The International Biometric Society – Eastern Mediterranean Region (IBS - EMR) (2007-)
5. American Statistical Association (ASA) (2009-)

VI – Bilimsel İlgi Alanları:

Yurtdışı Yayınlar:

1. Köse K.C., Bilgin S., Cebesoy O., Altinel L., Akan B., Guner D., **Doğanay B.** (2007). Adiyaman S, Demirtas M. *Clinical results versus subjective improvement with anterior transposition in cubital tunnel syndrome.* Adv Ther. 24(5):996-1005.
2. Bostancı I., Dallar Y., Ünsal Sac R., Karakoc E., **Doğanay B.** (2007). *Latex allergy risk assessment in children and adolescents with type I diabetes mellitus.* Pediatr Allergy Immunol. 18(8):687-91.
3. Idilman R., Mizrak D., Corapcioglu D., Bektas M., **Doğanay B.** (2008). Sayki M., Coban S., Erden E., Soykan I., Emral R., Uysal A.R., Ozden A. *Clinical trial: Insulin sensitizing agents may reduce consequences of insulin resistance in individuals with non-alcoholic steatohepatitis.* Aliment Pharmacol Ther. 28(2):200-8.
4. Ersoy E., Onder Devay A., Aktimur R., **Doğanay B.**, Ozdoğan M., Gündoğdu R.H. (2009). *Comparison of the short-term results after Limberg and Karydakis procedures for pilonidal disease: Randomized prospective analysis of 100 patients.* Colorectal Dis. 11(7):705-10.
5. Yalçinkaya F., Ozen S., Ozçakar Z.B., Aktay N., Cakar N., Düzova A., Kasapçopur O., Elhan A.H., **Doğanay B.**, Ekim M., Kara N., Uncu N., Bakkaloglu A. (2009). *A new set of criteria for the diagnosis of familial Mediterranean fever in childhood.* Rheumatology, 48(4):395-8.
6. Bakkaloglu S.A., Saygılı A., Sever L., Noyan A., Akman S., Ekim M., Aksu N., **Doğanay B.**, Yıldız N., Düzova A., Soylu A., Alpay H., Sonmez F., Civilibal M., Erdem S., Kardelen F. (2009). *Assessment of cardiovascular risk in paediatric*

- peritoneal dialysis patients: a Turkish Pediatric Peritoneal Dialysis Study Group (TUPEPD) report.* Nephrology Dialysis Transplantation. 24(11):32332.
7. Bektas M, **Doğanay B**, Alkan M, Ustun Y, Soykan I. (2009). *Esophageal motor function in Familial Mediterranean Fever: a prospective evaluation of motility in 31 patients.* European Journal of Internal Medicine. 20(5):548-50.
 8. Demirtas H., Amatya A., Pugach O., Cursio J., Shi F., Morton D. & **Doğanay, B.** (2009). *Accuracy versus convenience: a simulation-based comparison of two continuous imputation models for incomplete ordinal longitudinal clinical trials data.* Statistics and Its Interface, Vol. 2, Issue 4, 449-456.
 9. Bakkaloglu SA, Saygili A, Sever L, Aksu N, Noyan A, Akman S, Ekim M, **Doğanay B**, Yıldız N, Akalin F, Caliskan S, Kara OD, Duzova A, Soylyu A, Atalay S. (2010). *Impact of peritoneal transport characteristics on cardiac function in Paediatric peritoneal dialysis patients: a Turkish Pediatric Peritoneal Dialysis Study Group (TUPEPD) report.* Nephrology Dialysis Transplantation. 25(7):2296-03.
 10. Idilman R, Bektas M, Cinar K, Toruner M, Cerit ET, **Doğanay B**, Erden E, Bozkaya H, Bahar K, Karayalcin S, Soykan I, Palabiyikoglu M, Cetinkaya H, Yurdaydin C, Dokmeci A, Ozden A. (2010). *The characteristics and clinical outcome of drug-induced liver injury: a single-center experience.* J. Clin Gastroenterol. 44(6):e128-32.
 11. Idilman R, Bozkus Y, Seval G, Mizrak D, Cinar K, Ustun Y, Bektas M, Arat M, Akbulut H, **Doğanay B**, Ozden A. (2011). *Lymphoproliferative disorders in individuals with chronic hepatitis b and C in the Turkish population.* J Med Virol. 83(6):974-80.
 12. Demirtaş H., **Doğanay B.** (2012). *Simultaneous generation of binary and normal data with specified marginal and association structures.* (partly supported by TUBITAK (The Scientific and Technological Research Council of Turkey) in the form of pre-doctoral scholarship during the second author's visit of University of Illinois at Chicago.) Journal of Biopharmaceutical Statistics, 22(2):223-236.
 13. Yazıcıoğlu H., Özgök A., Balaban F., **Doğanay B.**, Ünver S. (2012). *Single dose esmolol attenuates bispectral index scale response to intubation during fentanyl-midazolam anesthesia for cardiac surgery.* Türk Göğüs Kalp Damar Cerrahisi Dergisi-Turkish Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery, 20(1):72-78.
 14. Helenowski, I.B., Demirtaş, H., **Doğanay Erdoğan, B.** (2012): *On Imputing Binary Data via Pairwise Associations and Corresponding Conditional Probabilities.* Turkiye Klinikleri J Biostat 2012;4(1)

Yurtiçi Sözlü Bildiriler:

1. Özbek U., **Doğanay B.**, Elhan A. H.: *Klinik Denemelerde Koşullu Güce Bağlı Olarak Örneklem Büyüklüğünün Hesaplanması*. 08-12 Mayıs 4. İstatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu,2005.
2. **Doğanay B.**, Köse K., Özbek U., Atakurt Y.: *Kategorik Veri Çözümlemesinde Logaritmik Doğrusal Modeller ve Bir Uygulama*. 20-22 Eylül 8. Ulusal Biyoistatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu, 2005.
3. Özbek U., Öztuna D., **Doğanay B.**, Köse K.: *Tekrarlı Ölçümlerin Eğri Altında Kalan Alan Yardımıyla Analizi*. 20-22 Eylül 8. Ulusal Biyoistatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu, 2005.
4. **Doğanay B.**, Köse S. K., Atakurt Y.: *Tekarlı Ölçümlerin Analizinde Karma Etki Modelleri*. 5-9 Eylül 9. Ulusal Biyoistatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu, 2006.
5. **Doğanay B.**, Özbek U.: *Roc Eğrilerinin Karşılaştırılmasında Doğrusal Regresyon Yaklaşımı*. 5-9 Eylül 9. Ulusal Biyoistatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu, 2006.
6. **Doganay B.**, Köse S. K: *Uzunlamasına Verilerin Analizinde Doğrusal Karma Etki Modelleri ve Bir Uygulama*. 5-8 Eylül 10. Ulusal Biyoistatistik Kongresi sözlü bildiri sunumu, 2007.
7. Hançer F., Kunak C.S., Ada O.A., Süzen H.S., **Doganay B.**, Alpar S., Gülhan M., Kurt B., İşcan M.: *The Role of GSTP1 ALA114VAL Polyforphism in Drug Resistance in Lung Cancer*. Abstract Book of 6th International Congress of Turkish Society of Toxicology, 2-5 November, Antalya, Turkey P110, 2006.
8. Çetinkaya H., Tüzün A., Bektaş M., Savaş B., Kahramanoğlu E., Ensari A., **Doğanay B.**, Özden A.: *Asemptomatik Bireylerde Kolorektal Kanser Taramasında Kromoskopik Büyütmeli Kolonoskopi Sonuçlarımız*. 04-07 Kasım 23. Ulusal Gastroenteroloji Kongresi, 2006.
10. Tüzün A., Bektaş M., Çetinkaya H., Ensari A., **Doğanay B.**, Özden A.: *Kolonun Neoplastik ve Non-Neoplastik Poliplerinin Ayırıcı Tanısında Büyütmeli Endoskopi Etkinliği*. 04-07 Kasım 23. Ulusal Gastroenteroloji Kongresi, 2006.
11. Bektaş M., Tüzün A., Çetinkaya H., Ensari A., Kahramanoğlu E., **Doğanay B.**, Berber Ş., Koyuncu S., Savaş B., Özden A.: *Kolonun Adenomatöz ve Nonadenomatöz Lezyonlarının Saptanmasında Kromoskopik Magnifying Kolonoskopinin Önemi*. 04-07 Kasım 23. Ulusal Gastroenteroloji Kongresi, 2006.
12. Bektaş M., Çetinkaya H., Tüzün A., Kahramanoğlu E., **Doğanay B.**, Aygün R., Çelik Ö., Özden A.: *Kolonoskopi Sırasında Sedasyon: Midazolam ve Fentanil ile Midazolam, Fentanil ve Propofol Kombinasyonlarının Karşılaştırılması*. 04-07 Kasım 23. Ulusal Gastroenteroloji Kongresi, 2006.

13. Bakkaloğlu S., Sever L., Aksu N., Noyan A., Akman S., Ekim M., Saygılı A., **Doğanay B.**, Yıldız N., Bakkaloğlu A., Soylu A., Alpay H., Sönmez F., Erdem S., Kardelen F.: *Pediatric Periton Dialysis Patients: Peritoneal Membrane Transport Characteristics and Cardiac Function*. *Etkisi*. 21-25 Mayıs 10. Ulusal Hipertansiyon ve Böbrek Hastalıkları Kongresi, 2008.
14. **Doğanay B.**, Genç Y., Yüksel S., Gültekin S.: *İşlem Karakteristiği Eğrilerinde Ortak Değişken Etkisinin İncelenmesi: Lehmann Ailesi Yaklaşımı*. 27-30 Mayıs 11. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, Malatya, 2008.
15. **Doğanay Erdoğan, B.**, Elhan, A.H.: *Rasch Modellerinden Kısmi Kredi Modeli İçin Yanıt Fonksiyonu Ve Çok Değişkenli Normal Dağılım Yöntemleri İle Çoklu Değer Ataması*. 13. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, Ankara-Kızılcabazı, 2011.
16. Ateş, C., **Doğanay Erdoğan, B.**, Elhan, A.H., Genç, Y., Köse, S.K., Öztuna, D.: *F1_LD_F1 Tasarımının Parametrik Olmayan Analizinde Kayıp Verinin Etkisi ve Basit Değer Atama Yöntemlerinin İncelenmesi*. 13. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, Ankara-Kızılcabazı, 2011.

Yurtdışı Sözlü Bildiriler:

1. İdilman R., Mızrak D., Soykan I., Çorapçıoğlu D., Erden E., Çoban Ş., Bektaş M., Uysal A.R., Emral R., **Doğanay B.**, Özden A.: *Insulin-sensitizer agents in the treatment of individuals with non-alcoholic steatohepatitis: A preliminary report*. HEPATOLOGY 44 (4): 651A-651A 1240 Suppl. 1 OCT ,2006.
2. Atmaca L.S., Özyol E., Sönmez P.A., **Doğanay B.**: *Laser And Intravitreal Triamcinolone Acetonide In Diabetic Macular Edema*. 12-14 April IX. Mediterranean Ophthalmology Society Congress , Rome-Italy, 2007.
3. Yalçınkaya F., Özen S., Özçakar Z., Aktay N., Çakar N., Düzova A., Kasapçopur O., Elhan A., **Doğanay B.**, Kara N., Uncu N., Ekim M., Bakkaloğlu A.: *A New Set of Criteria for the Diagnosis of Familial Mediterranean Fever in Childhood*. 4-8 April The Fifth International Congress on Familial Mediterranean Fever and Systemic Autoinflammatory Diseases, Rome, 2008.
4. Bakkaloğlu A.S., Sever, L., Aksu, N., Noyan, A., Akman, S., Ekim, M., Saygılı, A., **Doganay, B.**, Yildiz, N., Bakkaloglu, A., Soylu, A., Alpay, H., Sonmez, F., Erdem, S., Kardelen, F.: *Impact of Peritoneal Membrane Transport Characteristics on Biochemical Parameters and Cardiac Function in Pediatric Peritoneal Dialysis Patients*. 12th Congress of the International Society of Peritoneal Dialysis, June, 2008.

VII – Bilimsel Etkinlikleri:

Aldığı Burs ve Ödüller:

1. Bakkaloglu A.S., Sever, L., Aksu, N., Noyan, A., Akman, S., Ekim, M., Saygili, A., **Doganay, B.**, Yildiz, N., Bakkaloglu, A., Soylu, A., Alpay, H., Sonmez, F., Erdem, S., Kardelen, F.: *Impact of Peritoneal Membrane Transport Characteristics on Biochemical Parameters and Cardiac Function in Pediatric Peritoneal Dialysis Patients* .12th Congress of the International Society of Peritoneal Dilaysis, June 2008
Travel grant aldi (ilk 25 te yer aldi).
1. ERASMUS öğrenci değişimi programı kapsamında, 1.Mayıs.2009 - 29.Temmuz.2009 tarihleri arasında doktora arařtırmamın bir kısmını yürütmek için Hasselt University, Center for Statistics (Interuniversity Institute for Biostatistics and statistical Bioinformatics, Universiteit Hasselt Diepenbeek Belgium & Katholieke Universiteit Leunven Belgium), Belgium’da deęerlendirmek üzere toplam 3 aylık burs.
3. TUBITAK Bilim İnsanı Destekleme Daire Başkanlığınca yürütölmekte olan 2214 – Yurt Dışı Arařtırma Burs Programı kapsamında Unıversiy of Illinois at Chicago, Division of Epidemiology and Biostatistics’te 7.Eylöl.2009 – 7.Haziran.2010 tarihleri arasında doktora arařtırmamın bir kısmını yürütmek için deęerlendirilmek üzere toplam 9 aylık arařtırma bursu.

Eđitimci Olarak Yer Alınan Kurs ve Çalıştaylar:

1. Clinical Research Methodology Workshop (Applied Statistics), National Institute of Health (NIH) “Promoting Child Development: Yale-Ankara Collaboration” Project Developmental – Behavioral Pediatrics Unit Educational Series - II, ANKARA, 22 October 2005.
2. Introductory Rasch Analysis: Learning the Principles of Rasch Analysis, Setting Up Data in RUMM2030, the Analysis of Both Dichotomous and Polytomous Data. Ankara University Faculty of Medicine Department of Biostatistics’ Psychometric Laboratory 30.September.2011-2.October.2011

Katıldığı Kongreler:

4. İstatistik Kongresi, 08-12 Mayıs, Belek-Antalya, 2005.
8. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 20-22 Eylül, Bursa, 2005.
9. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 5-9 Eylül, Zonguldak, 2006.
10. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 5-8 Eylül, Sivas, 2007.
- 11.Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 27-30 Mayıs, Malatya, 2008.
- 64th Annual Deming Conference on Applied Statistics, 8-12 Aralık, 2008, Atlantic City, USA.
13. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 12-14 Eylül. Ankara-Kızılcahamam, 2011.

VIII– Diğer Bilgiler:

Katılımcı Olarak Yer Alınan Kurs ve Çalıştaylar:

1. Clinical Research Methodology Workshop, National Institute of Health (NIH) “Promoting Child Development: Yale-Ankara Collaboration” Project Developmental – Behavioral Pediatrics Unit Educational Series - II, ANKARA, 19 October 2005.
2. Graduate Summer School on New Advances in Statistics, Modules: Categorical Data Analysis, Time Series and Panel Data Analysis, Robust Statistical Methods, Biostatistics, METU-Ankara, 11-24 August 2007.
3. Mixed Models for Clustered and Longitudinal Data, Atlantic City, USA, 11-12 December 2008, (64th Annual Deming Conference on Applied Statistics kapsamında 2 günlük kısa kurs)
Instructor: Prof. Donald Hedeker (University of Illinois at Chicago),
Moderator: Alfred H. Balch
4. Longitudinal Data Analysis: Applications to Pre-Clinical Studies, *Société Française de Statistique Institut Henri Poincaré* Paris, France, 16-17 June 2009,
Instructor: Prof. Geert Molenberghs (Hasselt University, Diepenbeek, Belgium & Katholieke University, Leuven, Belgium)