

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**DOKTORA TEZİ**

**TÜRKİYE'DE İL BAZINDA BAZI TEMEL SOSYO-EKONOMİK  
GÖSTERGELERİN KÜÇÜK ALAN TAHMİNİ**

**Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ**

**İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**

**ANKARA  
2018**

**Her hakkı saklıdır**

## TEZ ONAYI

Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ tarafından hazırlanan “Türkiye’de İl Bazında Bazı Temel Sosyo-Ekonomik Göstergelerin Küçük Alan Tahmini” adlı tez çalışması 05/10/2018 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı’nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

**Danışman:** Doç. Dr. Rukiye DAĞALP  
Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı



### Jüri Üyeleri:

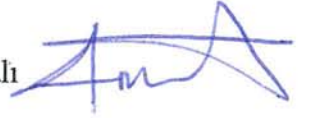
**Başkan:** Prof. Dr. Mehmet Akif BAKIR  
Gazi Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı



**Üye** : Prof. Dr. Yılmaz AKDİ  
Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı



**Üye** : Prof. Dr. Afşin ŞAHİN  
Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Bankacılık Anabilim Dalı



**Üye** : Doç. Dr. İhsan KARABULUT  
Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı



**Üye** : Doç. Dr. Rukiye DAĞALP  
Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı



**Yukarıdaki sonucu onaylarım.**

**Prof. Dr. Atila YETİŞEMİYEN**  
Enstitü Müdürü

## ETİK

Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki bütün bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davrandığımı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

05/10/2018



Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ

## ÖZET

Doktora Tezi

### TÜRKİYE'DE İL BAZINDA BAZI TEMEL SOSYO-EKONOMİK GÖSTERGELERİN KÜÇÜK ALAN TAHMİNİ

Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ

Ankara Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
İstatistik Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Rukiye DAĞALP

Araştırmaların örneklem tasarımları zaman, işgücü ve maliyet gibi kısıtlar altında genellikle kitlenin bütünü ya da nispeten büyükçe alt alanları hakkında tahminler yapmak amacıyla oluşturulmaktadır. Ancak kitlenin daha küçük alt alanları bazında karakteristiklerine ilişkin parametreleri tahmin etmek de amaçlanabilir. Bir alan için belirlenen örnek hacmi istenilen duyarlılıkta doğrudan tahmin üretmede yeterli değilse, ilgilenilen alan "küçük alan" olarak tanımlanmaktadır. Küçük alan tahmin yöntemleri ise anketin coğrafi veya diğer alt etki alanları hakkında sonuç çıkarımlar yapmak amacıyla kullanılan yöntemlerden oluşmaktadır.

Bu çalışmada, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) Hanehalkı Bütçe Araştırması (HBA) 2010-2012 hane ve fert bazındaki birleştirilmiş veri seti ile dışsal veri kaynaklarından ilgilenilen alan bazındaki yardımcı bilgiyi beraber kullanan karma modeller aracılığıyla tahmin üretmek amaçlanmaktadır. Karma modeller dışsal kaynaktan gelen yardımcı bilginin alan ya da birim bazında elde edilmesine bağlı olarak iki grupta incelenir. Bu çalışmada, alan bazlı Fay-Herriot modeli dikkate alınarak model bazlı tahmin yöntemlerinden olan Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici (EBLUP) ve Hiyerarşik Bayes (HB) ile Türkiye'de il bazında temel sosyo-ekonomik göstergelerden olan ortalama log yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelir, ortalama log aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcaması, yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelirin ve aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcamasına göre göreceli yoksulluk oranları için tahminler üretilmektedir.

**Ekim 2018, 95 sayfa**

**Anahtar Kelimeler:** Küçük Alan Tahmini, Fay Herriot Modeli, Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici, Hiyerarşik Bayes Tahmin Edicisi

## ABSTRACT

Ph. D. Thesis

### SMALL AREA ESTIMATION OF SOME SOCIO-ECONOMIC INDICATORS AT PROVINCE LEVEL IN TURKEY

Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ

Ankara University  
Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Department of Statistics

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Rukiye DAĞALP

Sampling designs of surveys are composed to make inference about the whole population or relatively larger subfields of the whole population under the constraints such as time, labour force, cost, etc. Estimating characteristics regarding smaller subfields can be aimed also. Small area or domain refers to determined sample size for survey which is too small or insufficient in order to provide reliable estimate for interested area or domain. Small area estimation methods consist of methods used to infer about geographical or other subdomains of survey.

This study intends to produce estimates through the mixed models combining the information obtained from Turkish Statistical Institute (TURKSTAT) Household Budget Survey (HBS) micro-level data belonging to years 2010-2012 and other different sources at interested area. Mixed models are classified into two groups as area level models and unit level models. In this study, Fay-Herriot model which is one of area level models is taken into account and Empirical Best Linear Unbiased Prediction (EBLUP) and Hierarchical Bayes (HB) methods are used to estimate some of the basic socio-economic indicators such as average logarithmic annual equivalised household disposable income, average logarithmic monthly equivalised household consumption expenditure, relatively poverty rates according to annual equivalised household disposable income and monthly equivalised household consumption expenditure at province level in Turkey.

**October 2018, 95 pages**

**Key Words:** Small Area Estimation, Fay Herriot Model, Empirical Best Linear Unbiased Predictor, Hierarchical Bayes Estimator

## ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Lisans ve doktora öğrenimim boyunca bilgisini, tecrübesini esirgemeyen, tezimin teori ve uygulama kısmının netleşmesinde katkı sağlayan kıymetli hocam Sayın Prof. Dr. Fikri ÖZTÜRK'e (Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı), tezimin adının konulmasından itibaren danışmanlığımı üstlenen, her aşamasında yanımda yer alan hiçbir zaman bilgisini, desteğini ve emeğini esirgemeyen akademik ve insancıl kişiliğini örnek aldığım değerli hocam tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Rukiye DAĞALP'e (Ankara Üniversitesi Anabilim Dalı) tezimde gösterdikleri büyük ilgiden ve hoşgöründen dolayı sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Her zaman içtenlikle desteğini ve yardımını gördüğüm değerli hocam Sayın Prof. Dr. Yılmaz AKDİ'ye (Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı), Bayesyen Analiz aşamasında katkı sağlayan değerli hocam Sayın Prof. Dr. Mehmet Ziya FIRAT'a (Akdeniz Üniversitesi Zootekni Anabilim Dalı), tez çalışmam süresince önerilerini paylaşan ve eleştirileri ile çalışmama yön veren değerli hocam Sayın Prof. Dr. M. Akif BAKIR'a (Gazi Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı), tezimi inceleyerek katkı sağlayan değerli hocam Sayın Doç. Dr. İhsan KARABULUT'a (Ankara Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı), tezimde yer alan sonuçların değerlendirilmesinde eleştirileriyle katkı sağlayan ve tezimde ihtiyacım olan her an araştırma noktasında içtenlikle destek olan değerli hocam Sayın Prof. Dr. Afşin ŞAHİN'e (Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Bankacılık Anabilim Dalı) teşekkür ederim.

Tezimin adının netleşmesinde ve uygulama aşamasında yardımcı olan Prof. Dr. Gianni BETTI'ye (Siena Üniversitesi Ekonomi Politikası ve İstatistik Anabilim Dalı), bu tezi gerçekleştirmemde her zaman desteğini gördüğüm değerli Daire Başkanım Sayın Hasibe DEDEŞ'e, Grup sorumlum Oğuz CİNEL'e çok teşekkür ederim. Tezimin uygulama aşamasında yardımcı olan ve fikir veren Sayın Burçe ÜNVER'e, Sayın Turaç YAVUZ'a, Sayın Enes USLU'ya, Sayın Alpay KOÇAK'a, tez çalışmam sırasında bana destek olan değerli dostlarım Keziban TEKİN'e, Lale ÇALIŞKAN'a ve adımı şu an buraya sığdıramadığım için affına sığındığım tüm arkadaşlarıma teşekkürü borç bilirim.

Bugünlere gelmemde büyük katkısı olan, çocukluğumun ve gençliğimin her anını acısıyla tatlıyla paylaştığım ve desteğini hiçbir zaman esirgememiş olan rahmetli sevgili babanneme, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen ve sonuna kadar yanımda olduklarını bildiğim aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ  
Ankara, Ekim 2018

# İÇİNDEKİLER

## TEZ ONAY SAYFASI

ETİK .....	i
ÖZET .....	ii
ABSTRACT .....	iii
ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR.....	iv
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ .....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	xi
1. GİRİŞ .....	1
1.1 Küçük Alan Kavramı.....	1
1.2 Tasarım Bazlı (Doğrudan) Tahmin .....	2
1.3 Model Bazlı Tahmin.....	3
1.3.1 Birim bazlı karma modeller .....	4
1.3.2 Alan bazlı karma modeller .....	5
1.4 Önceki Çalışmalar .....	5
1.5 Tezin Amacı .....	9
2. MODEL BAZLI KÜÇÜK ALAN TAHMİN YÖNTEMLERİ .....	11
2.1 Fay Herriot Modeli.....	11
2.2 En İyi Lineer Yansız Kestirici (BLUP).....	12
2.3 Varyans Bileşenlerinin Tahmin Edilmesi.....	13
2.4 Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici (EBLUP).....	14
2.5 En Çok Olabilirlik Tahmin Edicileri.....	15
2.5.1 En çok olabilirlik (ML) tahmin edicisi .....	15
2.5.2 Kısıtlanmış en çok olabilirlik tahmin edicisi (REML) .....	17
2.6 EBLUP Tahmin Edicilerinin Yaklaşık Varyans Tahminleri .....	18
2.7 Örneklem Hatasının Tahmini .....	19
2.7.1 Basit rasgele örnelemeye göre standart hatanın hesaplanması.....	19
2.7.2 Örneklem ağırlıklarının etkisi (Kish faktörü) .....	20
2.7.3 Tasarım faktörü .....	21
2.8 EBLUP'da Oran Yaklaşımı.....	22
2.9 Karma Modeller için Bayesci Sonuç Çıkarım .....	23
2.9.1 Gözlemsel Bayes tahmin edicisi (EB).....	25
2.9.2 Hiyerarşik Bayes tahmin edicisi (HB) .....	26
2.9.3 Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemleri .....	27
2.9.4 Gibbs örnekleme .....	28

2.10 Model Seçimi Kriterleri .....	29
2.10.1 Koşullu Akaike bilgi kriteri (cAIC) .....	29
2.10.2 Sapma bilgi kriteri (DIC).....	30
3. VERİ SETİ VE TANIMLAR .....	32
3.1 Veri Seti.....	32
3.2 Yoksulluk .....	32
3.2.1 Mutlak yoksulluk .....	33
3.2.2 Göreli yoksulluk .....	34
3.3 HBA'nın Örnekleme Tasarımı ve Ağırlıklandırma Süreci .....	35
4. ARAŞTIRMA BULGULARI .....	40
4.1 Uygulama Kapsamında HBA Veri Setinde Tanımlamalar ve Düzenlemeler .....	40
4.2 Örneklem Varyansının Hesaplanması.....	40
4.3 Modelde Yer Alacak Değişkenlerin Seçimi .....	42
4.4 Model Varyansının Hesaplanması .....	43
5. SONUÇ.....	46
KAYNAKLAR.....	62
EKLER.....	68
EK 1 Ortalama $Def_{IBBS1}$ Değerleri Arasındaki Fark .....	69
EK 2 Doğrudan Tahminin Standart Hatasının ve Rasgele Etkinin Varyansının Tahmini .....	70
EK 3 Tüm Açıklayıcı Değişken Listesi .....	77
EK 4 Açıklayıcı Değişkenlerin Belirlenme Aşamaları .....	78
EK 5 En İyi Alt Kümeler Regresyonuna Göre Değişken Seçiminin Değerlendirilmesi .....	80
EK 6 EBLUP Yöntemine Göre Gamma ( $\gamma_i$ ) Tahminleri .....	82
EK 7 Tahminlerin $cv$ 'lerinin Karşılaştırılması .....	84
EK 8 HB Yöntemiyle Bağlantı Modelindeki Katsayıların Tahminleri.....	88
EK 9 EBLUP ve HB Yöntemlerine Göre Tahmin Sonuçları Arasındaki Farklar .....	89
EK 10 İBBS2'de Doğrudan Tahminler ile İl Bazında Elde Edilen Tahminlerin İBBS2'de Toplaştırılmış Değerleri Arası Farklar .....	91
EK 11 Türkiye İstatistik Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 1,2,3.....	93
ÖZGEÇMİŞ.....	95



## SİMGELER DİZİNİ

$\bar{Y}$	Kitle Ortalaması
$Y$	Kitle Toplamı
$w_j$	Tasarım Ağırlığı
$\psi_i$	Örneklem Varyansı
$\sigma_v^2$	Rasgele Etkinin Varyansı
$Deff$	Tasarım Etkisi
$Deft$	Tasarım Faktörü
$\theta_i$	$i$ . Alanda Tahmin Üretilmek İstenen Parametre
$sh_{btö-il}$	İl Bazındaki Basit Rasgele Örnelemeye Ait Standart Hata
$\alpha$	Oransal (Proportional)

## Kısaltmalar

JRR	Jackknife Yinelemeli Replikasyon, Jackknife Repeated Replication
BRR	Dengeli Yinelemeli Replikasyon, Balanced Repeated Replication
HBA	Hanehalkı Bütçe Araştırması
MSE	Ortalama Hata Kare
EBLUP	Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici
EB	Gözlemsel Bayes
HB	Hiyerarşik Bayes
NHIS	Ulusal Sağlık Araştırması
GYKA	Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
y1_log	Ortalama Log Yıllık Eşdeğer Hanehalkı Kullanılabilir Geliri
y2_log	Ortalama Log Aylık Eşdeğer Hanehalkı Tüketim Harcaması
y3	Yıllık Eşdeğer Hanehalkı Kullanılabilir Gelire Göre Göreli Yoksulluk
y4	Aylık Eşdeğer Hanehalkı Tüketim Harcamasına Göre Göreli Yoksulluk
İBBS1	İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 1
İBBS2	İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 2

İBBS3	İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 3
DIC	Sapma Bilgi Kriteri Deviance Information Criteria
cAIC	Koşullu Akaike Bilgi Kriteri Conditional Akaike Information Criteria
MCMC	Markov Zinciri Monte Carlo Markov Chains Monte Carlo
MH	Metropolis-Hasting
<i>sd</i>	Standart Sapma
<i>sh</i>	Standart Hata
<i>cv</i>	Değişim Katsayısı



## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 4.1 Örneklem varyansının tahmininin aşamaları.....	41
Şekil 5.1 y1_log değişkeninin doğrudan tahmini.....	46
Şekil 5.2 y1_log değişkeninin sentetik tahmini.....	47
Şekil 5.3 y1_log değişkeninin EBLUP tahmini.....	47
Şekil 5.4 y1_log değişkeninin HB tahmini.....	48
Şekil 5.5 y1 değişkeninin doğrudan tahmini.....	48
Şekil 5.6 y1 değişkeninin sentetik tahmini.....	49
Şekil 5.7 y1 değişkeninin EBLUP tahmini.....	49
Şekil 5.8 y1 değişkeninin HB tahmini.....	50
Şekil 5.9 y2_log değişkeninin doğrudan tahmini.....	50
Şekil 5.10 y2_log değişkeninin sentetik tahmini.....	51
Şekil 5.11 y2_log değişkeninin EBLUP tahmini.....	51
Şekil 5.12 y2_log değişkeninin HB tahmini.....	52
Şekil 5.13 y2 değişkeninin doğrudan tahmini.....	52
Şekil 5.14 y2 değişkeninin sentetik tahmini.....	52
Şekil 5.15 y2 değişkeninin EBLUP tahmini.....	53
Şekil 5.16 y2 değişkeninin HB tahmini.....	53
Şekil 5.17 y3 değişkeninin doğrudan tahmini.....	54
Şekil 5.18 y3 değişkeninin sentetik tahmini.....	54
Şekil 5.19 y3 değişkeninin EBLUP tahmini.....	55
Şekil 5.20 y3 değişkeninin HB tahmini.....	55
Şekil 5.21 y4 değişkeninin doğrudan tahmini.....	56
Şekil 5.22 y4 değişkeninin sentetik tahmini.....	56
Şekil 5.23 y4 değişkeninin EBLUP tahmini.....	57
Şekil 5.24 y4 değişkeninin HB tahmini.....	57
Şekil 5.25 İBBS2'de y1_log değişkeninin doğrudan tahmini.....	59
Şekil 5.26 İBBS2'de y1 değişkeninin doğrudan tahmini.....	59

Şekil 5.27 İBBS2’de y2_log değişkeninin doğrudan tahmini.....	60
Şekil 5.28 İBBS2’de y2 değişkeninin doğrudan tahmini.....	60
Şekil 5.29 İBBS2’de y3 değişkeninin doğrudan tahmini.....	61
Şekil 5.30 İBBS2’de y4 değişkeninin doğrudan tahmini.....	61



## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1 Kitle oranını tahmin etmede kullanılan modeller.....	8
Çizelge 3.1 HBA örnekleme rotasyon planı.....	36
Çizelge 4.1 Nihai seçilen değişken listesi.....	43
Çizelge 4.2 Belirlenen modelin seçim ölçütleri.....	44





# 1. GİRİŞ

## 1.1 Küçük Alan Kavramı

Kitleye ilişkin karakteristiklerin tahmin edilmesinde, genellikle örnekleme dayalı araştırmalardan faydalanılmaktadır. Araştırmaların örneklem tasarımları, kitlenin bütünü ya da alan uygulaması yönetilebilir olan nispeten büyükçe alt alanları hakkında çıkarımlar yapmak amacıyla oluşturulmaktadır. Ancak kitlenin daha küçük alt alanlarına ilişkin karakteristikleri tahmin etmek de amaçlanabilir. Alt alanlar; coğrafi bölgeler, sosyo-ekonomik gruplar veya nüfus grupları olabilir. Bir alt alan için belirlenen örnek hacmi istenilen duyarlılıkta tasarıma dayalı tahmin üretmede yeterli değilse, ilgilenilen alan “küçük alan” olarak tanımlanmaktadır.

Küçük alanlara ait kitle karakteristiklerine ilişkin sonuç çıkarımlarda tasarım bazlı ve model bazlı olmak üzere iki tip yaklaşım bulunmaktadır. Örneklemeden elde edilen doğrudan tahminler, örnekleme tasarımına dayalıdır. Model bazlı tahminler ise örnekleme ek olarak ilgilenilen küçük alana ilişkin benzer alanlardan ve dışsal veri kaynaklarından gelen yardımcı bilgiyi kullanmakta ve çoğu kez lineer karma modeller çerçevesinde tahmin yapılmaktadır. Örneklem tasarımına dayalı tahmin edicilerde, örnekleme birimlerinin seçim olasılıkları ve seçilen birimlerin ilgili karakteristiği için gözlenen değerleri dikkate alınarak kitlenin bütününe ilişkin çıkarımlar yapılmaktadır. Örneklemede herhangi bir birimin içerilme olasılığının tersi, tasarım ağırlığı olarak ele alınmaktadır. Tasarım bazlı yaklaşımlar küçük alanlarda yetersiz örneklem hacimlerinden dolayı güvenilir olmayan tahminler üretmekte ve büyük standart hatalara sahip olmaktadır. Tasarım bazlı tahmin yöntemi daha fazla zaman, maliyet ve işgücü gerektirecek bir örnek büyüklüğü ile çalışmayı gerektirmektedir. Model bazlı yaklaşımda ise küçük alanlar için tahmin edilmek istenen değişkenle ilgili dışsal kaynaklardan gelen yardımcı bilgi kullanılarak daha güvenilir tahminlerin elde edilmesi amaçlanmaktadır. Model bazlı yaklaşımda, çoğunlukla sabit ve rasgele etkilerin olduğu lineer karma modeller kullanılmaktadır (Rao 2003, Soo Haa 2013).

## 1.2 Tasarım Bazlı (Doğrudan) Tahmin

Doğrudan tahmin yönteminde, örneklem tasarımındaki olasılık dağılımına bağlı olarak tahminler elde edilmektedir.  $U$ ,  $N$  farklı birimden oluşan bir kitle ve kitledeki her bir birim  $j$  ( $j=1, \dots, N$ ) ile gösterilmek üzere belirli bir örneklem tasarımına göre  $N$  birimlik kitleden gözlemlenmesi olası  $n$  büyüklüğünde bir örnek  $s$  olsun. Bu  $s$  örneğinin seçilme olasılığı  $p(s)$  ve  $j$ . birimin  $s$  örneğinde içerilme olasılığı  $\pi_j = \sum_{s: j \in s} p(s)$  ile tanımlanmaktadır.  $w_j$   $j$ . birimin tasarım ağırlığı  $w_j = \frac{1}{\pi_j}$  olmak üzere  $j$ . birimin  $U$  kitesinde ne kadar birimi temsil ettiğini göstermektedir. Doğrudan tahmin edicilere ilişkin detaylı bilgi Cochran (1977), Hansen vd. (1953), Kish (1965)'den incelenebilir. Tasarım bazlı tahmin sürecinde nihai ağırlıklar hesaplanırken; tasarım ağırlıklarının hesaplanması, cevapsızlık düzeltmesi ve sonradan tabakalama (kalibrasyon) aşamaları bulunmaktadır. Teze konu olan Hanehalkı Bütçe Araştırması (HBA)'nın tasarım bazlı tahminlerini elde etmek için ağırlıklandırmaya ilişkin detaylı bilgi Bölüm 3'te sunulmaktadır.

Genel anlamda  $j$  birim indisini,  $w_j$  örneklem ağırlığını,  $y_j$  ilgilenilen karakteristiğe ilişkin örnekteki gözlem değerini göstermek üzere bu karakteristiğe ait ortalamanın

doğrudan tahmin edicisinin değeri  $\bar{y} = \frac{\sum_{j=1}^{n_h} (w_j y_j)}{\sum_{j=1}^{n_h} w_j}$  olarak hesaplanmaktadır. Örneğe

seçilen her  $j$ . birime ait  $y_j$  gözlem değeri üzerinden kitle ortalaması  $\bar{Y}$  veya kitle toplamı  $Y$  için sonuç çıkarımı yapılmak istenildiğinde, tasarım bazlı tahmin edicisi  $\hat{Y}$ ;  $E(\hat{Y}) = \sum_s p(s) \hat{Y} = Y$  olup kitle toplamı  $Y$  için yansızdır. Genel olarak  $yan(\hat{Y}) = E(\hat{Y}) - Y$  ifadesi  $\hat{Y}$  tahmin edicisinin yanlılığını göstermek üzere, örneklem varyansının tahmin edicisi  $\hat{V}(\hat{Y})$  olup, tasarım varyansı  $V(\hat{Y}) = E[\hat{Y} - E(\hat{Y})]^2$ 'nin yansız tahmin edicisidir. Örneklem varyansı, kitleden seçilen örneklem tasarımına dayalı olarak hesaplanan doğrudan tahminler için değişimin bir ölçüsüdür. Örneklem tasarımı, basit rasgele



örnekleme, tabakalı rasgele örnekleme veya çok aşamalı karmaşık tasarımı örnekleme yöntemi olabilir. Örnekleme varyansının tahmininde, doğrusallaştırma veya tekrarlı örnekleme (Bootstrap, Taylor Doğrusallaştırma Yöntemi, Jackknife Yinelemeli Replikasyon (JRR) veya Dengeli Yinelemeli Replikasyon (BRR)) yöntemleri kullanılmaktadır. Ancak, tahmin düzeyi nispeten büyük alanlar için hesaplanan örnek hacmi, küçük alanlarda örnekleme varyansının tahmin edilmesinde büyük standart hatalara sahip olduğundan güvenilir değildir (Rao 2003).

### 1.3 Model Bazlı Tahmin

Model bazlı tahminde, yardımcı değişken (covariate) bulunduran karma modeller kullanılmaktadır. Karma modellerde küçük alan etkisi bir rasgele etki olarak ele alınmaktadır. Bu tür modeller, genellikle küçük alan ile ilgili olan sayımlar veya idari kayıtlar gibi veri kaynakları arasında bir bağlantı kurmaktadır. Küçük alan modellerine dayalı dolaylı tahmin edicilere “model bazlı tahmin ediciler” denilmekte ve örnek olarak sentetik tahmin yöntemi, birleşik tahmin yöntemi ve James Stein yöntemi verilebilir. Küçük alanların genellikle büyük alanla aynı özelliklere sahip olması gibi bazı katı varsayımları nedeniyle sentetik tahmin ediciler yanlıdır. Birleşik tahmin edicilerde ise sentetik tahminin içerdiği olası yanlılık ile doğrudan tahminden kaynaklı büyük standart hatanın dengelenmesi amaçlanmaktadır (Rao 2003). Birleşik tahmin edicileri bulmak için genel bir yaklaşım olarak karma modellerden faydalanılmaktadır. Bu karma modellerde sabit etki olarak sayım ve idari kayıtlardan gelen yardımcı bilgi, rasgele etki olarak da küçük alanın etkisi olarak ele alınmaktadır. Güvenilir tahminler üretmek için frekansçı ve Bayesci yaklaşımlara göre oluşturulan modeller geliştirilmiştir. Küçük alanlar için model bazlı sonuç çıkarımlarda, Gözlemsel (Ampirik) En İyi Lineer Yansız Kestirici (EBLUP), Gözlemsel Bayes (EB) ve Hiyerarşik Bayes (HB) yöntemleri önerilmektedir. Bayesci sonuç çıkarımında küçük alan tahmini yapılırken, EB ve HB olmak üzere iki yaklaşım bulunmaktadır. Parametrelerin rasgele değişken olarak düşünüldüğü Bayesci yaklaşımda, parametrelerin olasılık dağılımlarının olduğu varsayılmakta ve ilgilenilen parametreye ait sonsal dağılımın önsel dağılım aracılığıyla bulunması amaçlanmaktadır. EB yöntemi, geleneksel yöntemleri kullanırken; HB yönteminde ise hiperparametreler üzerinde önsel dağılımlar tanımlanmaktadır. Geleneksel sonuç çıkarım yöntemlerini kullanan EB ve

EBLUP benzer sonuçlar üretmektedir. (Rao 2003, pp.179) HB yaklaşımında ise ilgilenilen parametrelerin sonsal dağılımlarına Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemi kullanılarak yaklaşık olarak ulaşılmaktadır.

Küçük alan modelleri, dışsal kaynaktan gelen yardımcı bilginin alan ya da birim bazında elde edilmesine dayalı olarak, alan bazlı karma modeller ve birim bazlı karma modeller olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

**Birim Bazlı Karma Modeller:** Açıklayıcı değişkenler örneklem birim seviyesinde elde edilmektedir. Örneğin, örneklem biriminin hanehalkı olduğu bir araştırmada açıklayıcı değişken olarak alınan yardımcı bilginin de dışsal kaynaklardan ilgilenilen hanehalkı bazında elde edilmesidir.

**Alan Bazlı Karma Modeller:** Bu modellerde ise dışsal kaynaklardan alınan yardımcı bilgi tahmin üretilmek istenen küçük alan bazında ele alınmaktadır.

### **1.3.1 Birim bazlı karma modeller**

Modellemede kullanılacak dışsal kaynaklardan gelen yardımcı veri, örneklem birimi bazında elde edilebildiğinde birim bazlı karma modeller kullanılabilir. Örneğin, yardımcı bilgi örneklem birimi hanehalkı olan bir araştırmada ilgili hanehalkı için idari kayıt veya sayımdan alınmaktadır. Bu tür modellerde tasarım ağırlıkları ve örneklem tasarımıyla ilgili tabakalama veya kümeleme bilgisi dikkate alınmadığından, tasarımda birim bazlı modeller tutarlı değildir. Tasarımda tutarlı tahminler elde edebilmek amacıyla birim bazlı modellerde normalleştirilmiş örneklem ağırlıkları kullanılarak alan bazlı modeller tanımlayan yeni yaklaşımlar da geliştirilmiştir (Prasad ve Rao 1999, You ve Rao 2002). Bunun yanı sıra hem birim hem de alan bazında bilgiyi kullanan iki aşamalı modeller de kullanılmaktadır (Moura ve Holt 1999).

Battese vd. (1988) çalışmalarında, birim bazlı modellere örnek olarak iç içe hata regresyon modelini ilçelerin ortalama soya fasulyesi/mısır üretimlerini tahmin etmek için kullanmıştır. Açıklanan değişken  $y_{ij}$  ve açıklayıcı değişken  $x_{ij}$  sırasıyla  $i$ . küçük

alandaki  $j$ . birime ait gözlem değerini ve yardımcı bilgiyi,  $v_i$   $i$ . küçük alandaki rasgele etkiyi ve  $e_{ij}$   $i$ . küçük alandaki  $j$ . birime ait örneklem hata değerini göstermektedir.

Birbirinden bağımsız aynı dağılımlı (*bad*)  $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$  ve  $e_{ij} \sim N(0, \psi_i)$  olduğu varsayımı altında  $m$  ilgilenilen küçük alan sayısını,  $N_i$   $i$ . küçük alandaki gözlem sayısını ve  $p$  de yardımcı bilgidен gelen açıklayıcı değişken sayısını göstermek üzere

$$y_{ij} = x_{ij}'\beta + v_i + e_{ij} \quad i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, N_i \quad (1.1)$$

modeli oluşturulmaktadır. Bu modelde  $x_{ij}' = (1, x_{ij1}, \dots, x_{ijp})$  ve  $x_i = \sum_{j=1}^{N_i} x_{ij} / N_i$  olmak üzere  $i$ . küçük alana ilişkin ilgilenilen parametre  $\theta_i = x_i' \beta + z_i v_i$  olarak tanımlanmaktadır.

### 1.3.2 Alan bazlı karma modeller

Alan bazlı modelleme yapılırken, dikkate alınan Fay Herriot Modeli'nde örneklem ve bağlantı olmak üzere iki modelden yararlanılır. Örneklem modeli, ağırlıklandırılmış doğrudan tahminler ile örneklem tasarımından gelen hataları içermektedir. Bağlantı modeli ise kitle karakteristikleri ve ilgilenilen alana özgü yardımcı değişkenler arasında bağlantı kurmaktadır. Modellemede  $i$ . tahmin yapılmak istenen küçük alanı,  $p$  açıklayıcı değişken sayısını göstermek üzere dışsal, kaynaklardan gelen yardımcı bilgi  $x_i' = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip})$  biçiminde alınmaktadır. Bu modelle ilgili ayrıntılı bilgi 2. bölümde verilmektedir.

### 1.4 Önceki Çalışmalar

Bütçe, zaman ve işgücü gibi mevcut kısıtlar altında; kitlenin küçük alt alanları için tasarıma dayalı tahmin üretmenin zor ve imkansız olduğu durumlarda, ulusal istatistik ofisleri ve araştırmacılar tarafından genellikle küçük alan tahminlerine başvurulmaktadır. Küçük alan bazında ortalama gelir, yoksulluk ve işsizlik oranı gibi kitle karakteristiklerine ilişkin tahminler üretmede model bazlı yaklaşımlar üzerine pek çok uygulama gerçekleştirilmiştir.

Bunlar arasında Gonzalez (1973) ve Ericksen (1974) çalışmalarında önerdikleri sentetik tahmin yönteminde, ilgilenilen küçük alanın, kitlenin bütünü ile aynı karakteristiklere sahip olması varsayımını kullanmışlardır. Sentetik tahmin yöntemi, regresyon modelleri aracılığıyla örneklenemeyen alanlar için yardımcı bilgiden faydalanmaktadır. Gonzalez ve Hoza (1978) çalışmalarında işsizlik ve barınma oranına ilişkin küçük alan tahminlerini elde etmişlerdir. Regresyon tahmin yöntemine rasgele etkilerin eklenmesiyle karma modeller için EBLUP tahmin yöntemi önerilmektedir (Robinson 1991, Jiang ve Lahiri 2006). Model bazlı yaklaşımlardan olan birleşik tahmin ediciler ise doğrudan tahmin ile uygun sentetik tahmin arasında bir ağırlıklandırmaya dayanmaktadır. Fay ve Herriot (1979) bu yöntemi nüfusu 1000'den az olan küçük alanlarda kişi başına düşen milli geliri elde etmek için kullanmıştır.

Bayesci yaklaşımda, EB yöntemi bilinmeyen hiperparametrelerin tahmininde klasik yöntemler kullanırken; HB yöntemi hiperparametreler veya regresyon katsayıları ve varyans bileşenleri üzerinde önsel dağılımlar tanımlamaktadır. HB yönteminde, MCMC yöntemi kullanılarak hiperparametreler üzerinde önsel dağılımlar tanımlanarak, parametrelerin sonsal dağılımları yaklaşık olarak bulunmaktadır. Hiperparametreler üzerinde uyumlu önsel dağılımların kullanılması sonsal dağılımların da uyumlu olmasını sağlamaktadır. Tahmin edilen sonsal dağılımın varyansı ise doğruluğun bir ölçüsü gibi görünmektedir. Ghosh ve Meeden (1986) çalışmalarında EB yaklaşımını dikkate almışlardır. Ghosh ve Lahiri (1992) çalışmalarında küçük alanlarda yardımcı bilgiyi dikkate alarak sonlu kitle için tahminlerini HB yöntemiyle elde etmişlerdir. Bell vd. (2007) Gelir ve Yoksulluğun Küçük Alan Tahminleri (SAIPE) programı kapsamında, Amerika' daki okul bölgelerine, ilçelere ve eyaletlere göre gelir ve yoksulluk oranına ilişkin çalışmalarında logaritmik dönüşüm kullanarak tahmin üretmişlerdir. Bell vd. (2013) küçük alanlarda tahmin edicileri karşılaştırmışlardır. HB yaklaşımının geliştirilmiş lineer modeller üzerine uygulamalarına örnek olarak, Datta ve Ghosh (1991), Malec vd. (1997), Ghosh vd. (1998) ve Rao (2003) verilebilir. Modeldeki açıklanan değişkenin sayılabilir kesikli değerler aldığı durumlarda; lineer karma modeller yerine geliştirilmiş lineer karma modeller kullanılmaktadır.

MacGibbon ve Tomberlin (1989) tarafından önerilen modelde  $m$  ilgilenilen küçük alan sayısını,  $N_i$   $i$ . küçük alandaki gözlem sayısını,  $y_{ij}$   $i$ . küçük alandaki  $j$ . birime ait 0 ve 1 değerleri alan Bernoulli ( $p_{ij}$ ) dağılıma sahip olan gözlem değerlerini,  $x_{ij}$   $i$ . küçük alandaki  $j$ . birime özgü açıklayıcı değişkenlerin vektörünü göstermek üzere,  $p_{ij} = P(y_{ij} = 1 | p_{ij})$  olasılığı olarak tanımlanmaktadır. İlgilenilen küçük alana ilişkin kitle oranı  $\bar{Y}_i = P_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} y_{ij}$  ;  $j = 1, \dots, N_i$  ve  $i = 1, 2, \dots, m$  şeklinde verilmektedir. Bu modelde,  $P_i$  'yi tahmin etmek için rasgele alan etkili logistik regresyon modeli kullanılmıştır.  $y_{ij} | p_{ij} \sim \text{Bernoulli}(p_{ij})$  ve  $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$  tanımlanarak  $p_{ij}$  'ler aşağıdaki lojistik regresyon modeline uymaktadır.  $P(y_{ij} = 1 | p_{ij}) = p_{ij} = \frac{e^{x_{ij}^T \beta + v_i}}{1 + e^{x_{ij}^T \beta + v_i}}$  ve  $\ell$  logit dönüşüm fonksiyonu olmak üzere

$$\ell(p_{ij}) = \log\left(\frac{p_{ij}}{1 - p_{ij}}\right) = x_{ij}^T \beta + v_i \quad (1.2)$$

şeklinde tanımlanmaktadır.

Küçük alan tahminiyle ilgili uygulamalara örnek olarak Malec vd. (1997) çalışmalarında rasgele regresyon katsayılı farklı logistic regresyon modellerini Ulusal Sağlık Araştırması (NHIS) üzerine çalışmaları verilebilir. Datta vd. (1999) Amerikan eyaletlerinde işsizlik küçük alan tahminlerini elde etmede HB yöntemini kullanmışlardır. Küçük alanlara ilişkin oranları tahmin etmede Jiang ve Lahiri (2001) ve Jiang (2007)'ın çalışmaları örnek olarak verilebilir. Literatürdeki, kitle oranına ilişkin modeller de çizelge 1.1'deki gibi özetlenebilir.

Çizelge 1.1 Kitle oranını tahmin etmede kullanılan modeller

Model	Örneklem modeli	Bağlantı modeli
<i>Normal logistik Model</i>	$\hat{P}_i   P_i \overset{bad}{\sim} N(P_i, \psi_i),$ $i = 1, 2, \dots, m$	$\text{logit}(P_i)   \beta, \sigma_v^2 \overset{bad}{\sim} N(x_i' \beta, \sigma_v^2),$ $i = 1, 2, \dots, m$
<i>Beta logistik Model:</i>	$\hat{P}_i   P_i \overset{bad}{\sim} \text{Beta}(a_i, b_i),$ $i = 1, 2, \dots, m$	$\text{logit}(P_i)   \beta, \sigma_v^2 \overset{bad}{\sim} N(x_i' \beta, \sigma_v^2),$ $i = 1, 2, \dots, m$
<i>Binomial beta model:</i>	$y_i   P_i \overset{bad}{\sim} \text{binom}(n_i, P_i),$ $i = 1, 2, \dots, m$	$P_i   \beta, \sigma_v \overset{bad}{\sim} \text{Beta}(\mu_i \sigma_v, (1 - \mu_i) \sigma_v),$ $i = 1, 2, \dots, m$ $\sigma_v > 0, \text{logit}(\mu_i) = x_i' \beta$

Çizelge 1.1'de Normal logistik modelde örneklem varyansı ya da doğrudan tahminin varyansı  $\psi_i$ 'nin bilinmediği durumlarda tahmin edicisi  $\hat{\psi}_i$  alınabilir (Liu vd. 2007).

Dünya Bankası Ekonomik Araştırmalar Geliştirme Grubu tarafından küçük alanlar bazında yoksulluk ve gelir eşitsizliklerine ilişkin tahmin üretilmesi için bazı yöntemler benimsenmiştir. Özellikle son dönemlerde Dünya Bankası'nın bu kapsamda geliştirdiği "povmap" programı ile ürettiği yoksulluğun haritalanarak, mekansal açıdan değerlendirilebilmesine olanak sağlanmaktadır. Dünya Bankası tarafından dikkate alınan yoksulluk ve eşitsizliklere ilişkin metodolojik çalışmalara örnek olarak Ghosh ve Rao (1994), Hentschel vd. (1998), Demombynes vd. (2002) ile Elbers vd. (2003) çalışmaları örnek olarak verilebilir. Dünya Bankası'nın yanı sıra pek çok ülke için yoksulluğa ilişkin küçük alan tahminlerinde uygulama gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, Betti vd. (2003)'nin Makedonya ve Ivaschenko (2004)'nun Bulgaristan için uygulamaları mevcuttur (Anonymous 2018a). 2004 yılında Avrupa'daki küçük alanla ilgili bilgi ihtiyaçlarını karşılama amaçlı tahmin tekniklerini geliştirmeye ilişkin Eurarea isimli bir proje çalışması gerçekleştirilmiştir. Molina ve Rao (2010) çalışmalarında yoksulluk göstergelerinin küçük alan tahminlerine ulaşımlardır. Molina vd. (2012)'nin çalışmasında ise HB tekniğinin yoksulluk göstergeleri için bir uygulaması mevcuttur. Mohadjer vd. (2007) eşleşmeyen örneklem ve bağlantı modellerini kullanarak yetişkin okur yazarlık oranı için küçük alan tahminlerini elde etmişlerdir. Quintano vd. (2007)'nin

çalışmalarında İtalyan illerinde yoksulluğu küçük alan modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir (Anonymous 2018a).

Küçük alan tahminleri üzerine farklı alanlarda yurt dışı doktora tez çalışmaları da mevcut olup sırasıyla You (1999), Karaganis (2009), Çetinkaya (2011), Soo Haa (2013) örnek olarak verilebilir. Türkiye’de konu ile ilgili olarak Türkyılmaz (2003) doktora tezi, Özcan (1991), Sevinç (1998) ve Deliloğlu (2001)’nun yüksek lisans tezleri bulunmaktadır. Bu çalışmada Türkiye’de il bazında bazı temel sosyo ekonomik göstergelere ilişkin küçük alan tahminleri model bazlı tahmin yöntemlerinden olan EBLUP ve HB yöntemleriyle tahmin edilmektedir.

### **1.5 Tezin Amacı**

Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) Hanehalkı Bütçe Araştırması (HBA) örnekleme tasarımı İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 2 (26 bölge toplamı) için tasarım bazlı tahminler elde edilmek üzere oluşturulmuştur. Türkiye istatistiki bölge sınıflaması düzeylerine ait bilgiler EK 11’de yer almaktadır. Bu çalışmada 2010-2012 HBA yıllarına ait mikro veri seti ile dışsal kaynaklardan alınan yardımcı bilgiyi beraber kullanan karma modeller aracılığıyla model bazlı yöntemler kullanılarak Türkiye’de İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 3’te (il bazı) bazı temel sosyo ekonomik göstergelerin tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Alan bazlı Fay-Herriot modeli dikkate alınarak, Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici (EBLUP) ve Hiyerarşik Bayes (HB) ile yöntemleri aracılığıyla 2012 yılı temel sosyo-ekonomik göstergeleri olarak ortalama log yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelir ( $y1_{log}$ ), ortalama log aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcaması ( $y2_{log}$ ), yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelire göre göreceli yoksulluk ( $y3$ ) ve aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcamasına göre göreceli yoksulluk ( $y4$ ) değişkenleri için il bazında tahminlerin elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Bölüm 2’de alan bazlı Fay Herriot modeli, karmaşık tasarımlı örneklem tasarımına sahip HBA için il bazında örneklem varyansının tahmin aşamaları, rasgele etkinin varyansının tahminine ilişkin yöntemler ve model bazlı küçük alan tahmin yaklaşımlarından olan BLUP, EBLUP, EB ve HB yöntemleri hakkında metodolojik bilgi verilmektedir.

Bölüm 3'te bu çalışmada veri kaynağı olarak ele alınan HBA'nın konusu, örnekleme tasarımı ve yoksullukla ilgili açıklamalar yer almaktadır.

Bölüm 4'te küçük alan tahmini için Fay Herriot Modeli'ne göre il bazında ortalama logaritmik (log) yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelir ( $y1\_log$ ), ortalama log aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcaması ( $y2\_log$ ), hanehalkı kullanılabilir gelirine göre görelî yoksulluk ( $y3$ ) ve hanehalkı tüketim harcamasına göre görelî yoksulluk oranı ( $y4$ ) için bulgular sunulmaktadır.

Bölüm 5'te uygulamaya ait tahmin sonuçları illere göre Türkiye haritası üzerinde sınıflandırılarak değerlendirilmektedir.



## 2. MODEL BAZLI KÜÇÜK ALAN TAHMİN YÖNTEMLERİ

### 2.1 Fay Herriot Modeli

Bu çalışmada, idari kayıtlar ve sayımlar gibi dışsal kaynaklardan sağlanabilen yardımcı bilginin ilgililenen küçük alan bazında kullanıldığı Fay Herriot Modeli'nden faydalanılmaktadır. Fay Herriot modeli, örneklem ve bağlantı modeli olmak üzere iki modelin birleşiminden oluşmaktadır.  $\theta_i$ ,  $i$ . küçük alan bazında tahmin edilmek istenen parametreyi,  $\hat{\theta}_i$ , örneklemden elde edilen doğrudan tahmini ve  $e_i$ , bağımsız aynı dağılımlı bir rasgele değişken olup araştırmaya ilişkin örneklem hatasını göstermek üzere örneklem modeli:

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad (2.1)$$

şeklinde tanımlanmaktadır.  $\psi_i$ , doğrudan tahmin edicinin varyansını, diğer bir ifadeyle örneklem varyansını göstermek üzere  $E(e_i | \theta_i) = 0$  ve  $V(\hat{\theta}_i) = \psi_i$  olduğu varsayımı bulunmaktadır.

$x_i' = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip})$ ,  $i$ . alan bazında  $p$  tane yardımcı bilgiyi,  $z_i$ 'ler bilinen pozitif sabitleri,  $\beta$   $p \times 1$  boyutlu regresyon parametre vektörünü (sabit etkileri) ve  $v_i$ 'ler de alana özgü yardımcı değişkenler tarafından açıklanamayan rasgele etkileri göstermek üzere bağlantı modeli;

$$\theta_i = x_i' \beta + z_i v_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.2)$$

olarak verilmektedir.  $v_i$ 'lerin aynı dağılımlı bağımsız rasgele değişkenler ve  $E(v_i) = 0$   $V(v_i) = \sigma_v^2$  olduğu varsayılmaktadır. Küçük alan modeli için alana özgü değişkenliği ya da homojenliği gösteren  $\sigma_v^2$  ile model parametreleri  $\beta$ 'ların veri setinden tahmin edilmesi gerekmektedir.

Genel lineer karma modelin özel bir durumu olan Fay Herriot Modeli (2.2)'deki denklemin (2.1)'de yerine konulmasıyla

$$\hat{\theta}_i = x_i' \beta + z_i v_i + e_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.3)$$

biçiminde elde edilmektedir.

## 2.2 En İyi Lineer Yansız Kestirici (BLUP)

BLUP, diğer klasik frekansçı yaklaşımlar gibi rasgele etkiler için normallik varsayımına bağlı kalınmadan  $\theta_i$ 'nin lineer yansız tahmin edicileri içinde ortalama hata kareyi (MSE) minimize ederek bulmaktadır. Alan bazlı karma modellerde,  $i$ . küçük alan bazında tahmin edilmek istenen parametre  $\theta_i$ , alana özgü rasgele etki  $v_i$  ve idari kayıt/sayımlardan gelen dışsal değişkenler  $x_i$  sabit etki olarak alınmaktadır. Model,

$$\theta_i = x_i' \beta + z_i v_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.4)$$

olup, (2.1)'deki örneklem modelindeki doğrudan tahminin ( $\hat{\theta}_i$ ) tasarımıda yansız olduğu varsayılmaktadır. (2.3)'teki model diagonal kovaryans yapısında lineer karma modellerin özel bir halidir.  $\psi_i$  örneklem varyansını,  $\sigma_v^2$  model varyansını göstermek üzere lineer karma modelde,  $v_i$  ve  $e_i$ 'lerin ilişkisiz 0 ortalama ve sonlu varyansa sahip olduğu varsayımı altında,  $v_i$  ve  $e_i$ 'nin  $m \times m$  boyutlu bilinmeyen varyans bileşenlerini içeren kovaryans matrisleri  $G = V(v_i)$  ve  $R = V(e_i)$  sırasıyla,

$$G = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_v^2 & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \sigma_v^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \sigma_v^2 \end{bmatrix} = \sigma_v^2 I \quad R = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \psi_i & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \psi_m \end{bmatrix} = \text{diag}(\psi_i)$$

dır.  $\hat{\theta}_i$  'nin kovaryans matrisi  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_m)'$  olmak üzere,

$$V(\delta) = R + ZGZ' = R + \sigma_v^2 ZZ' \quad (2.5)$$

ile tanımlanabilir.  $b_i = (0, 0, \dots, 0, 1, \dots, 0)$  için 1 değeri  $i$ . yerde olmak üzere,  $b_i$  'ler  $m \times 1$  boyutlu vektör olup,  $\beta$  'ların tahmin edicileri  $\hat{\beta} = (X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}\hat{\theta}$  Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GEKK) yöntemiyle bulunarak, alan bazlı karma tahmin modelinde  $\theta_i$  'nin MSE'sini minimize eden BLUP kestiricisi;

$$\tilde{\theta}_i = x_i \hat{\beta} + b_i' GZ' V^{-1} (\hat{\theta}_i - x_i \hat{\beta}) \quad (2.6)$$

olarak verilmektedir.

$\gamma_i = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + \psi_i}$  daraltıcı faktörü göstermek üzere, BLUP kestiricisi; doğrudan tahmin edici ve sentetik tahmin edicinin ağırlıklandırılmasıyla

$$\tilde{\theta}_i(\sigma_v^2) = \gamma_i \hat{\theta}_i + (1 - \gamma_i) x_i \hat{\beta} \quad (2.7)$$

$\sigma_v^2$  'nin bir fonksiyonu olarak elde edilmektedir. (0-1) arasında değer alan  $\gamma_i$ , alana özgü değişkenliğin (model varyansının) toplam varyans içindeki oranı olarak tanımlanmaktadır (Ghosh ve Rao 1994). Eğer model varyansı  $\sigma_v^2$  göreceli olarak daha küçükse  $\gamma_i$  küçük olacak ve modelde sentetik tahmin edicisine daha fazla ağırlık verilecektir. Aksi durumda, örneklem varyansı  $\psi_i$  göreceli olarak daha küçükse doğrudan tahmin edicinin ağırlığı daha büyük olacaktır (Quintano vd. 2007). Ayrıca, BLUP tahmin edicisinin matematiksel detayları için Henderson (1950) ve Harville (1977)'e bakılabilir.

### 2.3 Varyans Bileşenlerinin Tahmin Edilmesi

BLUP kestiricisinin ortalama hata karesi (MSE)  $\sigma_v^2$  'ye bağlıdır.

$MSE[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)] = MSE[\tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)] + E[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2) - \tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)]^2$  olmak üzere

$$g_{1i}(\sigma_v^2) = b_i'(G - GZ'V^{-1}G)b_i = \sigma_v^2 z_i^2 \psi_i (\sigma_v^2 z_i^2 + \psi_i)^{-1} = \gamma_i \psi_i \quad (2.8)$$

$$g_{2i}(\sigma_v^2) = (x_i - b_i'GZ'V^{-1}X)(X'V^{-1}X)^{-1}(x_i - b_i'GZ'V^{-1}X)' \quad (2.9)$$

şeklinde tanımlanan fonksiyonlarla ortalama hata karesi

$$MSE[\tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)] = g_{1i}(\sigma_v^2) + g_{2i}(\sigma_v^2) \quad (2.10)$$

$$= (1 - \gamma_i)^2 x_i \left[ \frac{\sum_{i=1}^m x_i' x_i}{(\sigma_v^2 z_i^2 + \psi_i)} \right]^{-1} x_i' \quad (2.11)$$

şeklinde verilmektedir.

#### 2.4 Gözlemsel En İyi Lineer Yansız Kestirici (EBLUP)

Lineer karma modeller için EBLUP yöntemi, iki aşamada elde edilmektedir. İlk aşamada lineer model için yansız tahmin edicilerinin arasında, en küçük MSE'yi veren BLUP tahmin edicisi elde edilmektedir. İkinci aşamada ise uygulamada gerçek  $\sigma_v^2$  varyans parametresi bilinmediğinden yerine  $\hat{\sigma}_v^2$  tahmin edicisi alınarak iki aşama tahmin edicisi  $\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)$  bulunmaktadır.  $\tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)$  tahmin edicisi EBLUP model parametrelerinin yerine uygun tahmin edicilerini kullanarak BLUP'dan elde edilmektedir. Rasgele etkilerin normal dağıldığı varsayımı altında, En Çok Olabilirlik (ML) veya Kısıtlanmış En Çok Olabilirlik (REML) yöntemleri kullanılarak rasgele etkilerin varyansları  $\sigma_v^2$  tahmin edilebilmektedir.

EBLUP şu özelliklere sahiptir:

- i)  $\theta_i$  için yansızdır.
- ii)  $E[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)]$  sonludur.

iii)  $\sigma_v^2$  tahmini için  $\hat{\sigma}_v^2$  dönüşümde değişmezdir (Kackar ve Harville 1984).

EBLUP yöntemiyle kurulan modelden tahmin edilen MSE,  $\hat{\sigma}_v^2$  tahmin edicisinin seçimine bağlı değildir. Rasgele etkilerin normal dağıldığı varsayımı altında;

$$MSE\left[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)\right] = MSE\left[\tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)\right] + E\left[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2) - \tilde{\theta}_i(\sigma_v^2)\right]^2 \quad (2.12)$$

olarak elde edilmektedir. Son terimin çözümü mümkün olmadığından MSE'nin yaklaşık değeri  $g_{2i}$  ve  $g_{3i}$  dereceleri  $g_{1i}$ 'den düşük olmak üzere

$$MSE\left[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)\right] \approx g_{1i}(\sigma_v^2) + g_{2i}(\sigma_v^2) + g_{3i}(\sigma_v^2) \quad (2.13)$$

şeklinde verilmekte olup MSE'nin yansız tahmin edicisi yaklaşık olarak

$$MSE\left[\tilde{\theta}_i(\hat{\sigma}_v^2)\right] \approx g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) \quad (2.14)$$

dır. Bu çalışmada,  $\sigma_v^2$  REML yöntemleri kullanılarak varyans tahmin edilmektedir (Rao, 2003).

## 2.5 En Çok Olabilirlik Tahmin Edicileri

ML ve REML tahmin edicileri parametrelerin olabilirlik ya da kısıtlanmış olabilirlik fonksiyonunun parametre uzayındaki sınırlar içinde maksimum değerlerinin bulunmasıyla elde edilmektedir.

### 2.5.1 En çok olabilirlik (ML) tahmin edicisi

Fay Herriot modeli dikkate alınarak  $Y$  kitle ortalaması  $X\beta$  ve (2.5)'te sunulan varyans kovaryans matrisi  $V = R + ZGZ'$  biçiminde olan normal dağılıma sahip bir rasgele değişken olmak üzere olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$f_Y(y) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |V|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(y - X\beta)'V^{-1}(y - X\beta)\right\} \quad (2.15)$$

ile gösterilmek üzere log olabilirlik fonksiyonu

$$l = \log L = -\frac{1}{2}(y - X\beta)'V^{-1}(y - X\beta) - \frac{1}{2}\log|V| - \frac{N}{2}\log 2\pi \quad (2.16)$$

şeklinde verilmiş olsun. Burada  $\varphi_k$   $V$  'nin bileşenlerini göstermek üzere  $l$  'nin  $\beta$  ve  $V$  'ye göre eş zamanlı olarak türevinin alınıp 0'a eşitlenmesiyle ML tahminleri

$$\frac{\partial l}{\partial \beta} = \frac{\partial(X\beta)'}{\partial \beta} V^{-1}(y - X\beta) = 0 \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial l}{\partial \varphi_k} = -\frac{1}{2} \left[ \text{tr}(V^{-1} \frac{\partial V}{\partial \varphi_k}) - (y - X\hat{\beta})' V^{-1} \frac{\partial V}{\partial \varphi_k} V^{-1} (y - X\hat{\beta}) \right] = 0 \quad (2.18)$$

eşitliklerinden elde edilmektedir.

$V$  için ML tahmin edicilerini elde etmede  $P = V^{-1} - V^{-1}X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}$  olmak

üzere  $\frac{\partial V}{\partial \varphi_k} \Big|_{V=\hat{V}} = \hat{V}_{\varphi_k}$  alınarak,

$$\text{tr}(\hat{V}^{-1} \hat{V}_{\varphi_k}) = y' \hat{P} \hat{V}_{\varphi_k} \hat{P} y \quad (2.19)$$

denklem sistemi kullanılmaktadır.  $V$  ve  $P$  bilinmediği durumda tahminleri olan  $\hat{V}$  ve  $\hat{P}$  alınmaktadır.

$Y$  ortalaması  $X\beta$  ve varyans kovaryans matrisi  $V = \sum_i Z_i Z_i' \sigma_i^2$  biçiminde olan normal dağılıma sahip bir rasgele değişken olmak üzere (2.17)'deki eşitlikte  $V$  yerine bu değer tahmini olan  $\hat{V}$  'nin alınmasıyla  $\hat{\beta} = (X'\hat{V}^{-1}X)^{-1}X'\hat{V}^{-1}y$  elde edilir.  $X\beta$  'nın ML tahmin edicisi

$$ML(X\beta) = X\hat{\beta} = X(X'\hat{V}^{-1}X)^{-1}X'\hat{V}^{-1}y \quad (2.20)$$

biçimindedir.  $\sigma_i^2$  için ML tahmini elde edilirken (2.18)'de  $\varphi_k$  yerine  $\sigma_i^2$  alınmaktadır.

$\hat{V}$  'nın elde edilebilmesi için

$$tr(\hat{V}^{-1}Z_iZ_i') = (y - X'\hat{\beta})'\hat{V}^{-1}Z_iZ_i'\hat{V}^{-1}(y - X'\hat{\beta}) \quad (2.21)$$

denklem sisteminin çözülmesi gerekmektedir.  $\hat{P} = \hat{V}^{-1} - \hat{V}^{-1}X(X'\hat{V}^{-1}X)^{-1}X'\hat{V}^{-1}$  olmak üzere ve (2.20)'deki  $X\hat{\beta}$  değeri (2.21)'deki denklemde yerine konulduğunda

$$\hat{V}^{-1}(y - X\hat{\beta}) = \left[ \hat{V}^{-1} - \hat{V}^{-1}X(X'\hat{V}^{-1}X)^{-1}X'\hat{V}^{-1} \right] y = \hat{P}y \quad (2.22)$$

eşit olup

$$tr(\hat{V}^{-1}Z_iZ_i') = y'\hat{P}Z_iZ_i'\hat{P}y; \quad i = 0, 1, \dots, m \quad (2.23)$$

denklem sisteminin çözülmesiyle  $\sigma_i^2$  için ML tahmin edicisine ulaşılmaktadır. (2.23)'teki denklem sisteminin çözümünü elde etmek kolay olmadığından genellikle iteratif tekniklerle çözüme ulaşılmaktadır.

### 2.5.2 Kısıtlanmış en çok olabilirlik tahmin edicisi (REML)

ML'a alternatif olarak geliştirilen REML,  $y$  elemanlarının  $\beta$  'yı içermeyen lineer kombinasyonlarından oluşan olabilirlik fonksiyonlarını maksimize ederek varyans bileşenlerini tahmin etmede kullanılmaktadır. Tahmin edilebilirlik için optimallik koşulu olarak  $\beta$  'yı içermeyen ve  $K'X = 0$  koşulunu sağlayan lineer bağımsız satırlara sahip ve satır rankı  $r_k = N - r_x$  olan bir  $K = [k_1, k_2, \dots, k_{N-r_x}]$  vektörü seçilerek  $K'y$  üzerinden en çok olabilirlik tahmini elde edilmektedir.  $X$ , rankı  $r$  olan  $N \times p$  boyutlu bir matris ve  $C$  herhangi bir vektör olmak üzere  $K'X = 0$  koşulunu sağlayan  $N - r$  tane lineer bağımsız  $K' = C'[I - X(X'X)^{-1}X']$  vektörü vardır. (2.16)'da  $y$  yerine  $K'y$ ,  $Z$  yerine  $K'Z$ ,  $V$  yerine  $K'VK$  ve  $X$  yerine  $K'X$  alındığında,  $K'y \sim N(0, K'VK)$  dağılımına sahip olup  $K'y$  için oluşturulan yeni log olabilirlik fonksiyonu

$$l = \frac{1}{2}r_k \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |K'VK| - \frac{1}{2} y'K(K'VK)^{-1}K'y \quad (2.24)$$

olarak tanımlanır. Bu fonksiyondan ML yöntemi kullanılarak  $\sigma_i^2$  'nin tahmin edicisi

$$\frac{\partial l}{\partial \sigma_i^2} = -\frac{1}{2} \text{tr} \left[ (K'VK)^{-1} K'Z_iZ_i'K \right] + \frac{1}{2} y'K(K'VK)^{-1} K'Z_iZ_i'K(K'VK)^{-1} K'y = 0 \quad (2.25)$$

eşitliğinden elde edilmektedir.  $P = V^{-1} - V^{-1}X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1} = K(K'VK)^{-1}K'$  olduğundan  $K'y$  için elde edilen ML denklemleri  $i = 0, 1, \dots, m$  için  $\text{tr}(PZ_iZ_i') = y'PZ_iZ_i'Py$  şeklinde olup REML denklemlerine indirgenmektedir (McCulloch vd. 2008).

## 2.6 EBLUP Tahmin Edicilerinin Yaklaşık Varyans Tahminleri

Karma modeller için EBLUP yöntemi, doğrudan tahminler ile sentetik tahminler arasındaki daraltıcı faktöre bağlı olarak değişkenlik gösterir. Daraltıcı faktörün tahmin edilebilmesi için öncelikli olarak, doğrudan tahminlerin örneklem varyanslarının elde edilmesi gerekmektedir. Örneklem varyansı, doğrudan tahminler için kitleden seçilen örneklemdeki değişkenliğin ölçüsü olmak üzere hesaplanırken; araştırmanın örneklem tasarımı ve büyüklüğü dikkate alınmaktadır. Araştırmanın örnekleme tasarımında, eşit olmayan olasılıklı, tabakalı, küme ya da karmaşık tasarımlı örnekleme yöntemleri kullanılmış olabilir. Bu durumda, tasarım kaynaklı örneklem varyansının tahmini basit rasgele örneklemeden farklılaşmaktadır. Doğrudan tahminlerde örneklem büyüklüğü azaldıkça örneklem varyansı artmakta olup sentetik tahminler için varyans ise belirlenen modelin uygun küçük alan modeline uyum gösterip göstermediğinden türetilmektedir. Bu iki tahminin ağırlıklandırılması ile nihai karma tahminler elde edilmektedir. Bu ağırlıklar doğrudan ve sentetik tahminlerin model varyanslarının görece büyüklüklerine bağlı olarak değişmektedir. Sentetik tahminlerin elde edilmesi amacıyla alan bazında modeli açıklamakta anlamlı değişkenlerin belirlenmesi gerekmektedir. Model varyansının ana belirleyicisi ise modelin veri setine ne kadar uyum gösterdiği'dir. Karma model EBLUP tahmin edicisi 2.7'de verilmektedir.  $\hat{\psi}_i$  örneklem varyansının,  $\hat{\sigma}_v^2$  ise model varyansının ve  $\hat{\gamma}_i$  ise daraltıcı faktörünün tahmin değerlerini göstermek üzere  $\hat{\psi}_i < \hat{\sigma}_v^2$  olması durumunda  $\hat{\gamma}_i$  1'e doğru yaklaşmaktadır. Bu durum doğrudan tahminlere daha fazla ağırlık, tersi durumda ise dışsal veri bazlı sentetik tahminlere daha fazla ağırlık verildiği ve  $\hat{\gamma}_i$ 'nin 0'a yaklaştığı şeklinde yorumlanır (Verma ve Betti 2005).



## 2.7 Örneklem Hatasının Tahmini

Karmaşık tasarımlı örneklem için örneklem varyansı tahmin edilirken Taylor Doğrusallaştırma Yöntemi, Genelleştirilmiş Varyans Fonsiyonu (GVF), Bootstrap, Jackknife (JRR) veya Dengeli (BRR) yinelemeli teknikler kullanılmaktadır. Araştırmanın örneklem tasarımları genelde büyük alanlarda tahmin vermek üzere oluşturulduğu için varyans tahmininde bu tür yinelemeli tekniklerin kullanılması küçük alanlar için güvenilir sonuçlar üretmemektedir. HBA için doğrudan tahminlere ilişkin örnekleme hatasının  $sh_{doğrudan}$  tahmininde, basit rasgele örnekleme göre il bazında standart hata  $sh_{btö-il}$ , örneklem ağırlıklarının etkisi  $kishfaktör_{il}$  ve İBBS1'e ait tasarım faktörü ise  $Deft_{IBBS1}$  göstermek üzere  $sh_{doğrudan}$ 'nın tahmininde,

$$sh_{doğrudan} = sh_{btö-il} * kishfaktör_{il} * Deft_{IBBS1} \quad (2.26)$$

örneklem tasarım ve ağırlıklandırma süreçlerini de göz önünde bulunduran (2.26)'daki eşitlik kullanılmaktadır (Verma ve Betti 2006). Eşitlik (2.26)'da yer alan ifadeler aşağıdaki alt başlıklarda açıklanacaktır.

### 2.7.1 Basit rasgele örnekleme göre standart hatanın hesaplanması

Basit rasgele örneklemede standart hata ( $sh$ ); standart sapmadan ( $sd$ )  $sh = sd / \sqrt{n}$  olarak bulunur.  $h$  il indisini,  $p_h$  istenilen karakteristiğe ilişkin oran tahminini,  $q_h = 1 - p_h$  ve  $n_h$   $h$ . il için örneklem büyüklüğünü göstermek üzere oran türündeki bir değişken için il bazındaki basit rasgele örnekleme ait standart hata

$$sh_{btö-il} = \sqrt{\frac{p_h * q_h}{n_h}} \quad (2.27)$$

olarak hesaplanmaktadır.

$j$  örneklem birimi indisini,  $w_j$   $j$ . birime ait örneklem ağırlığını,  $d$  araştırmanın dönemlerini ve  $y_j$   $j$ . birime ait ilgilenilen karakteristiğin gözlem değerini,  $v$  gelir ve

harcama gibi ilgilenilen sürekli deęişkeni ve  $c$  ülke ya da bölge indisini göstermek üzere basit rasgele örnelemeye ait standart hata hesaplanırken sırasıyla standart sapma deęeri

$$sd_{c,v,d} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n_h} w_j (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{j=1} w_j}} \quad (2.28)$$

öncelikli olarak ölçü biriminden ve enflasyondan etkilenmeyen dönemler üzerinde deęişim katsayıları ( $cv$ ) deęerleri

$$cv_{c,v,d} = sd_{c,v,d} / \bar{y} \quad (2.29)$$

biçiminde elde edilmektedir. Daha sonra araştırma tasarımındaki  $T$  dönem sayıları üzerinden ortalama alınarak oluşturulan  $cv$  deęerleri

$$cv_{c,d} = \frac{1}{T} \sum_{d=1}^T cv_{c,v,d} \quad (2.30)$$

biçimindedir. Eşitlik (2.30)'daki  $cv$  deęerleri üzerinden oluşturulan standart sapmaların ortalaması

$$sd_{c,v} = \frac{cv_{c,v}}{T} \sum_{d=1}^T \bar{y}_{c,v,d} \quad (2.31)$$

olarak alınmaktadır. Nihai olarak gelir ve harcama gibi ilgilenilen sürekli deęişkenlere ait il bazında basit rasgele örnelemeye ait standart hata deęerleri ise

$$sh_{btö-il} = \frac{sd_{c,v}}{\sqrt{n_h}} \quad (2.32)$$

olarak hesaplanmaktadır (Anonymous 2003).

## 2.7.2 Örneklem ağırlıklarının etkisi (Kish faktörü)

Örneklem oranlarındaki farklılaşmalar ve örneklem ağırlıklarındaki deęişimler Kish faktörü aracılığıyla belirlenmektedir. Literatürde kullanılan en genel Kish faktörü ise

$$kishfaktör_{il} = \sqrt{n_h \frac{\sum (w_j^2)}{(\sum w_j)^2}} \quad (2.33)$$

olarak bulunmaktadır.

### 2.7.3 Tasarım faktörü

Tasarım etkisi, ilgilenilen araştırmanın örneklem varyansının, basit rasgele örneklemin varyansından ne kadar farklılaştığını gösteren bir değerdir. Tasarım etkisi ( $Deff$ ), karmaşık tasarıma göre hesaplanan örneklem varyansının basit tesadüfi örneklemin varyansına oranıdır. Tasarım etkisinin pozitif karekökü tasarım faktörü ( $Deft$ ) olarak tanımlanmaktadır. Eşitlik (2.34)'te yer alan tasarım etkisi formülündeki varyans hesaplamaları için yinelemeli tekniklerden olan JRR yönteminden faydalanılmaktadır. Araştırmanın örneklem tasarımları büyük alanlarda tahmin vermek üzere oluşturulduğundan  $sh_{doğrudan}$ 'nın hesaplanmasında il bazında tasarım faktörü ( $Deft_{il}$ )'nin ele alınması örneklem hacminin yetersizliğinden dolayı güvenilir sonuçlar üretmemektedir. Aynı İBBS1 düzeyindeki illerin tasarım faktörlerinin birbirine benzer olduğu varsayımı altında, İBBS1 düzeyinde tasarım faktörü ( $Deft_{IBBS1}$ ),  $Deft_{il}$ 'e göre daha az değişken olduğundan  $Deft_{il}$  değerleri yerine  $i$ . ilin ait olduğu İBBS1 bölgesindeki  $Deft_{IBBS1}$  değerleri alınmaktadır. Eşitlik (2.34)'teki standart hata hesaplamalarında JRR yönteminden faydalanılmaktadır. Araştırmanın mevcut örneklem tasarımına göre seçilerek JRR yöntemiyle hesaplanan İBBS1'deki standart hatanın ( $sh_{IBBS1,jrr}$ ) İBBS1'deki kümelerin rasgele olarak seçilerek JRR yöntemiyle hesaplanan standart hataya  $sh_{IBBS1,rand\_jrr}$ ) oranlanmasıyla bulunan tasarım faktörü ( $Deft_{IBBS1}$ )

$$Deft_{ibbs1} = \frac{sh_{IBBS1,tasarım}}{sh_{IBBS1,biö}} = \frac{sh_{IBBS1,jrr}}{sh_{IBBS1,rand\_jrr}} \quad (2.34)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. İBBS1'deki oran biçimindeki değişken ( $p_{IBBS1}$ ) için  $sh_{IBBS1,biö}$  tahmini

$$sh_{IBBS1,br\ddot{o}} = \sqrt{\frac{P_{IBBS1} * q_{IBBS1}}{n_{IBBS1}}} \quad (2.35)$$

olarak hesaplanmaktadır.  $y1\_log$  ve  $y2\_log$  gibi sürekli deęişkenler için ise 2.34'teki payda kısmı rasgeleliğe baęlı olduğundan sabit deęerler elde edebilmek için simülasyon yapılarak

$$Defl_{IBBS1} = \frac{sh_{IBBS1,jrr}}{sh_{IBBS1,rand\_jrr}} \quad (2.36)$$

hesaplanmaktadır.

## 2.8 EBLUP'da Oran Yaklaşımı

EBLUP tahmin yönteminde oran yaklaşımı ile kurumsal ve tarihsel faktörlerin etkileri azaltılarak tahmin edicilerin gücünün artırılması amaçlanmaktadır. Bu yaklaşımda modelleme, hiyerarşik olarak yapılmaktadır. Modelleme yapılırken açıklanan deęişken ve açıklayıcı deęişkenler oransal olarak modele alınmaktadır.  $(0, i, j, k)$  sırasıyla ulusal düzey, İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflaması (İBBS) düzeyleri için İBBS1, İBBS2 ve İBBS3 için indisleri ve  $Y$  açıklanan deęişkeni göstermek üzere İBBS1'deki deęerin ulusal düzeydeki deęere oranı  $R_i = Y_i / Y_0$ , İBBS2'deki deęerin İBBS1'deki deęere oranı  $R_{ij} = Y_{ij} / Y_i$  biçiminde ele alınmaktadır. Tahmin edilmek istenen açıklanan deęişkenin İBBS3 düzeyinde olması istenildiğinde ise  $R_{ijk} = Y_{ijk} / Y_{ij}$  şeklinde alınmaktadır.

$W_i$ 'ler,  $\sum_i W_i = 1$  koşulunu saęlayan bölgeler için uygun kitle aęırlıklarını göstermek üzere  $\sum_i W_i R_i = 1$  ve  $\sum_j W_{ij} R_j = 1$  koşulları saęlandığında,  $R$  tahminleri düzeyler arası tutarlıdır. Bu oranlama kitlenin alt alanları için uygulanabildięi gibi alt kitle grupları için de ele alınabilmektedir. Örneęin, geneldeki yoksulluk oranının  $Y = (Y_0, Y_i, Y_{ij})$  içindeki çocuk yoksulluk oranı  $Z = (Z_0, Z_i, Z_{ij})$  şeklinde ifade edilerek tahmin yapıldığında İBBS1'deki yoksulluk oranı içindeki çocuk yoksulluk oranının nasıl deęiştiiğini gösteren  $r_i$  deęeri

$$r_i = \frac{(Z_i / Z_0)}{(Y_i / Y_0)} = \frac{(Z_i / Y_i)}{(Z_0 / Y_0)} \quad (2.37)$$

olarak alınmaktadır. Aynı şekilde, İBBS2'deki genel yoksulluk oranı içindeki İBBS2'deki çocuk yoksulluk oranı ise

$$r_{ij} = \frac{(Z_{ij} / Z_i)}{(Y_{ij} / Y_i)} = \frac{(Z_{ij} / Y_{ij})}{(Z_i / Y_i)} \quad (2.38)$$

şeklinde alınmaktadır (Anonymous, 2003).

Özetle İBBS3, İBBS2 düzeyinde  $e_3$  ve  $e_2$  sırasıyla ilgili istatistiğe ilişkin doğrudan tahminleri,  $n_3$  ve  $n_2$  de örneklem büyüklüklerini gösterebilir. EBLUP'da oran yaklaşımı uygulamasının yapılırken; tahmin üretilmek istenen İBBS3 düzeyindeki doğrudan tahmin örneğinin  $e_3$  ile gösterilsin. Bu yaklaşımda  $e_3$  yerine  $r = e_3 / e_2$  oranı alınmaktadır ve bu orana ait doğrudan tahminin standart hata değeri ise 2.26'da verilen  $sh_{doğrudan}$  eşitliğine

$$r_f = \left( \frac{V(r)}{V(e_3)} \right)^{1/2} = \left( \frac{1}{e_3} \right) \left( \frac{n_2 - n_3}{n_2} \right)^{1/2} \quad (2.39)$$

şeklinde tanımlanan değerin çarpan olarak eklenmesiyle bulunmaktadır.

## 2.9 Karma Modeller için Bayesci Sonuç Çıkarım

Bayesci yaklaşımda sonuç çıkarım yapılırken, tahmin edilmek istenen kitle parametrelerinin olasılık dağılımlarından faydalanılmaktadır. Bu yaklaşımda, öncelikli olarak bilinmeyen kitle parametresine ilişkin bir önsel (prior) bilgi dikkate alınmakta ve bu önsel bilginin olasılık dağılımı örneklemeden gelen veri ile güncellenerek, parametre tahmin edicisinin sonsal olasılık dağılımı (posterior) elde edilmektedir. Parametre ile ilgili tüm sonuç çıkarım işlemleri bu sonsal dağılıma dayanarak yapılmaktadır. Bayesci sonuç çıkarımında,  $y$  gözlem değerleri verildiğinde,  $\theta$ 'nın koşullu dağılımının, sonsal dağılımın beklenen değeri  $E(\theta|y)$ 'nin örnekten elde edilen değeri karesel kayıp altında Bayes tahmin edicisidir. Bayes tahmin edicisinin doğruluk ölçüsü  $V(\theta|y)$  ile

gösterilmektedir. Karar teorisi açısından değerlendirildiğinde parametrenin gözlemlerden elde edilen tahmini  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(y)$ , sonsal olasılık dağılımı  $P(\theta|y)$  ve kayıp fonksiyonu  $L(\hat{\theta}, \theta)$  ile gösterilmek üzere, kayıp fonksiyonunun beklenen değeri olan optimum tahmin

$$E[L(\hat{\theta}, \theta)] = \int_{-\infty}^{\infty} L(\hat{\theta}, \theta)P(\theta|y)d\theta \quad (2.40)$$

olarak tanımlanmaktadır. Bayesci sonuç çıkarımında küçük alan tahmini yapılırken;  $g$  dönüşüm fonksiyonu  $\theta_i = g(\bar{Y}_i)$  kestirilmek istenen parametre ve  $\hat{\theta}_i = g(\hat{Y}_i)$  olmak üzere Fay Herriot modelinde

Örneklem modeli:  $\hat{\theta}_i | \theta_i \overset{bad}{\sim} N(\theta_i, \psi_i) \quad i = 1, 2, \dots, m;$

Bağlantı modeli:  $\theta_i \overset{bad}{\sim} N(x_i' \beta, \sigma_v^2), \quad i = 1, 2, \dots, m$

olarak tanımlanmaktadır. Bu model Bayesci yaklaşımla değerlendirildiğinde, örneklem modeli sonsal, bağlantı modeli önsel dağılım olarak alınmaktadır.

Bayesci sonuç çıkarımında kullanılan EB ve HB yöntemleri arasındaki temel fark şudur: EB hiper parametreleri geleneksel yöntemler kullanarak tahmin ederken, HB yöntemi hiper parametreler üzerinde önsel dağılımlardan faydalanmaktadır. EB yöntemi ile EBLUP tahmin yöntemi birbiriyle aynı sonuçları üretmektedir. HB yönteminde ilgilenilen küçük alanlarda örneklem varyans kovaryans matrisi ( $R$ ), bilindiği ya da tahminlerinin elde edilebildiği varsayımına dayalıdır. EB gözlemlerin marjinal dağılımlarına dayanan  $\beta$  ve  $G$  parametreleri için REML yöntemini kullanarak tahmin ederken, HB  $\beta$  ve  $G$  için önsel dağılımlar tanımlanabilmesine olanak sağlamaktadır (So Haa 2013).

### 2.9.1 Gözlemsel Bayes tahmin edicisi (EB)

$\theta_i$  'nin optimal tahmin edicisi  $\gamma_i = \frac{\hat{\sigma}_v^2}{\hat{\sigma}_v^2 + \hat{\psi}_i}$  olarak tanımlanmak üzere  $\hat{\theta}_i$ ,  $\beta$  ve  $\sigma_v^2$

verildiğinde  $\theta_i$  'nin koşullu beklenen değeri  $E(\theta_i | \hat{\theta}_i, \beta, \sigma_v^2) = \hat{\theta}_i^B = \gamma_i \hat{\theta}_i + (1 - \gamma_i) x_i' \beta$

Bayes (B) kestiricisidir. Bu sonuç  $\hat{\theta}_i$ ,  $\beta$  ve  $\sigma_v^2$  verildiğinde  $\theta_i$  'nin sonsal dağılımı

(posterior)  $\theta_i | \hat{\theta}_i, \beta, \sigma_v^2 \sim N(\hat{\theta}_i^B, g_{\theta_i}(\sigma_v^2))$  'dan gelmektedir. Bayes kestiricisi  $\hat{\theta}_i^B$  modelde

verilen  $\beta$  ve  $\sigma_v^2$  parametrelerine bağlıdır ve bu parametreler  $\hat{\theta}_i \sim N(x_i' \beta, \sigma_v^2 + \psi_i)$

marjinal dağılımından ML ve REML yöntemleri kullanılarak tahmin edilmektedir. ML

ve REML ile elde edilen  $\hat{\beta}$  ve  $\hat{\sigma}_v^2$  değerleri  $\hat{\theta}_i^B$  'de yerine konulduğunda

$$\hat{\theta}_i^{EB} = \hat{\theta}_i^B(\hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2) = E(\theta_i | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2) = \hat{\gamma}_i \hat{\theta}_i + (1 - \hat{\gamma}_i) x_i' \hat{\beta} \quad (2.41)$$

olarak Gözlemsel Bayes (EB) kestiricisi elde edilir. EB kestiricisi (2.7)'de verilen

EBLUP kestiricisine eşdeğerdir.  $\hat{\theta}_i^{EB}$ ,  $\theta_i$  'nin tahmin edilen  $f(\theta_i | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2)$  sonsal

yoğunluk fonksiyonundan bulunan ortalama olup, dağılımı  $N(\hat{\theta}_i^{EB}, \hat{\gamma}_i \psi_i)$  dağılımına

yakınsar.

EB tahmini yapılırken, blok diagonal varyans yapısındaki lineer karma model

$\hat{\theta}_i | v_i \sim N(X_i \beta + Z_i v_i, R)$  ve rasgele etki  $v_i \sim N(0, G)$   $i = 1, 2, \dots, m$  dağılımları ile ifade

edilmektedir. Varyans kovaryans matrisi  $V = R + ZGZ'$  olmak üzere,  $\hat{\theta}_i$ ,  $\hat{\beta}$  ve  $\hat{\sigma}_v^2$

verildiğinde,  $v_i$  için EB tahmin edicisi  $\hat{v}_i^{EB} = E(v_i | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2) = GZ'V^{-1}(\hat{\theta}_i - X_i \hat{\beta})$  olarak

elde edilir.  $1_i$  değerleri 1 olan sütun vektörünü göstermek üzere  $\theta_i = 1_i' \beta + b_i' v_i$  eşitliğin

$\hat{\theta}_i^{EB}$  tahmin edicisi

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i^{EB} &= \hat{\theta}_i^{EB}(\hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2) = E(\theta_i | \hat{\theta}_i, \hat{\beta}, \hat{\sigma}_v^2) \\ &= x_i' \hat{\beta} + b_i' \hat{v}_i^{EB} = x_i' \hat{\beta} + b_i' GZ'V^{-1}(\hat{\theta}_i - X_i \hat{\beta}) \end{aligned} \quad (2.42)$$

olarak verilmektedir (Rao 2003).

## 2.9.2 Hiyerarşik Bayes tahmin edicisi (HB)

HB yaklaşımında öncelikli olarak ilgilenilen parametrelerin bir olasılık dağılımına sahip olduğu varsayımı altında bu parametrelere önsel dağılım atanmakta ve önsel dağılımın parametreleri hiperparametre olarak adlandırılmaktadır. Bu hiperparametrelere tekrardan dağılım atanmaktadır. Örneğin,  $y$  gözlemlerinin  $\theta$  parametrelili  $P(y|\theta)$  olasılık dağılımına,  $\theta$  parametresinin de  $P(\theta|\phi)$  olasılık dağılımına sahip olduğu varsayımıyla  $\phi$  üzerinde  $\phi \sim P(\phi)$  önsel dağılımı tanımlanmaktadır. Düzgün dağılımların atanması momentlerin ve tüm sonsal dağılımların analitik olarak elde edilmesini sağlamaktadır. HB tahmin yönteminde hiperparametreler üzerinde bilgi içermeyen (vague) önsel dağılımlar tanımlanmaktadır. Hiperparametreler için düzgün önsel dağılımlar atanması momentlerin, tüm sonsal dağılımların elde edilmesini ve sonsal dağılımların da düzgün olmasını sağlamaktadır.

Küçük alan tahminlerinde HB yaklaşımının uygulaması eşitlik (2.5)'te verilen örneklem varyans kovaryans matrisi  $R$  'nin bilindiği ya da tahminlerinin elde edilebildiği varsayımına dayandırılmaktadır. EB yönteminde gözlemlerin marjinal dağılımlarına dayanan  $\beta$  ve  $G$  parametreleri için ML veya REML tahminleri kullanılırken HB tahminlerinde  $\beta$  ve  $G$  için önsel dağılımlar tanımlanmaktadır. Modelin gerçek ortalamalara uyumluluğunun bilinmemesinden dolayı regresyon parametreleri  $\beta$  ve model varyans ve kovaryans matrisi  $G$  'nin tahmin edilmesi gerekmektedir. Eşitlik (2.3)'te verilen alan bazlı modelin model parametreleri üzerinde  $(\beta, \sigma_v^2)$  önsel dağılımlar belirlenerek  $\beta$  için 'yaklaşık (proportional) olarak  $f(\beta) \propto 1$  olan düzgün dağılım alındığında HB modeli için adımlar

$$i) \hat{\theta}_i | \theta_i, \beta, \sigma_v^2 \sim N(\theta_i, \hat{\psi}_i) \quad i = 1, 2, \dots, m;$$

$$ii) \theta_i | \beta, \sigma_v^2 \sim N(x_i' \beta, \sigma_v^2), \quad i = 1, 2, \dots, m;$$

$$iii) f(\beta) \propto 1$$



şeklinde verilmektedir.  $\sigma_v^2$  'nin bilinmediği durumlarda  $\sigma_v^2$  'nin önsel dağılımı  $f(\sigma_v^2)$  olmak üzere yukarı koşullarda (iii) yerine

$$\text{iii')} f(\beta, \sigma_v^2) = f(\beta)f(\sigma_v^2) \propto f(\sigma_v^2)$$

kullanılır.  $\sigma_v^2$  'nin sonsal dağılımı  $f(\sigma_v^2 | \hat{\theta})$  na bağlı olarak (i), (ii), (iii') koşulları altında sonsal dağılımın beklenen değeri  $E_{\sigma_v^2}$  gösterilmek üzere  $\theta_i$  'nin HB tahmin edicisi

$$\hat{\theta}_i^{HB} = E(\theta_i | \hat{\theta}) = E_{\sigma_v^2} \left[ \left( \tilde{\theta}_i^{HB}(\sigma_v^2) \right) \right] \quad (2.43)$$

ve  $\theta_i$  'nin sonsal varyansı

$$V(\theta_i | \hat{\theta}) = E_{\sigma_v^2} \left[ \left( M_{ii}(\sigma_v^2) \right) \right] + V_{\sigma_v^2} \left[ \left( \tilde{\theta}_i^{HB}(\sigma_v^2) \right) \right] \quad (2.44)$$

ile gösterilmektedir (Rao 2003).

### 2.9.3 Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemleri

HB yönteminde model parametrelerine ait önsel bir dağılım bilgisinin olduğu varsayımı altında parametrelere ilişkin sonsal dağılım bulunmaktadır. İstatistiksel sonuç çıkarımlar sonsal dağılıma dayalı olarak yapılmakta ve karesel kayıp fonksiyonu kullanılarak model parametreleri sonsal dağılımın beklenen değeri ile tahmin edilmektedir. Ayrıca tahminin duyarlılığı ise sonsal dağılımın varyansı ile ölçülmektedir. Hiyerarşik Bayes yönteminde yaklaşımda karşılaşılan en büyük zorluk sonsal dağılımların beklenen değerlerinin elde edilmesinde çok katlı integrallerin kullanılmasıdır. Çok katlı integrallerin hesaplanması için numerik integrasyonların hesaplanmasındaki zorluktan dolayı Gelfand ve Smith (1990) tarafından MCMC yöntemlerinin kullanılması önerilmiştir. Gibbs örnekleme ve Metropolis-Hasting algoritması gibi MCMC simulasyon tekniklerinin geliştirilmesiyle Bayes yaklaşımında kullanılan koşullu dağılımların beklenen değerlerinin hesaplamasındaki zorlukların üstesinden gelinmiştir. MCMC yöntemlerinde, Markov Zincirleri kullanılarak ilgili dağılımdan örnekler çekilmekte ve daha sonra örneklerin ortalamaları alınmaktadır.

$\theta$  ilgilenilen parametre değeri ve  $\lambda$  ise hiper parametre değerlerini göstermek üzere  $\eta = (\theta, \lambda)$ 'nin sonsal dağılımını elde etmek için  $\eta$ 'nin koşullu dağılımı  $f(\eta|y)$  ve Markov zinciri ( $\eta^{(t)}$ ,  $t=0,1,2,\dots$ ) kullanılmaktadır. Bu yöntem için  $\eta^{(t)}$ 'nin dağılımı durağan bir dağılım olup  $f(\eta|y)$  sonsal dağılımına denk olan  $\pi(\eta)$  dağılımına yakınsayana kadar değer alır. Başlangıç değeri olarak  $\eta^{(0)}$  değeri alınır ve başlangıçtaki Markov zincirinin belirli sayıdaki örnekleri olan "burn in" değerleri atılır. İlk  $d$  örnekleme atıldıktan sonra bulunan  $(\eta^{d+1}, \dots, \eta^{d+T})$ ,  $f(\eta|y)$  hedef dağılımından bağımsız olarak seçilen örnekleri göstermekte olup örnekler arasındaki otokorelasyonları azaltmak için serideki her  $k$ . değeri alan bir inceltme yöntemi (thinning method) uygulanmaktadır. Markov zincirini oluşturmak için bir adımlı geçiş olasılığı  $P(\eta^{(t+1)}|\eta^{(t)})$  zincirin şu anki durumu olan  $\eta^{(t)}$ 'ye bağlıdır. Geçiş çekirdeği (kernel) için durağanlık koşulu ise

$$\int \pi(\eta^{(t)})P(\eta^{(t+1)}|\eta^{(t)})d\eta^{(t)} = \pi(\eta^{(t+1)}) \quad (2.45)$$

olup,  $\eta^{(t)}$  ve  $\eta^{(t+1)}$  değerleri sonsal dağılım  $\pi(\cdot)$ 'den gelmektedir. Zincir kuralının tersi alınabilir olduğunda durağanlık koşulu

$$\pi(\eta^{(t)})P(\eta^{(t+1)}|\eta^{(t)}) = \pi(\eta^{(t+1)})P(\eta^{(t)}|\eta^{(t+1)}) \quad (2.46)$$

olduğunda sağlanmaktadır. MCMC yönteminde;  $(\eta^{d+1}, \dots, \eta^{d+T})$  örnekleminin ortalaması ve varyansı sırasıyla sonsal dağılımın ortalaması  $E(\eta|y)$  ve varyansının  $V(\eta|y)$  tahmininde kullanılmaktadır (Rao 2003).

#### 2.9.4 Gibbs örnekleme

Markov Zincirlerini oluşturmak için birçok yol olmakla beraber Gibbs örnekleme algoritması da dahil bu yöntemlerin hepsi Metropolis-Hasting (MH) algoritmasının özel halleridir. Gibbs örnekleme, Markov Zincirleri kullanılarak  $f(\eta_1|\eta_2, \dots, \eta_r, y)$ ,  $f(\eta_2|\eta_1, \eta_3, \dots, \eta_r, y)$ , ...,  $f(\eta_r|\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{r-1}, y)$  koşullu dağılımlarından rasgele sayılar

üretmek için seçilen örneklerin  $f(\eta|y) = \pi(\eta)$  koşulunu sağlayan durağan bir dağılım elde edilinceye kadar yenilenme (replication) sürecidir (Rao 2003).

*i.* küçük alana ait ortalama parametresi  $\theta_i$  'lerin sonsal dağılımlarının bulunmasında koşullu dağılımları dikkate alan Gibbs örnekleme;  $U$  ve  $V$  gibi iki rasgele değişken olmak üzere marjinal, ortak ve koşullu dağılımları sırasıyla  $[U]$ ,  $[U, V]$  ve  $[U|V]$  tanımlanmış olsun. Gibbs örnekleme,  $p$  rasgele değişken sayısı olmak üzere  $[U_1, U_2, \dots, U_p]$ ; ortak yoğunluk dağılımının koşullu dağılımlardan çıkarıldığı varsayılmaktadır.  $[U_r]$  marjinal ve  $[U_r | U_1, \dots, U_{r-1}, U_{r+1}, \dots, U_p]$   $r = 1, 2, \dots, p$  koşullu dağılımları göstermektedir.  $[U_1^{(0)}, \dots, U_p^{(0)}]$  rasgele değişkenin başlangıç değerlerini göstermek üzere ve bu başlangıç değerleri kullanılarak  $U_1^{(1)} \sim [U_1 | U_2^{(0)}, \dots, U_p^{(0)}]$ ,  $U_2^{(1)} \sim [U_2 | U_1^{(1)}, U_3^{(0)}, \dots, U_p^{(0)}]$ , ...,  $U_p^{(1)} \sim [U_p | U_1^{(1)}, \dots, U_{p-1}^{(1)}]$  rasgele sayılar üretilir. Bu şekilde bir yinelenme (replikasyon) ile  $p$  rasgele değişken üretilmiş olmaktadır.  $l$  yinelenme sayısı  $\infty$  'a yaklaştıkça belirli uygun koşullar altında  $[U_1^{(l)}, U_2^{(l)}, \dots, U_p^{(l)}]$  'nin dağılımı  $[U_1, U_2, \dots, U_p]$  dağılımına yakınsar (Arora 1994).

## 2.10 Model Seçimi Kriterleri

### 2.10.1 Koşullu Akaike bilgi kriteri (cAIC)

EBLUP yöntemi için küçük alan modellerine en iyi uygunluk gösteren model seçim ölçütü olarak Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ve Koşullu Akaike Bilgi Kriteri (cAIC) dikkate alınmaktadır.  $y$  veri setini,  $v$  rasgele etki vektörünü,  $\beta$  sabit etki vektörünü ve  $p(y|\beta, v)$  koşullu olabilirlik fonksiyonunu göstermektedir. En Çok Olabilirlik (ML) veya Kısıtlanmış En Çok Olabilirlik (REML) yöntemleri kullanılarak  $\hat{\beta}$  ve  $\hat{v}$  için varyans bileşenleri tahmin edilmektedir. Modele uyan kestirim değerleri  $\hat{y} = Hy$  ve  $p_{eff}$

serbestlik derecesinin etkinlik sayısı ise  $H$  matrisinin izi (trace) ne karşılık gelmektedir. Lineer karma modellerde  $cAIC$  kriteri

$$cAIC = -2 \log p(y|\beta, v) + 2p_{eff} \quad (2.47)$$

ile tanımlanır. Alan bazlı modellerde ise  $cAIC$  kriteri açıklayıcı değişken olarak  $\hat{\theta}$  alındığında log koşullu olabilirlik fonksiyonu

$$\log p(\hat{\theta} | \hat{\beta}, \hat{v}) = -\frac{m}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \log(\hat{\sigma}_v^2 + \psi_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \frac{(\hat{\theta}_i - \hat{\beta}'x_i)^2}{\hat{\sigma}_v^2 + \psi_i} \quad (2.48)$$

olmak üzere  $-2 \log p(\hat{\theta} | \hat{\beta}, \hat{v}) + 2p_{eff}$  ile tanımlanmıştır (Vaida vd. 2005).

### 2.10.2 Sapma bilgi kriteri (DIC)

$\theta$  üzerinden maksimum olabilirliği hesaplamayı gerektiren AIC, MCMC simülasyonları için uygun değildir. Sapma Bilgi Kriteri (DIC), Akaike Bilgi Kriterinin (AIC) hiyerarşik modeller için genelleştirilmesi olarak hesaplanan fonksiyondur. MCMC simülasyonlarıyla elde edilen modellerin sonsal dağılımlarıyla ilgilenen Bayesci yaklaşımda model seçimlerinde kullanılmaktadır. Spiegelhalter vd. (2002) tarafından önerilen DIC ise normalden sapmaların sonsal dağılımlarını temel almaktadır.  $y$  veri seti,  $\theta$  modeldeki bilinmeyen parametre ve  $P(y|\theta)$  olabilirlik fonksiyonu olmak üzere sapmalar (normalden ayrılışlar)

$$D(\theta) = -2 \log p(y|\theta) \quad (2.49)$$

olarak tanımlanmaktadır. Beklenen değer  $\bar{D}$  ise modelin veriye ne kadar uyum gösterdiğinin ölçüsü ve  $\bar{\theta}$  sonsal dağılımların nokta tahminini göstermek üzere  $\bar{D} = E_{\theta}(D(\theta))$  ve  $p_D = \bar{D} - D(\bar{\theta})$  olarak verildiğinde DIC ölçütü

$$DIC = p_D + \bar{D} = p_D + p_D + D(\bar{\theta}) = D(\bar{\theta}) + 2p_D \quad (2.50)$$

olarak tanımlanmaktadır. Bayesyen model seçimlerinde MCMC kullanılarak üretilen örnekler için DIC kolaylıkla hesaplanmaktadır. DIC kriterini hesaplamak için  $\theta$  örnekleri üzerinden  $D(\theta)$  'ların ortalaması  $\bar{D}$  ve  $\theta$  örneklerinin ortalaması üzerinden  $D$  değeri  $D(\bar{\theta})$  hesaplanmaktadır (Soo Haa 2013).



### 3. VERİ SETİ VE TANIMLAR

#### 3.1 Veri Seti

TÜİK tarafından gerçekleştirilen Hanehalkı Bütçe Araştırması (HBA<sup>1</sup>) ile Türkiye sınırları içinde yaşayan hanehalklarının tüketim harcamaları, gelir düzeyleri, sosyo-ekonomik yapıları ve yoksulluğa ilişkin bilgiler derlenmektedir. Tüketim harcamalarının konusunu, belli bir dönem içinde hanehalklarının ihtiyaçlarını karşılamak amacıyla satın aldığı veya tükettiği mal ve hizmetler oluşturmaktadır. HBA tüketici fiyat endekslerinde kullanılacak maddelerin seçimi ve harcamaya dayalı yoksulluk sınırının belirlenmesi amacıyla gerçekleştirilmektedir. Farklı amaçlar doğrultusunda farklı yoksulluk sınırlarının geliştirilmesi, yoksulluğun daha iyi analiz edilmesi açısından önem arz etmektedir. Tüketim harcaması değişkeni esas alınarak yapılan yoksulluk çalışmasının veri kaynağı HBA iken gelir değişkeni esas alınarak yapılan yoksulluk çalışmasının veri kaynağı ise Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA)'dır. Bu çalışmada, HBA'daki hanehalkının kullanılabilir geliri ve harcama değişkenleri göz önünde bulundurularak yoksulluk sınırı belirlenmektedir (Anonim 2008).

#### 3.2 Yoksulluk

Yoksulluk genel olarak, insanların temel ihtiyaçlarını karşılayamama durumudur. Yoksulluk kavramı, kişinin açlıktan ölme ve/veya barınacak yeri olmama durumu olarak alınabileceği gibi kişinin gücünün gıda, giyim ve barınma gibi imkanları yaşamını devam ettirmeye yettiği halde yaşam standardı olarak yaşadığı toplumun genel düzeyinin gerisinde kalma durumu olarak da değerlendirilebilir. Dünya Bankası tarafından yoksulluk asgari yaşam standardına erişememe durumu diğer bir ifade ile maddi nitelikteki yetersizlikler sebebiyle kaynaklara ve üretim faktörlerine erişememe ve asgari bir yaşam düzeyini sürdürecekten gelirinden yoksun olma hali olarak tanımlanmaktadır (Anonymous 1990).

---

<sup>1</sup>İlgili veri seti TÜİK ile yazar arasında yapılan protokol gereği alınmış olup yazarın bu çalışmada elde ettiği bulgular ve değerlendirmeler yazarın kişisel görüşleri olup hiçbir şekilde TÜİK'i bağlamaz.

Yoksulluk sınırları oluşturulurken, her ilave hanehalkı üyesinin aileye getirdiği ek harcama ve gelirin öncekiler kadar olmadığı ve yaş-cinsiyet farklılıkları nedeniyle hanedeki fertlerin tüketimlerinin birbirinden farklı olduğu varsayımları altında "eşdeğerlik ölçeği" kullanılmaktadır. Eşdeğerlik ölçeği, her bir hanehalkı büyüklüğünün kaç yetişkine (eşdeğer fert sayısına) denk olduğunu göstermekte ve hanelerin yetişkin-çocuk bileşimlerindeki farklılıklara bağlı olarak oluşturulmaktadır. Böylelikle farklı büyüklük ve bileşimlerdeki (yetişkin ve çocuk sayısı itibariyle) hanehalkları arasında eşit düzeyde karşılaştırmalar yapılması mümkün olmaktadır. Bu tez çalışmasında, eşdeğer tüketim harcaması ve/veya kullanılabilir geliri, hanehalkı toplam harcaması ve/veya kullanılabilir gelirin hane için hesaplanan eşdeğerlik ölçeğine bölünmesiyle hesaplanmaktadır. Eşdeğerlik ölçeği; hanehalkındaki referans kişi için "1", 14+ tüm fertler için "0.5" ve 14 yaşın altındaki tüm fertler için "0.3" katsayısı ile çarpılarak hane bazında toplanmasıyla elde edilmektedir (Anonymous 2003).

Yoksulluk oranı ise, eşdeğer fert başına tüketim harcamasının ve kullanılabilir gelirin, yoksulluk sınırının altında kalan hanehalklarının oluşturduğu nüfusun, toplam nüfus içindeki payı olarak alınmaktadır. Yoksulluğun mutlak yoksulluk, görelî yoksulluk, objektif yoksulluk, subjektif yoksulluk, insani yoksulluk ve kent yoksulu olmak üzere farklı tanımları bulunmakla beraber genel olarak yoksulluğu görelî ve mutlak olmak üzere iki türlü tanımlamak mümkündür.

### **3.2.1 Mutlak yoksulluk**

Mutlak yoksulluk, hane ya da bireylerin yaşamlarını fiziksel olarak sürdürebilmeleri için ihtiyaç duyulan asgari refah seviyesini yakalayamaması olarak tanımlanmaktadır. Mutlak yoksulluğu hesaplamak için bireylerin yaşamlarını sürdürebilmeleri için gerekli olan minimum tüketim ihtiyaçlarının belirlenmesi gerekmektedir. TÜİK tarafından mutlak yoksulluğu hesaplamada dayanıklı mallar için yapılan harcamalar dışında, farklı hanehalklarının bir yıl boyunca aylık gıda ve gıda dışı harcamalarına ilişkin bilgiler derlenmektedir. Mutlak yoksulluk için sınırlar oluşturulurken aşağıdaki tanımlar dikkate alınmaktadır.

**i. Açlık sınırı (gıda yoksulluk sınırı):** Gıda yoksulluğunun temelini teşkil eden gıda sepeti oluşturulurken, örnek hanhalkları önce gıda harcamasına göre sıralanarak, 3. ve 4. % 10'luk dilimdeki hanhalkları referans olarak alınmaktadır. Bu hanelerin gıda tüketiminde en önemli paya sahip ilk 80 madde seçilerek gıda sepeti oluşturulmaktadır. Gıda sepeti, bir ferдин günlük asgari 2 100 kalori almasını sağlayacak miktarları içermektedir. Bir kişinin yaşamını devam ettirebilmesi için alması gerekli temel gıda maddelerinden oluşan sepetin maliyeti "açlık sınırı" olarak tanımlanmaktadır. Eşdeğer fert başına tüketim harcaması, gıda yoksulluk sınırının (açlık sınırının) altında kalan hanhalkları çok yoksul olarak nitelendirilmektedir.

**ii. Yoksulluk (gıda+gıda dışı) sınırı:** Gıda yoksulluk sınırına, gıda dışı mal ve hizmet payının eklenmesiyle oluşturulmaktadır. Bu payın belirlenmesi için araştırma verilerine göre toplam tüketimleri gıda yoksulluk sınırının hemen üstünde olan haneler referans grup olarak alınmaktadır. Bu hanelerin toplam harcamaları içindeki ortalama gıda dışı harcama payı hesaplanmakta, açlık sınırı bu pay oranında genişletilerek yoksulluk sınırı belirlenmektedir. Yoksulluk sınırı ise kişinin iyi beslenme yanında ihtiyaç duyduğu giyim, barınma, ulaşım gibi minimum yaşam düzeyini ya da temel yaşam gereksinimlerini karşılayabilmesi amacıyla gerekli olan tüm mal ve hizmetleri satın alırken ödemesi gereken para veya bir başka deyişle asgari düzeyde bir yaşam kalitesine sahip olabilmesi için yapması gereken minimum harcama miktarıdır. Eşdeğer fert başına tüketim harcaması, gıda ve gıda dışı bileşenlerden oluşan yoksulluk sınırından daha küçük değere sahip olan hanhalkları ise yoksul olarak sınıflandırılmaktadır.

### **3.2.2 Görelî yoksulluk**

Toplumun genel düzeyine göre belli bir sınırın altında gelir ve harcamaya sahip olan birey veya hanhalkı görelî yoksul olarak tanımlanır. Refah ölçüsü olarak tüketim veya gelir düzeyi amaca göre seçilebilir. Gelir düzeyi olarak alınan hanhalkı kullanılabilir net geliri; hanhalkındaki her bir ferдин elde ettiği kişisel yıllık kullanılabilir gelirlerin toplamı (maaş-ücret, yevmiye, müteşebbis geliri ile emekli maaşı, dul-yetim aylıkları ve yaşlılara yapılan ödemeler, karşılıksız burs vb. aynı veya nakdi gelirlerin toplamı) ile hane bazında elde edilen yıllık gelirlerin (gayrimenkul kira geliri, haneye yapılan karşılıksız



yardımlar, 15 yaşın altındaki fertlerin elde ettiği gelirler vb.) toplamından, gelir referans döneminde ödenen vergiler ve diğer hane veya kişilere yapılan düzenli transferler düşüldükten sonra elde edilmektedir.

Bu çalışmada, HBA için refah ölçüsü olarak hanehalklarına ait harcama ve kullanılabilir net gelir değişenleri esas alınarak göreceli yoksulluk hesaplanmaktadır. Toplumun genel düzeyine göre belirlenen sınırın (örneğin medyan değer 0.60'ının) altında gelir veya harcamaya sahip olan haneler göreceli anlamda yoksul olarak tanımlanmaktadır. Bu hesaplamada, hanehalkı bazında eşdeğer hanehalkı kullanılabilir geliri ve tüketim harcaması hesaplanır. Hesaplanan bu değerler hanedeki tüm fertlere kaydedilir, fert veri setinde kaydedilen eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelirlerin veya harcamanın medyan değeri bulunur. Avrupa Birliği'nin kullandığı yoksulluk sınırı kavramı dikkate alınarak, eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelir ve harcamasının medyan değerinin %60'ını alarak yoksulluk oranı hesaplanmaktadır. Yoksulluk oranı, eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelire ve tüketim harcamasına yoksulluk sınırının altında olanların toplam nüfus içindeki oranı olarak hesaplanır (Anonim 2008).

### **3.3 HBA'nın Örnekleme Tasarımı ve Ağırlıklandırma Süreci**

HBA'nın tahmin boyutu yıllıkta Türkiye toplam ve Türkiye kır-kent, üç yıllıkta ise İBBS1 toplam, İBBS1 kır-kent ve İBBS2 toplam bazında tahmin verecek şekilde belirlenmiştir. HBA belirlenen yıllık ve üç yıllık örneklem büyüklükleri yaklaşık olarak sırasıyla 13 248 ve 39 744 hane adresidir. HBA'nın örnekleme yöntemi iki aşamalı tabakalı küme örnekleme olup karmaşık örneklem tasarımına sahiptir. Birinci aşama örnekleme birimi olarak ortalama 100 hane adresinden oluşan kümeler sistematik olarak seçilmektedir. Nihai (ikinci) aşama örnekleme birimi olarak ise seçilen her kümeden, 18 hanehalkı adresi sistematik olarak seçilmektedir. Çizelge 3.1'de verilen HBA'nın örnek tasarımı yıl içinde 4 dönem ve her dönemde 2 alt örnek kullanılacak şekilde tasarlanmıştır. Aynı alt örnek numarasına sahip A ve B setleri aynı kümelere (92 kümeden) seçilen farklı hane adreslerinden oluşmaktadır.

Çizelge 3.1 HBA örnekleme rotasyon planı

Alt Örn Numarası.	2010				2011				2012			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
4	A											
5	A	B										
6		B	A									
7			A	B								
8				B	A							
9					A	B						
10						B	A					
11							A	B				
12								B	A			
13									A	B		
14										B	A	
15											A	B
16												B

HBA için tasarıma dayalı tahmin (ağırlıklandırma) süreci şu şekilde yapılmaktadır. İki aşamalı tabakalı küme örnekleme yöntemi kullanılan HBA’da tasarım ağırlıkları hesaplanırken  $b$  seçilecek küme sayısını,  $S_i$   $i$ . kümedeki adres sayısı toplamını,  $p_i$   $i$ . kümenin örnekte içerilme olasılığını (ilk aşama örnekleme birimlerinin seçim olasılığı),  $g_{i,j}$  seçilen  $i$ . kümedeki  $j$ . adresin örnekte içerilme olasılığını (2. aşama örnekleme biriminin seçim olasılığı) göstermek üzere

$$p_i = \frac{b * S_i}{\sum_{i=1}^N S_i} \text{ ve } g_{i,j} = \frac{18}{S_i} \quad (3.1)$$

olarak tanımlanmaktadır. Seçim olasılığının tersi olan tasarım ağırlığı ise

$$w_{ij} = \frac{1}{\pi_{ij}} = \frac{1}{p_i} \frac{1}{g_{i,j}} \quad (3.2)$$

olarak hesaplanmaktadır.

Örneğe seçilen birimlerden cevap alınmadığında, tasarım ağırlıkları üzerine cevapsızlık düzeltmesi yapılmaktadır. Tasarım tabakalarında cevapsızlığın etkisini azaltmak için cevapsızlık oranlarına bağlı olarak düzeltme katsayıları hesaplanmaktadır. Bu katsayı,

cevaplama oranıyla ters orantılıdır. HBA için cevapsızlık düzeltmesi  $s$ . grupta ve hane bazında yapılmaktadır.  $I_{ij}$ , 0 ve 1 değerleri alan gösterge değişkeni olmak üzere  $i$ . kümedeki  $j$ . adresin örnekte içerilme olasılığı  $P(I_{ij} = 1) = \pi_{ij}$  ile gösterilmektedir. Cevaplama oranı  $R_s = (\text{s. grupta cevaplı hane sayısı}) / (\text{s. grupta uygun hane sayısı})$  alınarak cevapsızlık düzeltmesi  $\delta_s = \frac{1}{R_s}$  olarak tanımlanmaktadır. Cevapsızlık düzeltmesi yapılmış ağırlıklar ise  $w_{ij} = \frac{1}{\delta_s \pi_{ij}}$  olarak tekrar düzenlenmektedir. Cevapsızlık düzeltmesinden sonra örneklem ağırlıklarının dağılımlarını güvenilir kitle dağılımlarına (kayıtlara bağlı olarak) uyarlamak amacıyla sonradan tabakalama yapılmaktadır. Bütünleştirici (integrative) kalibrasyon yöntemi ile ilgili nüfus projeksiyon değerleri dikkate alınarak ağırlıklar düzeltilmektedir. Bütünleştirici kalibrasyonda,  $k$  ilgilenilen grup indeksini,  $k$ . grupta yer alan  $i$ . kümedeki  $j$ . hanehalkındaki ferdin tasarım ağırlığını  $w_{ij}$ ,  $k$ . grupta yer alan fertlerin ağırlıklandırılmış oranını gösteren kukla (dummy) değişkeni  $D$  olup  $k$ . grupta yer alan fertler için “1” değerini, yer almayan bireyler için “0” değerini almaktadır.  $h$   $k$ . gruptaki  $i$ . kümedeki  $j$ . hane ve  $w_h$  ise ağırlık katsayısı olmak üzere  $D_h$  ilgilenilen  $h$  hanesinde  $D = 1$  değerini alan en az bir fert bulunuyorsa aynı hanede yer alan diğer fertlerin hepsi  $D_h = 1$  değerini almaktadır. Aynı şekilde eğer  $h$  hanesinde  $k$ . gruba ait herhangi bir fert bulunmuyorsa, yani  $D = 0$  ise  $D_h$  değeri 0 değerini almaktadır.  $p_k$   $k$ . grupta yer alan fertlerin ağırlıklandırılmış oranını, ve  $P_k$   $k$ . grupta yer alan fertlerin projekte nüfustaki oranını,  $a_k$  belirlenen grup içerisindeki  $D_h$  değerlerinin ağırlıklandırılmış oranını göstermek üzere;  $p_k = \frac{\sum D w_{ij}}{\sum w_{ij}}$  alınarak  $D_h$ ’ın aldığı değere bağlı olarak

$$w_h = \begin{cases} w_h^{(I)} = \frac{P_k}{p_k} * w_h^{(I)eski} & D_h = 1 \\ w_h^{(II)} = \frac{1 - a_k * \left(\frac{P_k}{p_k}\right)}{1 - a_k} * w_h^{(II)eski} & D_h = 0 \end{cases}$$

iki farklı şekilde hesaplanmaktadır. Bu yöntem, İBBS2 ve kır-kent ile yaş ve cinsiyet örnek dağılımını kitlenin nüfus dağılımına uyumlu hale getirirken aynı zamanda hane ve fert ağırlıklarını bütünleştirmektedir. Örnek dağılımını dışsal kaynak olarak kullanılan projekte nüfus dağılımına uyumlu hale getiren bütünleştirme işlemi her bir grup ayrıntısında % 0.001'den daha az fark olana kadar tekrarlı olarak devam ettirilmektedir.

Cevapsızlık düzeltilmesi ve kalibrasyon ağırlıklarının hesaplanmasından hemen sonra, ağırlıklarda meydana gelebilecek büyük oranda ayrılışların kontrol edilmesi ve uç değerlerin budanması işlemi ağırlıkların belli limitler arasında kalmasını sağlayacak şekilde düzenlenmektedir. Bu kontrolü sağlayabilmek için uygulanan ortak yaklaşım uç değerlerinin budanmasıdır. Budama yapıldıktan sonra kalibrasyon işlemleri tekrarlanmakta daha sonra yine budama işlemi yapıp süreç döngüsel olarak istenilen kısıtlara ulaşıncaya kadar devam ettirilmektedir. Burada,

$\bar{w}$  : Hanehalkının kalibre edilmiş ağırlıklarının ortalama değeri (Aynı zamanda hanehalkında yer alan bireylerin kalibre edilmiş ağırlıkları)

$L$  : Ağırlıkların düzeltilmesi için belirlenen üst sınır değeri (Araştırmalarda sınırların belirlenmesinde, bu değer 3 olarak alınmaktadır)

göstermek üzere budama işlemi

$$\frac{1}{L} \leq \frac{w_h}{\bar{w}} \leq L$$

şeklinde verilen kısıt sağlanana kadar devam ettirilir.

Ağırlıklandırmanın son aşamasında, projekte nüfusun örnekten gelen nüfus tahminine bölümünden elde edilen nihai katlama faktörü hesaplanmaktadır. İlgili tüm ağırlıklar nihai katlama faktörü ile çarpılarak nihai ağırlıklara ulaşılmaktadır.

$F$  : Nihai katlama faktörü

$P$  : Türkiye toplam projekte nüfus (Kurumsal hariç)

$w_{ij}$  :  $i$ . kümedeki  $j$ . ferde ilişkin seçim olasılıkları, cevapsızlık düzeltmesi, kalibrasyon ve budama işlemleri sonrası ulaşılan nihai ağırlık

olarak tanımlanmak üzere

$$F = \frac{P}{\sum w_{ij}}$$

olarak elde edilir (Anonim 2009).

## 4. ARAŞTIRMA BULGULARI

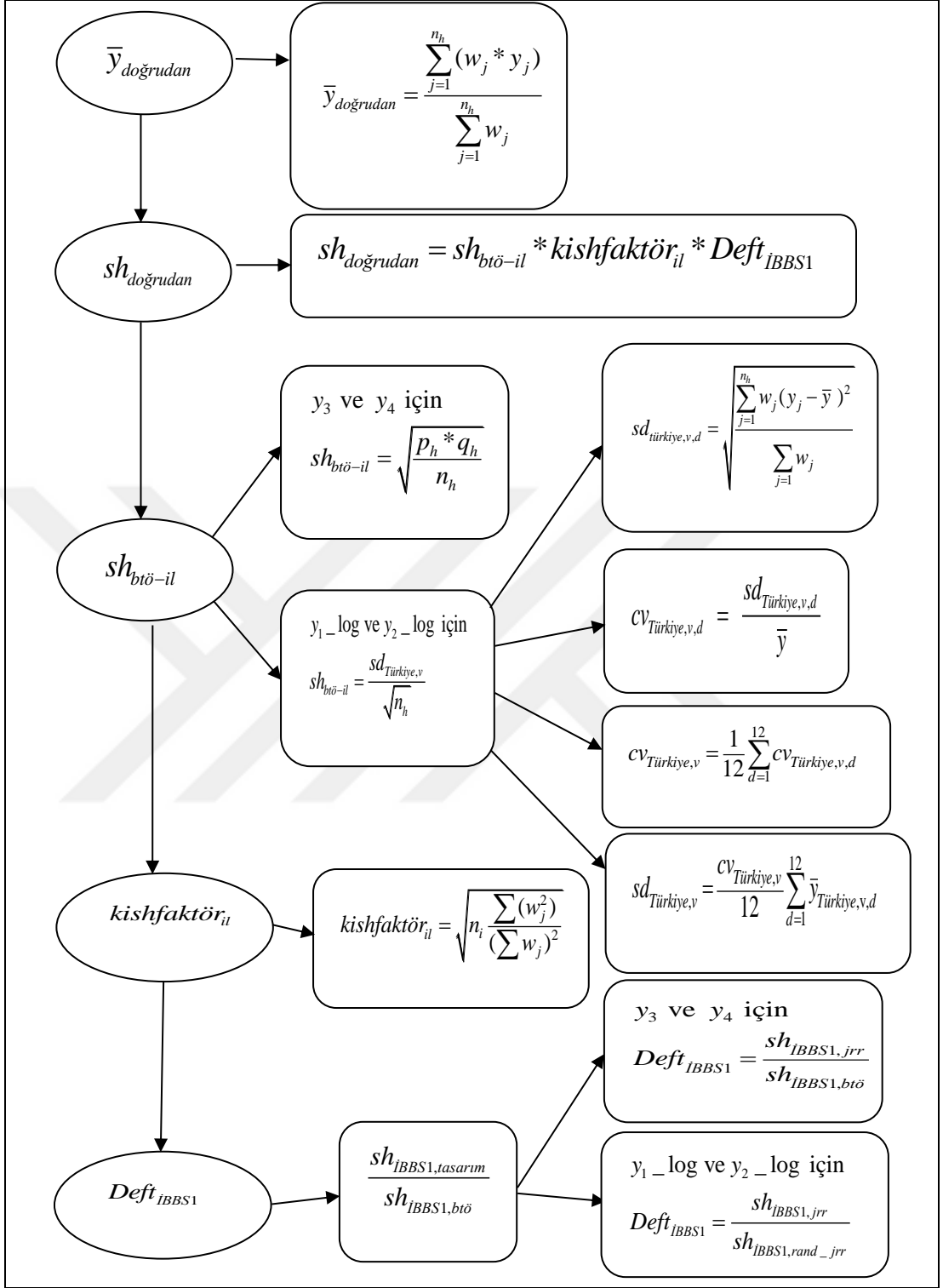
### 4.1 Uygulama Kapsamında HBA Veri Setinde Tanımlamalar ve Düzenlemeler

Bu çalışmada, HBA 2010-2012 hane ve fert bazındaki birleştirilmiş veri seti ve dışsal güvenilir veri kaynaklarından gelen yardımcı bilgi kullanılarak ortalama log yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir geliri ( $y1\_log$ ), ortalama log aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcaması ( $y2\_log$ ), eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelire göre göreceli yoksulluk ( $y3$ ) ve eşdeğer hanehalkı tüketim harcamasına göre göreceli yoksulluk ( $y4$ ) değişkenleri için il bazında tahmin yapılması amaçlanmaktadır.

Bu çalışmada 2010-2012 HBA'dan derlenen 29 987 hane verisi ve 111 670 fert verisi bulunmaktadır. İlk aşamada, il bazında tahmin üretilmek istenen değişkenlerin tanımları doğrultusunda ilgili HBA hane ve fert veri setinde gerekli düzenlemeler yapılmaktadır. Eşdeğerlik ölçeği hesaplanırken, fert veri setinde 14+ bir ferde 1, 14+ hanedeki diğer fertlere 0.5, 14 yaşından küçük diğer fertlere 0.3 değeri verilmektedir. Fert bazında veriye işlenen bu değerler hane bazında toplatılarak eşdeğerlik ölçütü elde edilmektedir. Hane veri setinde hanehalkı kullanılabilir geliri veya tüketim harcaması eşdeğerlik ölçütüne bölünmektedir. Göreceli yoksulluk sınırı bulunurken, fert veri setinde Türkiye genelinde medyan ortalama hanehalkı kullanılabilir gelir veya medyan tüketim harcaması değerinin 0.60'ı alınarak yoksulluk sınırı belirlenmektedir. Eşdeğer yıllık hanehalkı kullanılabilir geliri veya aylık tüketim harcaması bu yoksulluk sınırından küçük olan haneler 1 değerini yüksek olan haneler ise 0 değerini almaktadır. Bu tanıma göre bulunan yoksulluk sınırı değerleri kullanılarak gelire ve harcamaya göre göreceli yoksul oranları sınıflandırılmaktadır.

### 4.2 Örneklem Varyansının Hesaplanması

İkinci aşamada; örneklem ağırlıkları kullanılarak doğrudan tahminler ve bu tahminler için örneklem varyansı hesaplanmaktadır. Doğrudan tahmin değerleri ( $\bar{y}_{doğrudan}$ ) ile bu doğrudan tahminlere ilişkin örneklem hatasının tahmininde  $sh_{doğrudan}$ 'a ilişkin aşamalar sunulmaktadır (Şekil 4.1).



Şekil 4.1 Örneklem hatasının tahmininin aşamaları

Daha önce de belirtildiği üzere tasarım bazlı tahmin yöntemi küçük alanlarda yetersiz örneklem büyüklüklerinden dolayı güvenilir değildir ve büyük standart hatalara sahiptir.

$y1\_log$ ,  $y2\_log$ ,  $y3$  ve  $y4$  deęişkenleri için doğrudan tahmin deęerleri Bölüm 5'te şekillerde ve bu tahminlerin standart hatasına ilişkin tahmin deęerleri ise EK 2'deki çizelgelerde sunulmaktadır. Şekil 4.1'de verilen  $y1\_log$ ,  $y2\_log$  sürekli deęişkenler için  $Deft_{IBBS1}$ 'in tahmininde payda kısmı rasgeleliğe baęlı olduğundan sabit deęerlerin elde edebilmesi amacıyla (ortalama  $Deft_{IBBS1}$  deęerleri arasındaki fark %1'den küçük oluncaya kadar) simulasyon uygulaması yapılmaktadır ve fark deęerleri EK 1'deki şekillerde verilmektedir.

### 4.3 Modelde Yer Alacak Deęişkenlerin Seçimi

Sentetik tahminlerin elde edilmesi amacıyla alan bazında modeli açıklamakta anlamlı olan deęişkenlerin belirlenmesi gerekmektedir. Model belirleme sürecinde ilk aşamada il bazında  $y1\_log$ ,  $y2\_log$ ,  $y3$  ve  $y4$  deęişkenlerini açıklayıcı olduğu düşünölen tüm deęişken listesi EK 3'te sunulmuştur. İkinci aşamada  $y1\_log$ ,  $y2\_log$ ,  $y3$  ve  $y4$  deęişkenlerini açıklamakta anlamlı olduğu düşünölen sayım ve idari kayıt gibi dıřsal kaynaklardan gelen deęişkenler dikkate alınmaktadır. Bu doğrultuda, iktisadi ve istatistiki açıdan en yüksek kısmi korelasyona ve istatistiksel anlamlılıęa sahip deęişkenler üzerinde toplulaştırma ve oranlaştırma gibi gerekli düzenlemeler yapılarak belirlenen 11 açıklayıcı deęişken EK 4'te verilmektedir. Üçüncü aşamada ise R programı aracılıęıyla bu 11 açıklayıcı deęişken dikkate alınarak oluşturulacak tüm olası  $2^{11}$  tane model cAIC kriterine göre sıralanmıştır. Küçük cAIC deęerli modeller içinde de en küçük deęişim katsayısı ( $cv$ ) deęerini veren ilk 10 model EK 4'te verilmektedir. Belirlenen nihai modellerin katsayı tahminlerinin anlamlılıęı SAS programı aracılıęıyla test edilmiştir. Üçüncü aşamada belirlenen modelin belirlenme katsayısı,  $C_p$  deęerleri ve varyans ölçütleri EK 5'te verilen nihai deęişken listesi ve model seçim ölçütleri çizelgelerde verilmektedir. Sentetik tahmin modeline ait katsayı tahminleri de EK 5'teki çizelgelerde sunulmaktadır. Nihai deęişken listesi ve belirlenen modelin seçim ölçütleri açısından deęerlendirilmesi çizelge 4.1-4.2'de sunulmaktadır.



Çizelge 4.1 Nihai seçilen değişken listesi

Açıklayıcı Değişkenler	Açıklaması	y1_log	y2_log	y3	y4
x8	Yıllık Nüfus Artış Hızı (TÜİK)			X	
x9	Net Göç Hızı Binde (TÜİK)	X	X	X	X
x11	Kişi Başına Konut Satışları (TÜİK)		X	X	X
x13	Eğitim Yılı Ortalaması (TÜİK)		X		X
x14	Kişi Başı Girişim Sayısı Ortalaması (TÜİK)			X	
x16	Aktif Çalışan Oranı (SGK)	X	X	X	X
x23	Ortalama Hanehalkı Büyüklüğü	X	X	X	X
x28	Kişi Başına Vergi Matrahı	X			

Çizelge 4.2 Belirlenen modelin seçim ölçütleri

Model Seçimi	y1_log	y2_log	y3	y4
$R^2$	74.5	68.3	79.4	74.5
$R^2$ (düz)	73.2	66.1	77.7	72.7
Mallows Cp	5.0	6.0	7.0	6.0
S	0.15465	0.15018	0.08126	0.07591
CV_ort	0.4689	0.838122	15.6380	16.2086
p.eff	10.49266	21.92083	22.8094	23.8958
CAIC	-89.7128	-98.8752	-200.59	-201.263
DIC	-86.6996	-97.6726	-200.044	-200.794

#### 4.4 Model Varyansının Hesaplanması

Karma modeller için EBLUP tahmini, doğrudan tahminler ile sentetik tahminlerin varyanslarına bağlı olarak tanımlanan daraltıcı faktöre ( $\gamma_i$ ) bağlı olarak değişkenlik gösterir (0-1) arasında değer alan  $\gamma_i$ , alana özgü değişkenliğin (model varyansının) toplam varyans içindeki oranı olarak tanımlanmaktadır. Sentetik tahminin varyansı, model varyansı olarak alınmaktadır. Kullanılan model veri setine uygunluğu model varyansı  $\hat{\sigma}_v^2$  ile değerlendirilmektedir. Model varyansı  $\hat{\sigma}_v^2$ 'nin y1\_log, y2\_log, y3, y4

değişkenleri için REML tekniği ile elde edilen tahmin değerleri EK 2'deki çizelgelerde sunulmaktadır.

$\hat{\sigma}_v^2$  ve  $\hat{\psi}_i$  değerlerine bağlı olarak karma modellerde katsayı olarak görülen daraltıcı faktör değeri incelendiğinde doğrudan tahminin güvenilir sonuçlar üretmediği ve örneklem hacminin yetersiz olduğu illerde  $\hat{\sigma}_v^2 < \hat{\psi}_i$  göreceli olarak daha küçük olduğundan  $\hat{\gamma}_i$  0'a yaklaşmakta ve modelde sentetik tahmin edicisine daha fazla ağırlık verilmektedir. EK 6'da EBLUP tahmin yöntemi için hesaplanan Gamma ( $\hat{\gamma}_i$ ) katsayı değerleri sunulmaktadır. Örneklem hacminin doğrudan tahmin değerlerini üretmekte yeterli olduğu Ankara, İstanbul ve İzmir illerinde örneklem varyansı  $\hat{\psi}_i < \hat{\sigma}_v^2$  olmakta,  $\hat{\gamma}_i$  değeri 1'e yakın bulunmakta ve doğrudan tahmin ediciye daha fazla ağırlık verilmektedir. Ancak y1\_log değişkeni için  $\hat{\gamma}_i$  değerleri doğrudan tahmin üretmede anlamlı olan Ankara, İstanbul, İzmir için 1'e yakın beklenmesine rağmen bu illerde 0'a yakın olması durumu; HBA'nın ana konusunu hanelerin geliri değil de tüketim harcamalarının oluşturması ve hanelerin gelirleri ile ilgili bilgi derlenirken doğru bilgiyi vermekte isteksiz davranması ile açıklanabilir.

Doğrudan tahmin, sentetik tahmin ve EBLUP tahmin yönteminden  $cv$  değerleri y1\_log, y2\_log, y3 ve y4 değişkenleri için EK 7'de yer almaktadır. EBLUP tahmin yöntemiyle üretilen  $cv$  değerleri, doğrudan tahmin ve sentetik yöntemlerine göre çoğunlukla daha düşüktür.

R paket programı aracılığıyla elde edilen HB yöntemi kullanılarak y1\_log, y2\_log, y3 ve y4 değişkenleri için bağlantı modelindeki artıkların varyanslarının tahmini EK 2'deki Çizelge 6'da ve katsayı tahmin değerleri ise EK 8'de sunulmaktadır (Anonymous 2018b).

HBA'nın örneklem tasarımı İBBS2 bazında doğrudan tahmin için yeterli örnek büyüklüğüne sahip olduğundan ilgili değişkenler için hesaplanan doğrudan tahmin değerleri EK 10 Çizelge 1'de sunulmaktadır. İl bazında hesaplanan EBLUP tahmin

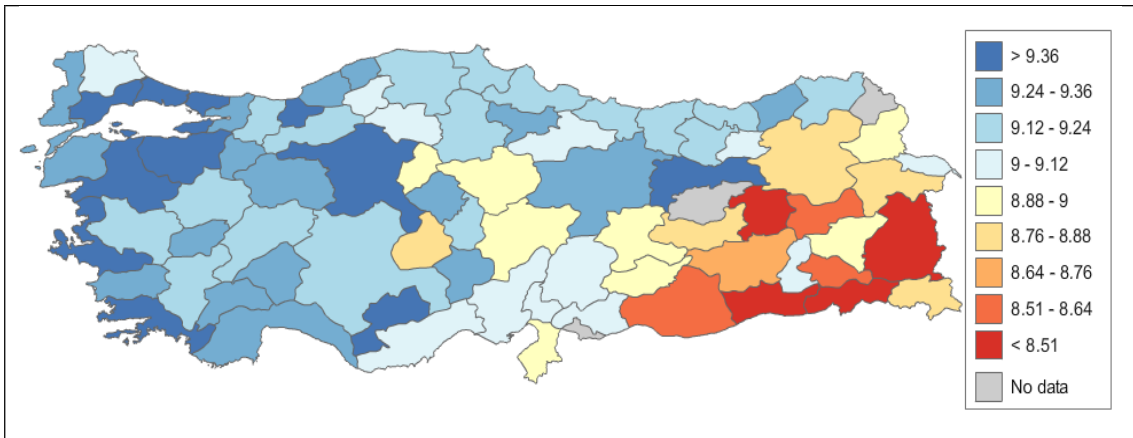
değerlerinin ve İBBS2 bazındaki doğrudan tahmin değerleri ile tutarlılığını kontrol etmek aracılığıyla EBLUP tahmin değerinin il bazında toplanan örneklem ağırlıklarına göre ağırlıklandırılmış değerleri alınarak hesaplanan değerleri EK 10'da sunulmaktadır.



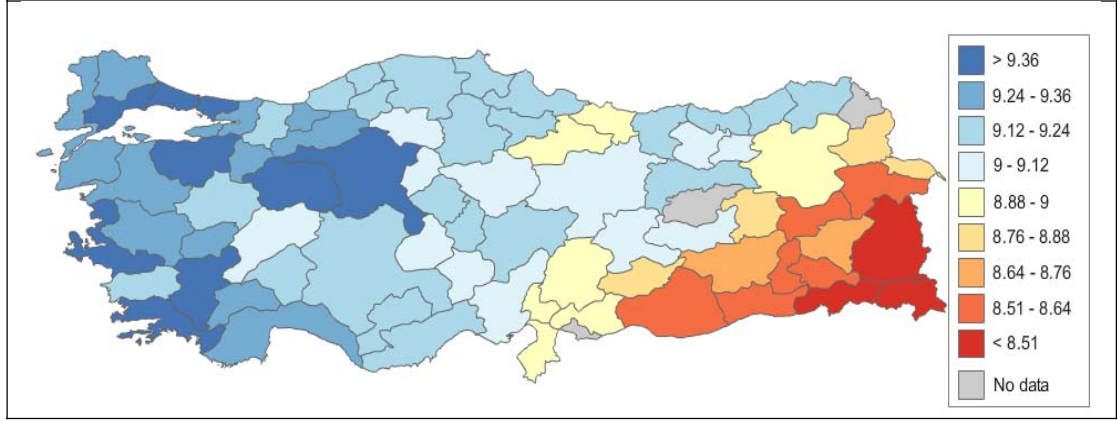
## 5. SONUÇ

Bu bölümde y1\_log, y2\_log, y3 ve y4 değişkenleri için tasarım bazlı (doğrudan), sentetik, EBLUP ve HB küçük alan tahmin yöntemleri ile elde edilen tahmin sonuçları 9 farklı sınıf aralığı kullanılarak değerlendirilmektedir. Model bazlı yaklaşımlardan olan HB ve EBLUP tahmin sonuçları arasındaki mutlak farklar da EK 9’da sunulmaktadır. Ardahan, Tunceli ve Kilis illerine ait ilgili HBA 2010-2012 yılı ilgili veri setinde gözlem değeri bulunmadığından örneklem varyansı hesaplanamamış ve dolayısıyla tahmin değeri üretilmemiştir.

Şekil 5.1’de y1\_log değişkeni için üretilen tahmin değerleri sunulmaktadır. Daha önce de belirtildiği üzere, HBA’nın ana konusunu hanehalkı tüketim harcamaları oluşturmakta iken hanehalkı gelirineline ilişkin detaylı bilgiler ise GYKA ile derlenmektedir. HBA’da hanehalkı kullanılabilir gelirineline ilişkin bilgi üretmek amaçlanmamakla beraber, bu bilgi hanehalkının yaptığı harcamaları genel anlamda kontrol etmek amacıyla derlenmektedir. Mevcut HBA verisinden elde edilen y1\_log değişkeni için tahminlerin yanlışlık içermesi olasıdır ve y1\_log için tahmin üretilecekse GYKA veri setiyle çalışılması daha uygundur. Şekil 5.1-5.2’de doğrudan tahmin ve sentetik tahmin değerleri yer almaktadır. Örneklem tasarımı gereği Ankara, İstanbul, İzmir İBBS2’de doğrudan tahmin üretmede yeterli örneklem hacmine sahip illerdir. Örneklem hacminin düşük olduğu illerde ise doğrudan tahmin ile sentetik tahmin değerlerinin çok farklılaşması muhtemeldir.

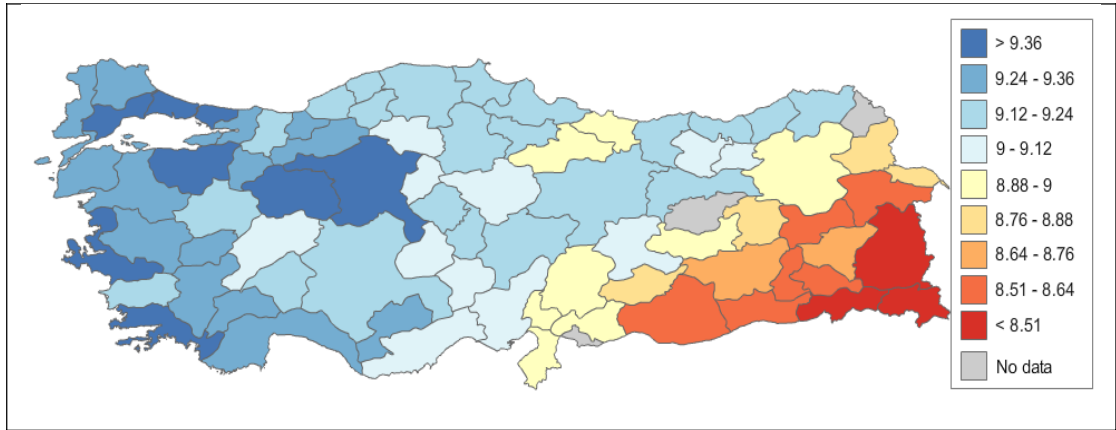


Şekil 5.1 y1\_log değişkeninin doğrudan tahmini

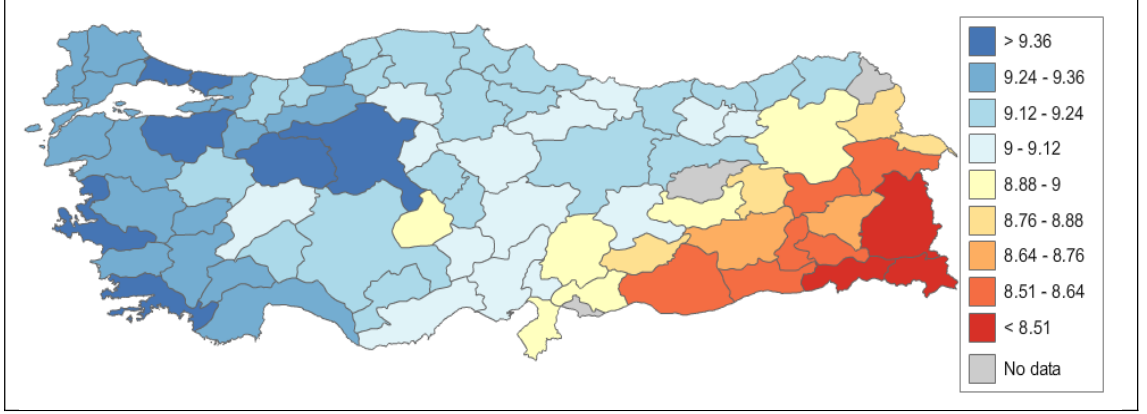


Şekil 5.2 y1\_log değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.3-5.4'te y1\_log değişkeni için EBLUP ve HB tahminleri birbirine benzer sonuçlar üretmektedir. y1\_log tahmin sonuçlarında; Aydın, Kayseri, Ordu, Sivas, Tekirdağ, Tokat, Zonguldak, Aksaray, Karaman, Düzce için şekil 5.3-5.4 belirlenen sınırlardan dolayı farklı renklerde görünmüş olmasına rağmen EK 9'dan kontrol edildiğinde EBLUP ve HB tahmin sonuçları arasındaki bu farklar bazı iller için önemsenmeyecek kadar küçüktür. y1\_log tahmin sonuçları arasındaki farkın en yüksek olduğu Ordu ilidir. HB ve EBLUP tahminlerine göre en düşük y1\_log değeri Hakkari, Şırnak ve Van illerine aittir. En yüksek y1\_log tahmini ise İstanbul, Ankara, Bursa, İzmir ve Muğla illerine aittir.

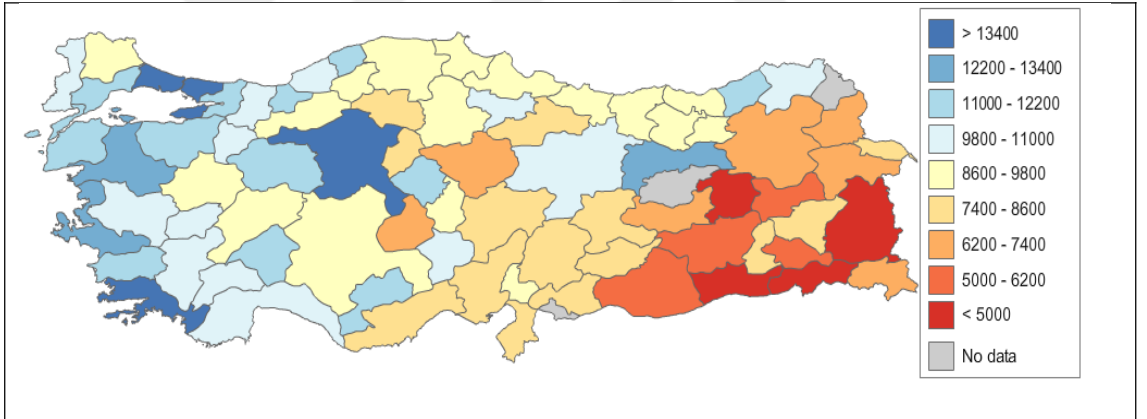


Şekil 5.3 y1\_log değişkeninin EBLUP tahmini

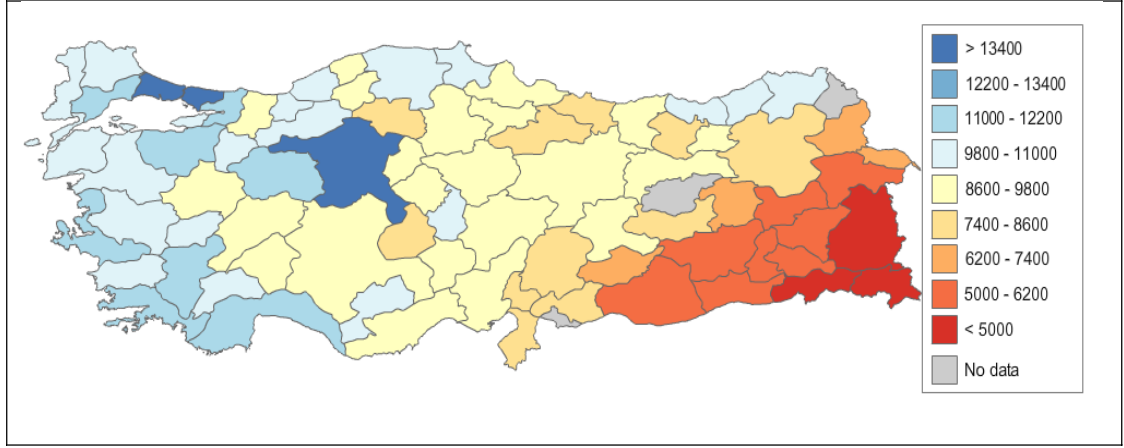


Şekil 5.4 y1\_log değişkeninin HB tahmini

Şekil 5.5-5.6'da değerlendirme açısından kolaylık sağlanması için y1\_log değişkeninin doğrudan tahmin ve sentetik tahmin değerlerinin doğal tabandaki ya da anti-log değeri alınarak yapılan karşılaştırmalar yer almaktadır.

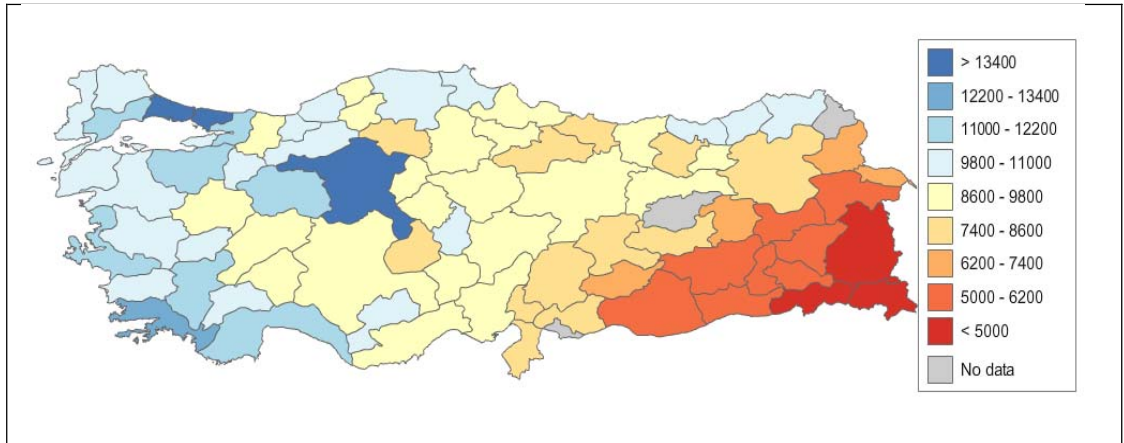


Şekil 5.5 y1 değişkeninin doğrudan tahmini

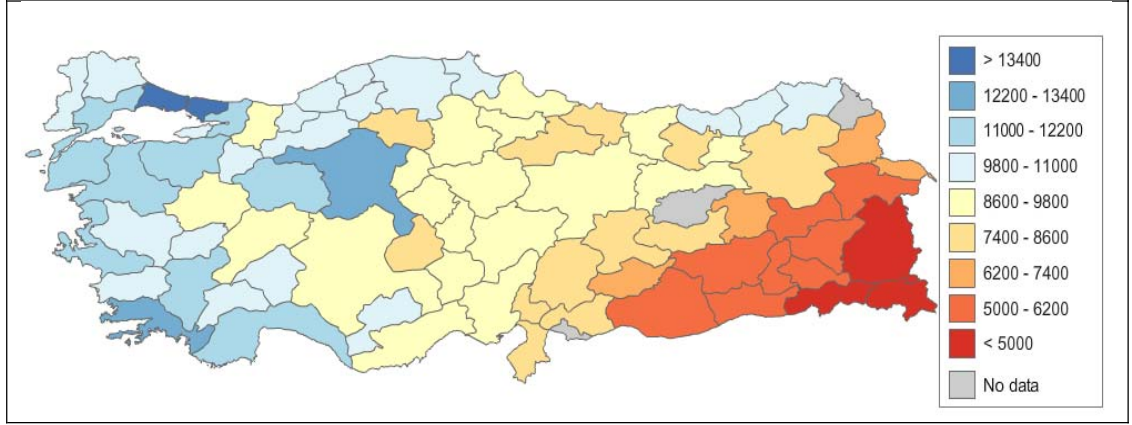


Şekil 5.6 y1 değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.7-5.8’de y1\_log değişkeninin EBLUP ve HB tahminlerinin doğal tabandaki değerleri alındığında birbirine benzer sonuçlar bulunmaktadır. y1\_log tahmin sonuçlarında Ankara, Bartın, Karabük, Balıkesir, Çanakkale, Isparta, Nevşehir için ilgili şekillerde belirlenen sınırlardan dolayı farklı renklerde görünmüş olmasına rağmen, bu farklar EK 9’dan kontrol edildiğinde EBLUP ve HB tahmin sonuçları benzerdir. HB ve EBLUP tahminlerine göre en düşük y1 değeri Hakkari, Şırnak ve Van illerine aittir. En yüksek y1 değeri ise İstanbul, Ankara illerine aittir.

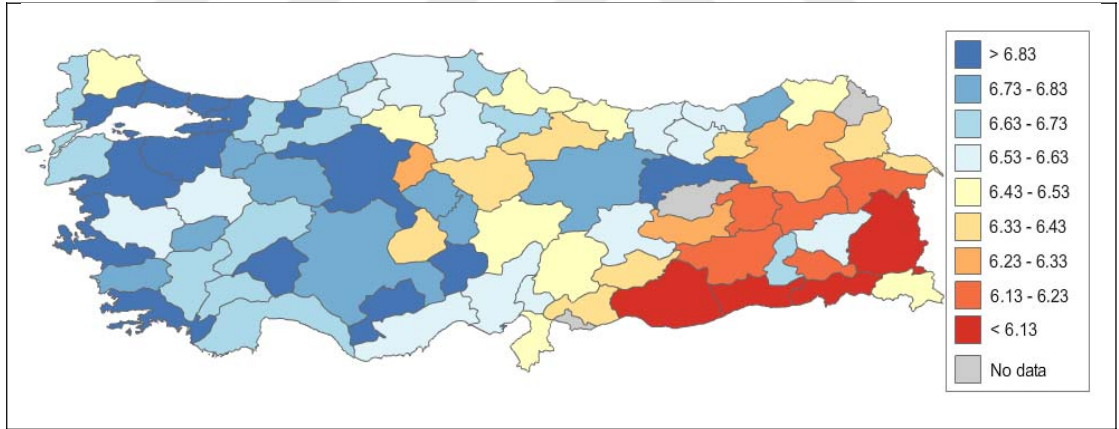


Şekil 5.7 y1 değişkeninin EBLUP tahmini



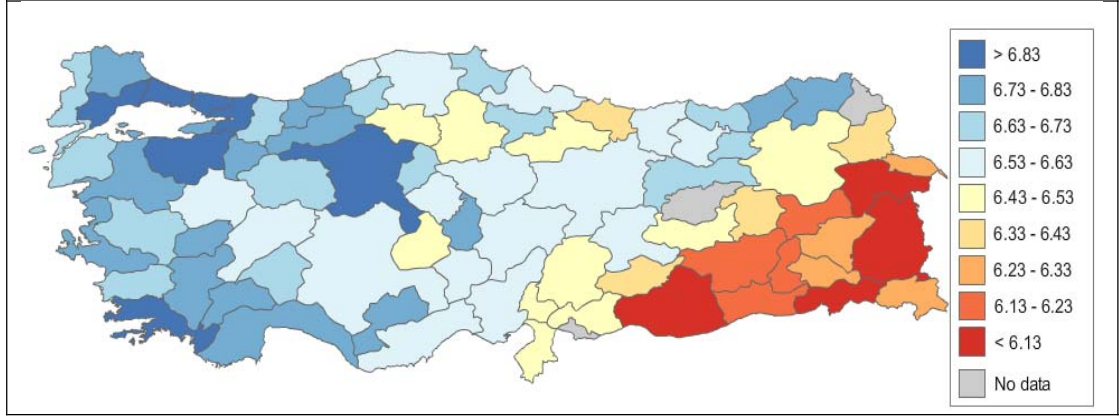
Şekil 5.8 y1 değişkeninin HB tahmini

y2\_log değişkeni için doğrudan ve sentetik tahmin değerleri şekil 5.9-5.10'da yer almaktadır. Örneklem tasarımı gereği HBA İBBS2'de doğrudan tahmin üretmede yeterli örnek büyüklüğüne sahipken, il bazında tahmin üretmede yetersiz örneklem hacmine sahiptir ve doğrudan tahminlerin standart hataları yüksek olduğundan güvenilir değildir.



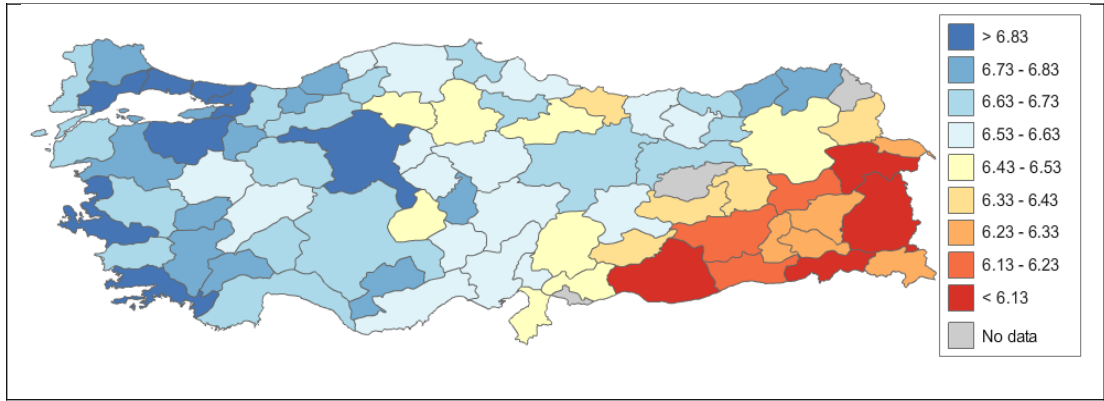
Şekil 5.9 y2\_log değişkeninin doğrudan tahmini



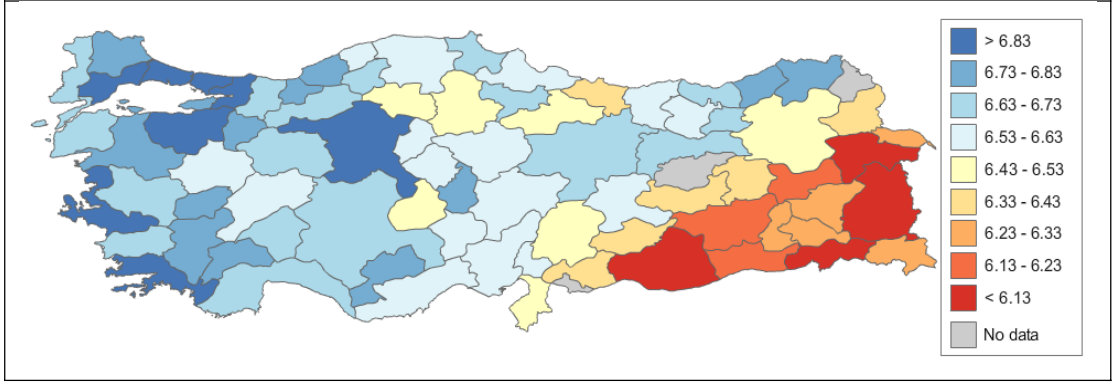


Şekil 5.10 y2\_log değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.11-5.12’de görüleceği üzere y2\_log değişkeni için EBLUP ve HB tahminleri birbirine benzer sonuçlar üretmektedir. y2\_log tahmin sonuçlarında, örneğin Gaziantep için ilgili EBLUP ve HB tahmin sonuçları belirlenen sınırlardan dolayı farklı renklerde görünmüş olmasına rağmen, bu il için ilgili tahminler kontrol edildiğinde tahmin sonuçları arasındaki en yüksek mutlak fark 0.0014 olup oldukça düşüktür. HB ve EBLUP tahminlerine göre en düşük y2\_log değeri Şırnak, Van, Ağrı ve Şanlıurfa illerine aittir. En yüksek y2\_log değeri sınıfını ise İstanbul, Ankara, Bursa, İzmir, Muğla ve Tekirdağ illeri oluşturmaktadır.

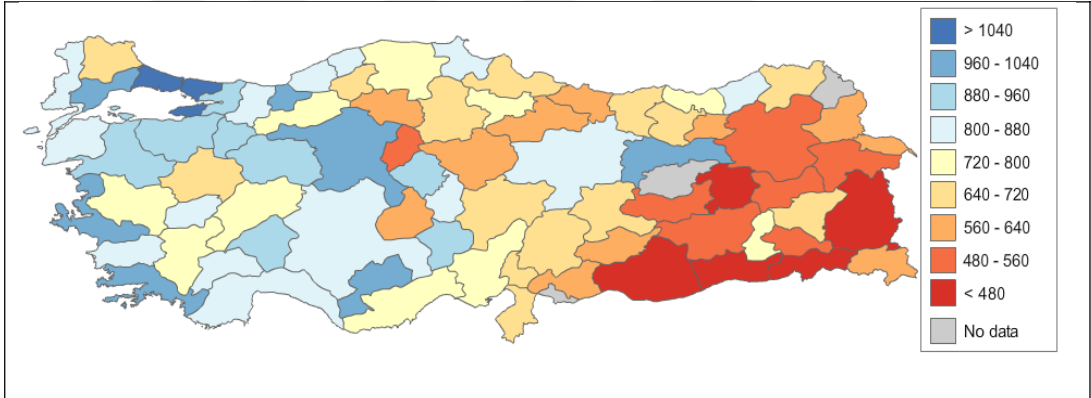


Şekil 5.11 y2\_log değişkeninin EBLUP tahmini

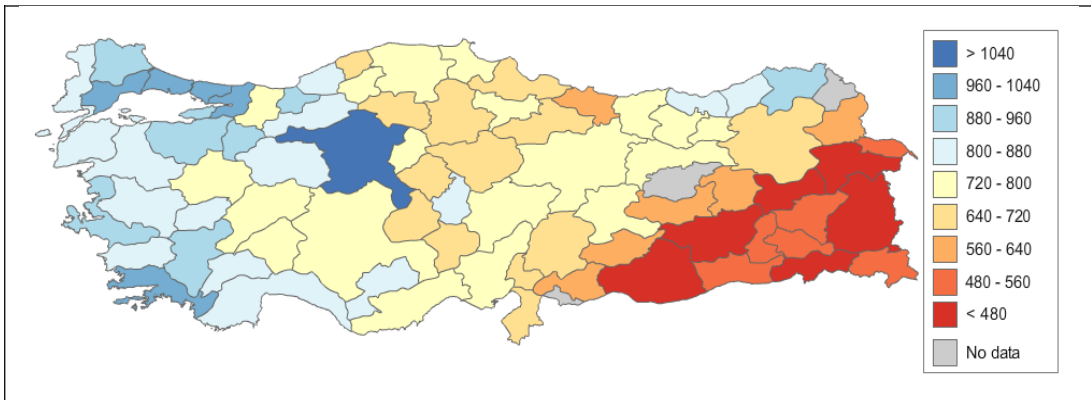


Şekil 5.12 y2\_log değişkeninin HB tahmini

Şekil 5.13'te kolaylık sağlanması için y2\_log değişkeninin doğal tabandaki değeri alınarak tahmin değerlerinin karşılaştırılması yapılmaktadır. Şekil 5.13-5.14'te sırasıyla doğrudan ve sentetik tahmin değerleri yer almaktadır.

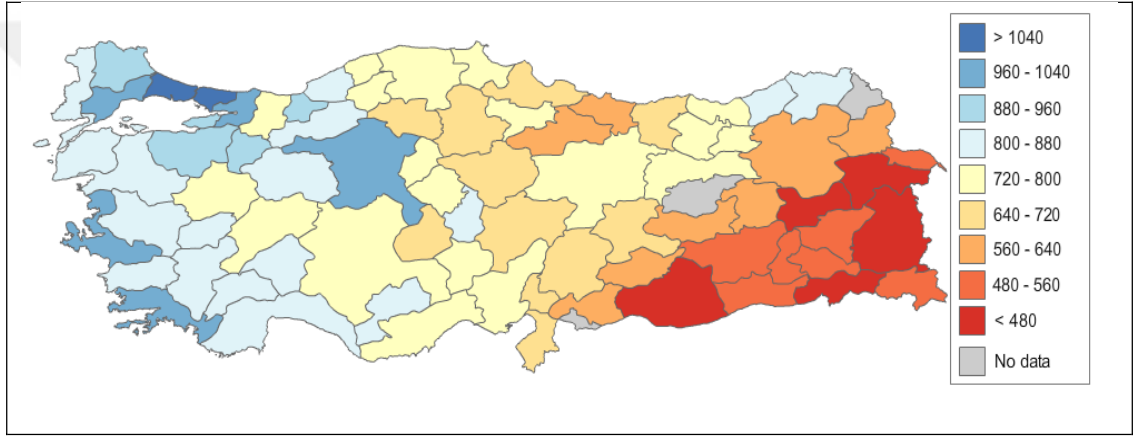


Şekil 5.13 y2 değişkeninin doğrudan tahmini

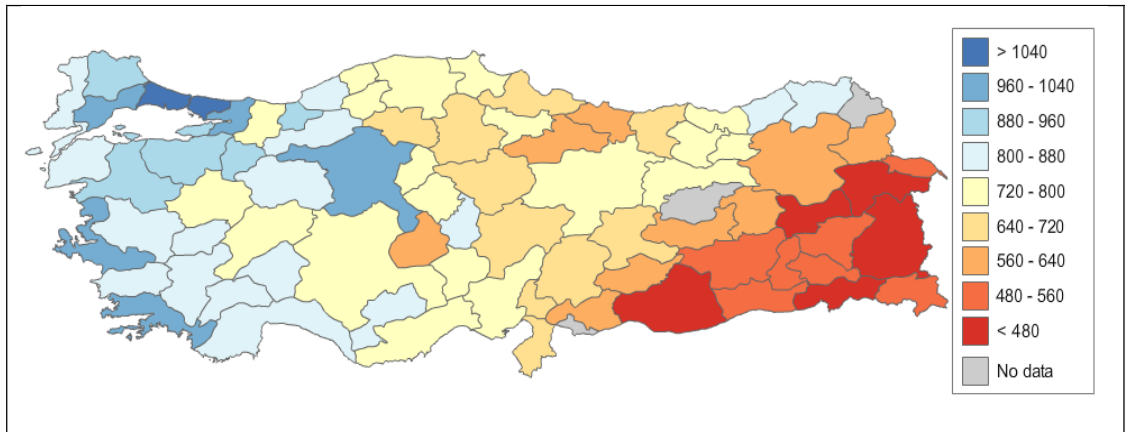


Şekil 5.14 y2 değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.15-5.16’da y2\_log değişkeninin doğal tabandaki değeri alındığında EBLUP ve HB tahminleri birbirine benzer sonuçlar üretmektedir. Balıkesir ve Aksaray için ilgili şekiller belirlenen sınırlardan dolayı farklı renklerde görünmektedir. Bu iller için farklar EK 9’ dan kontrol edildiğinde EBLUP ve HB tahmin sonuçları arasındaki farklar bazı iller için önemsenmeyecek kadar küçüktür. Balıkesir ve Aksaray illeri için bu farklar sırasıyla 4.8044 ve 3.635 olduğundan EBLUP ve HB tahmin sonuçları birbirine yakındır. HB ve EBLUP tahminlerine göre en düşük y2\_log değeri Şırnak, Van, Ağrı, Muş ve Şanlıurfa illerine aittir. y2\_log değişkeni için en yüksek sınıf İstanbul’a ait olmakla beraber ikinci yüksek sınıfı Ankara, Kocaeli, İzmir, Muğla ve Tekirdağ illeri oluşturmaktadır.

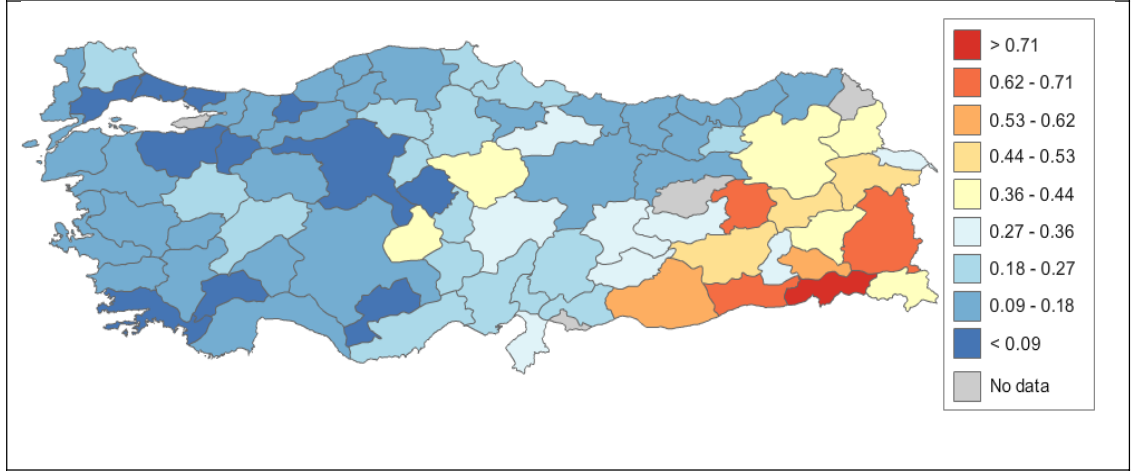


Şekil 5.15 y2 değişkeninin EBLUP tahmini

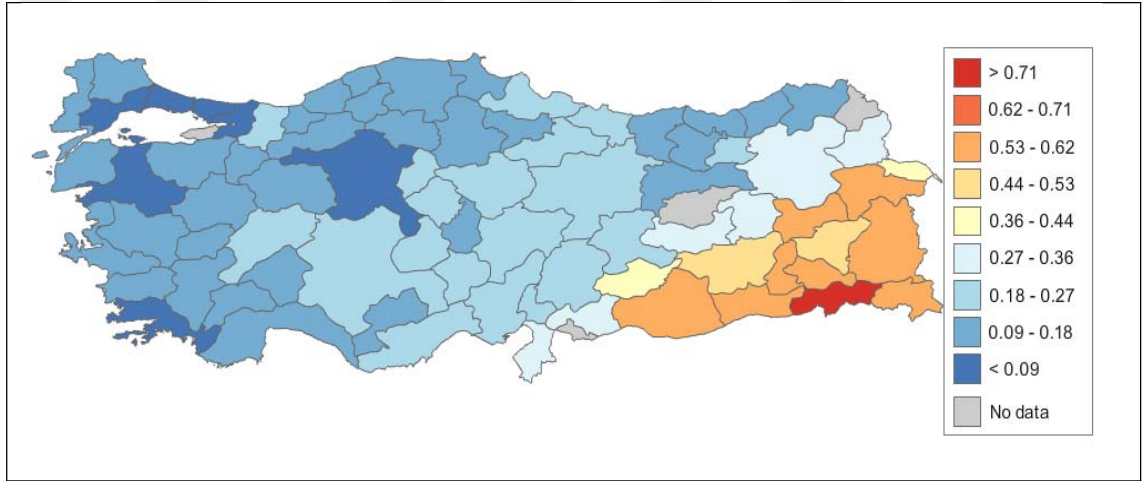


Şekil 5.16 y2 değişkeninin HB tahmini

y3 değişkeni için doğrudan ve sentetik tahmin değerleri Şekil 5.17-5.18’de yer almaktadır.

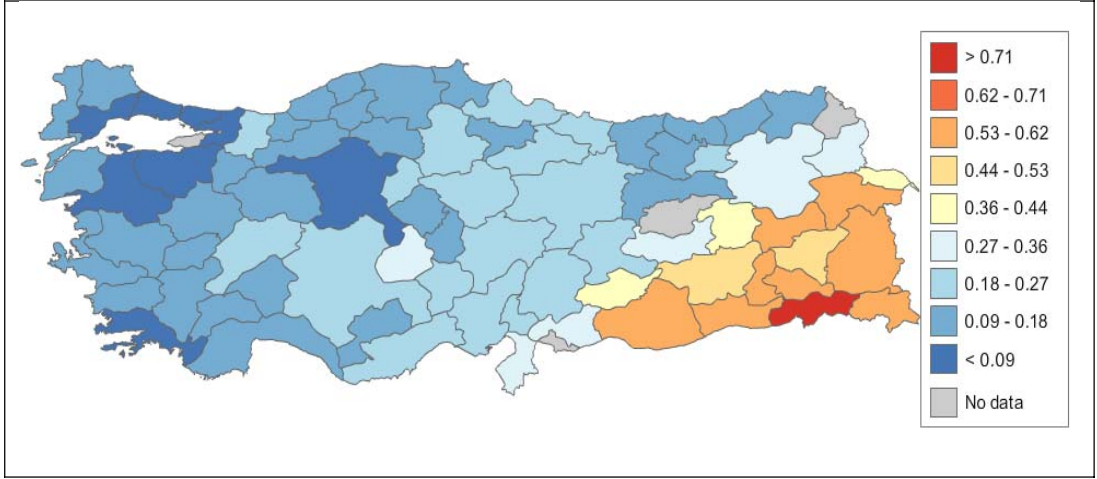


Şekil 5.17 y3 değişkeninin doğrudan tahmini

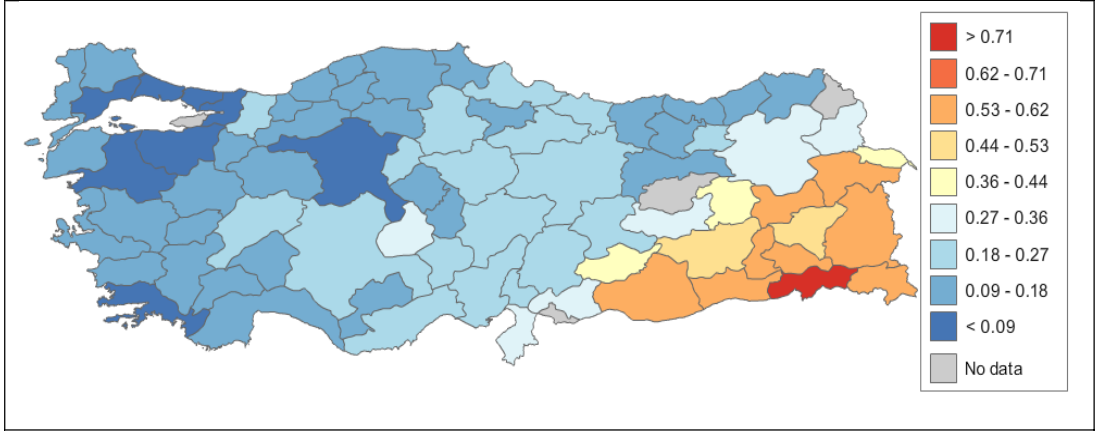


Şekil 5.18 y3 değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.19-5.20’de görüleceği üzere y3 değişkeni için EBLUP ve HB tahminleri birbirine benzer sonuçlar üretmektedir. EBLUP ve HB tahmin sonuçları arasındaki mutlak fark EK 9’da gösterilmiş olup oldukça düşüktür. En yüksek yoksulluk sınır değeri Şırnak iline ait olup 0.71’den yüksektir. y3 değişkeni için en düşük yoksulluk sınıfı İstanbul, Ankara, Bursa, Balıkesir, Kocaeli, Muğla ve Tekirdağ illeri oluşturmaktadır.

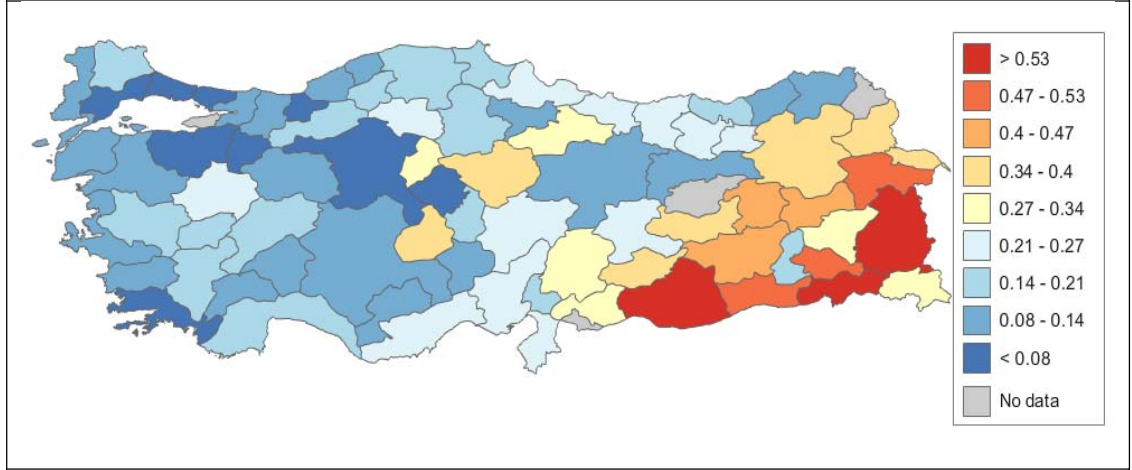


Şekil 5.19 y3 değişkeninin EBLUP tahmini

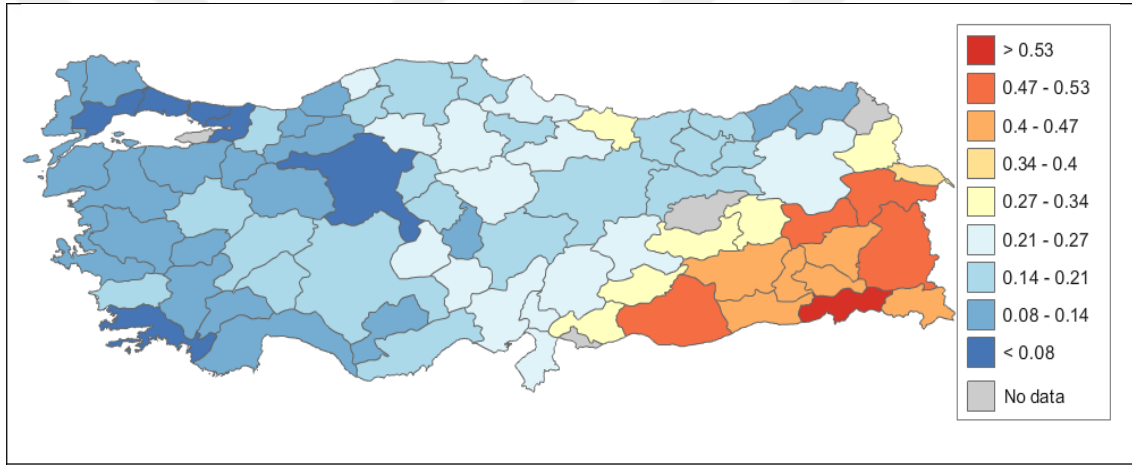


Şekil 5.20 y3 değişkeninin HB tahmini

y4 değişkeni için doğrudan ve sentetik tahmin değerleri şekil 5.21-5.22'de yer almaktadır.

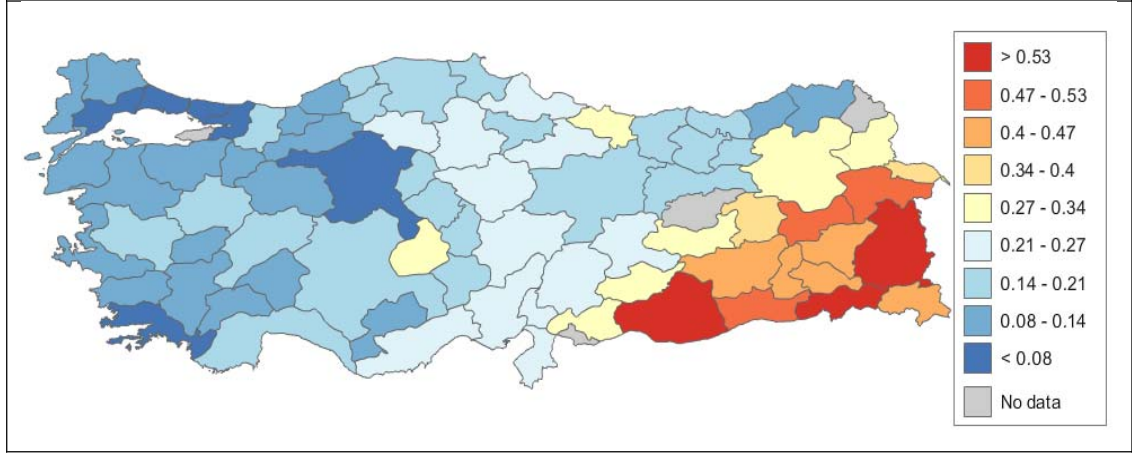


Şekil 5.21 y4 değişkeninin doğrudan tahmini

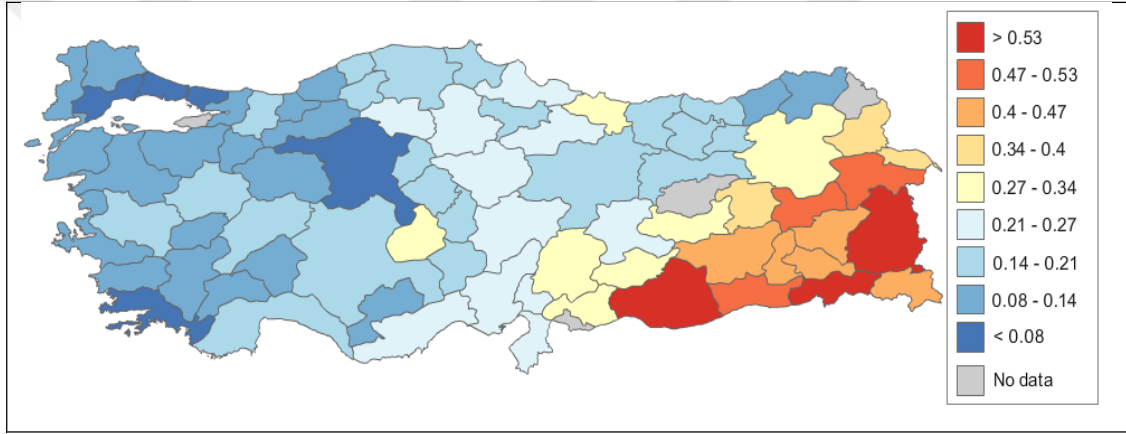


Şekil 5.22 y4 değişkeninin sentetik tahmini

Şekil 5.23-5.24'te görüleceği üzere y4 değişkeni için EBLUP ve HB tahminleri birbirine benzer sonuçlar üretmektedir. y4 tahmin sonuçlarında EBLUP ve HB tahminleri Kars, Kocaeli ve Kahramanmaraş için sınır değerlerindeki farklılaşmalardan dolayı farklı renklerde görünmüş olmasına rağmen EBLUP ve HB tahmin sonuçları arasındaki mutlak fark EK 9'da gösterilmiş olup bu iller için oldukça düşüktür. HB ve EBLUP tahminlerine göre en yüksek görece yoksulluğu gösteren y4 değeri Şırnak, Van ve Şanlıurfa illerine aittir. y4 değişkeni için en düşük yoksulluk sınıfını İstanbul, Ankara, Kocaeli, Muğla ve Tekirdağ illeri oluşturmaktadır.



Şekil 5.23 y4 değişkeninin EBLUP tahmini



Şekil 5.24 y4 değişkeninin HB tahmini

Bu tez çalışmasında, HBA 2010-2012 hane ve fert bazındaki birleştirilmiş veri seti ile dışsal güvenilir veri kaynaklarından ilgilenilen alan bazındaki yardımcı bilgiyi beraber kullanan karma modeller aracılığıyla küçük alan tahmini elde edilmektedir. Türkiye’de küçük alan tahmin teknikleri üzerine yapılan çalışmaların dünya uygulamaları ile kıyaslandığında oldukça kısıtlı sayıda olduğu söylenebilir. Bu tez çalışması ile Türkiye’de bazı temel sosyo ekonomik göstergelerin küçük alan tahmininde model bazlı yaklaşımlardan olan HB ve EBLUP yöntemlerinin bir uygulaması gerçekleştirilmektedir.

Karmaşık tasarımlı örneklem tasarımına sahip HBA örneklem varyansı hesaplanarak modele alınacak yardımcı değişkenlerin (kovariate) belirlenmesi aşamasında ise  $2^{11}$  tane model üzerinden en küçük cAIC veren modeller dikkate alınmaktadır. 2010-2012

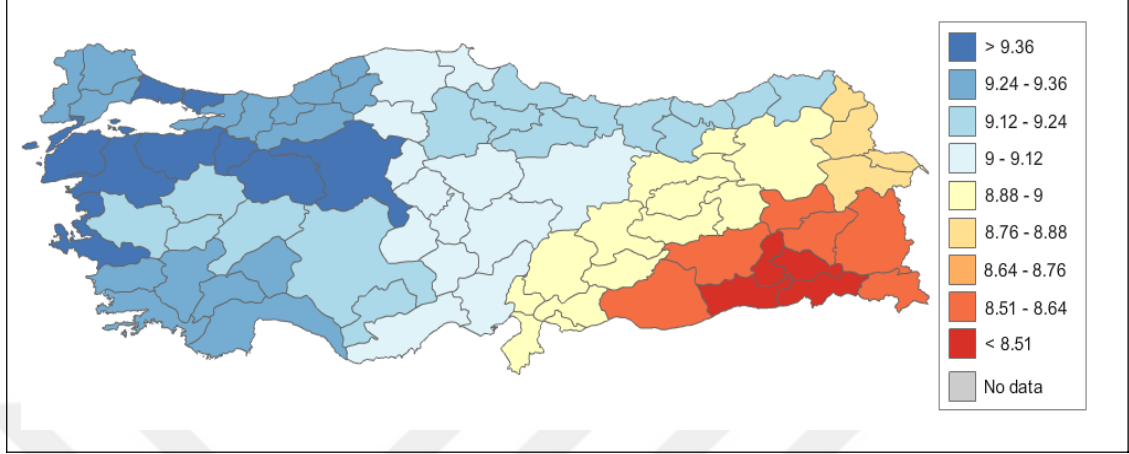
döneminde HBA için Tunceli, Ardahan ve Kilis illeri rasgele olarak örneğe seçilmemiştir. Bu sebeple bu iller için örneklem varyansı hesaplanamadığından EBLUP ve HB tahmini üretilmemiştir. Küçük alan tahmini için doğrudan, sentetik ve model bazlı tahmin yöntemlerinden olan EBLUP ve HB kullanılarak Türkiye’de il bazında temel sosyo-ekonomik göstergelerden olan ortalama log yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelir ( $y1\_log$ ), ortalama log aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcaması ( $y2\_log$ ), yıllık eşdeğer hanehalkı kullanılabilir gelire göre görelî yoksulluk ( $y3$ ) ve aylık eşdeğer hanehalkı tüketim harcamasına göre görelî yoksulluk ( $y4$ ) değişkenleri için tahminler üretilerek sonuçlar karşılaştırılmaktadır.

EBLUP ve HB tahmin sonuçları değerlendirildiğinde ( $y2\_log$ ),  $y3$ ,  $y4$  değişkenleri için anlamlı bir farklılık görülmemiştir.  $y2\_log$ ,  $y3$ ,  $y4$  değişkenleri için EBLUP yöntemi  $\hat{\gamma}_i$  katsayısı açısından incelendiğinde; örneklem hacminin yetersiz olduğu illerde  $\hat{\gamma}_i$  0’a yaklaşmakta olup modelde sentetik tahmine daha fazla ağırlık verilmekte iken örneklem hacminin büyük olduğu illerde özellikle Ankara, İzmir ve İstanbul illerinde  $\hat{\gamma}_i$  1’e yaklaşmakta, doğrudan tahminlere daha fazla ağırlık verilmektedir. EBLUP yönteminin  $cv$  değerleri doğrudan ve sentetik tahmin yöntemlerine göre daha düşük olup bu durum EBLUP ve HB ile elde edilen birbirine yakın tahmin sonuçlarının da daha güvenilir olduğunu göstermektedir.  $y1\_log$  değişkeni  $\hat{\gamma}_i$  katsayısı açısından değerlendirildiğinde örneklem hacminin büyük olduğu illerde, örneğin Ankara, İzmir ve İstanbul illerinde doğrudan tahminlere daha fazla ağırlık verilmesi beklenmesine rağmen sentetik tahmine yakın bir değer almaktadır. Bu durum HBA hanehalkı kullanılabilir gelirin harcama bilgisinin kontrolü amacıyla derlenmesi ve insanların gelir bilgisini paylaşmakta isteksiz davranmaları sebebiyle veri setindeki bu bilginin yanlılık içermesi ile açıklanabilir. Hanehalkı gelirine ilişkin tahmin üretilecekse GYKA veri setiyle çalışılması daha uygundur.

2010-2012 HBA örneklem tasarımı İBBS2’de doğrudan tahmin üretmede yeterli örneklem hacmine sahiptir. Türkiye’nin İstatistikî Bölge Sınıflaması Düzeyleri EK 11’de yer almaktadır. Şekil 5.25-5.30’da İBBS2’de sırasıyla  $y1\_log$ ,  $y1$ ,  $y2\_log$ ,  $y2$ ,  $y3$ ,  $y4$  doğrudan tahmin değerleri yer almaktadır. Şekil 5.25’e göre en düşük  $y1\_log$  sınıfı Siirt

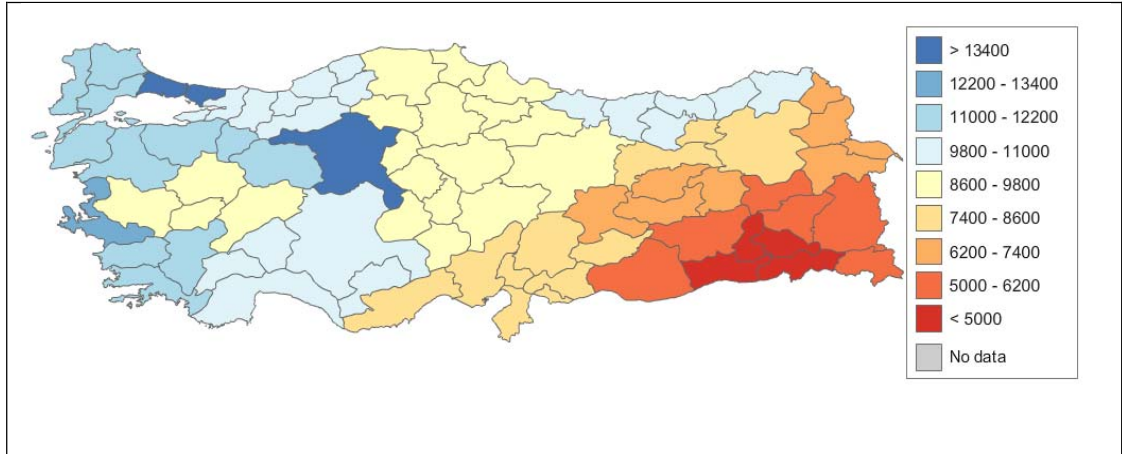


bölgesine (Mardin, Batman, Şırnak, Siirt) ait iken en yüksek y1\_log sınıfı ise İstanbul, Ankara, İzmir, Balıkesir ve Bursa bölgelerine aittir.



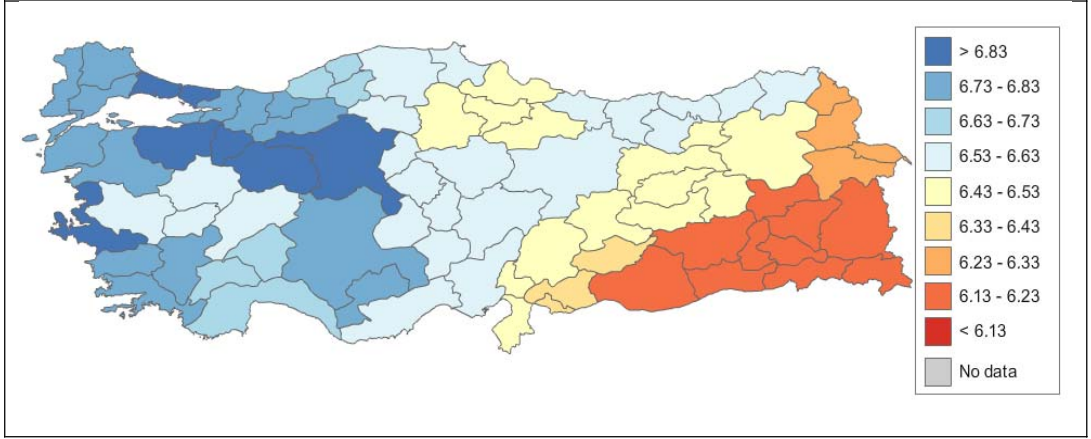
Şekil 5.25 İBBS2’de y1\_log değişkeninin doğrudan tahmini

Şekil 5.26’ya göre y1\_log değişkeninin doğal tabandaki değeri alındığında y1 açısından en yüksek sınıfı Ankara, İstanbul bölgeleri oluşturmakta iken en düşük sınıfı ise Siirt bölge oluşturmaktadır.



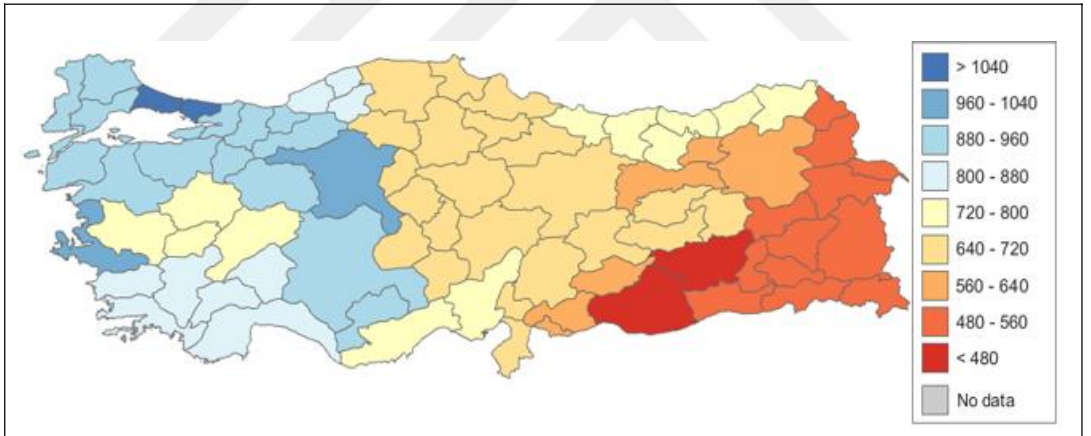
Şekil 5.26 İBBS2’de y1 değişkeninin doğrudan tahmini

Şekil 5.27’ye göre İBBS2’de y2\_log değişkeni için doğrudan tahminler arasında en yüksek sınıfı Bursa, Ankara, İstanbul ve İzmir bölgeleri oluşturmakta iken en düşük sınıfı ise Siirt, Van, ve Diyarbakır bölgeleri oluşturmaktadır.



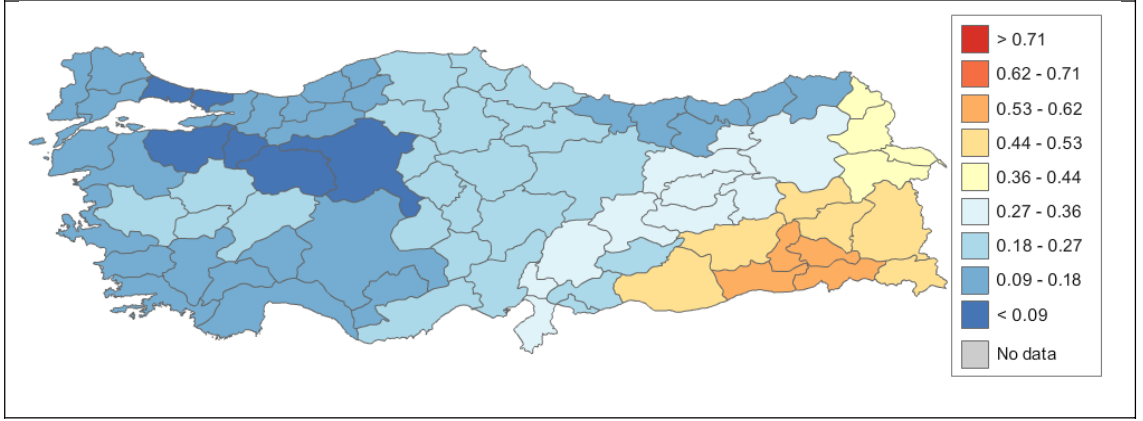
Şekil 5.27 İBBS2’de y2\_log değişkeninin doğrudan tahmini

Şekil 5.28’e göre y2\_log değişkeninin doğal tabandaki değeri alındığında y2 açısından en yüksek sınıfı İstanbul bölgesi oluşturmakta iken en düşük sınıfı ise Diyarbakır bölge oluşturmaktadır.



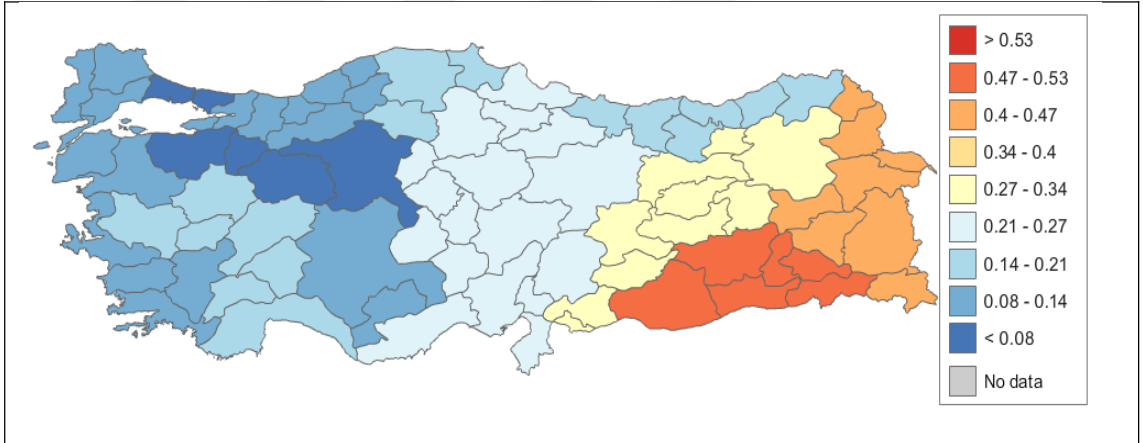
Şekil 5.28 İBBS2’de y2 değişkeninin doğrudan tahmini

Şekil 5.29’a göre y3 değişkeninin en yüksek sınıfını Siirt bölge oluşturmakta iken en düşük sınıfını ise Ankara, İstanbul, Bursa bölgeleri oluşturmaktadır.



Şekil 5.29 İBBS2’de y3 değişkeninin doğrudan tahmini

Şekil 5.30’a göre y4 değişkeninin en yüksek sınıfını Siirt ve Diyarbakır bölgeleri oluşturmakta iken en düşük sınıfını ise Ankara, İstanbul, Bursa oluşturmaktadır.



Şekil 5.30 İBBS2’de y4 değişkeninin doğrudan tahmini

## KAYNAKLAR

- Anonim. 2008. Tüketim harcamaları, yoksulluk ve gelir dağılımı, Sorularla Resmi İstatistikler Dizisi 6. TÜİK Matbaası, 81 s, Ankara.
- Anonim. 2009. HBA Örnekleme metodolojisi. Kurum İçi Hizmete Özel Notlar (Basılmamış), 6, Ankara.
- Anonymous. 1990. World Development Report 1990: Poverty. New York: Oxford University Press. World Bank. 276, USA.
- Anonymous. 2003. Regional indicators to reflect social exclusion and poverty VT/2003/43 Final Report, European Commission Employment and Social Affairs, DG, 268, 2003, 268, Brussel, Belgium.
- Anonymous. 2018a. Web Sitesi:  
<https://sedac.ciesin.columbia.edu/data/collection/povmap/methods/methods4>,  
Erişim Tarihi: 01.02.2018.
- Anonymous. 2018b. Web Sitesi:  
<https://cran.r-project.org/web/packages/BayesSAE/BayesSAE.pdf>,  
Erişim Tarihi: 01.02.2018.
- Arora, V.P. 1994. Empirical Bayes and Hierarchical Bayes estimation of small area characteristics Ph. D. Thesis, The Faculty of the Graduate College at the University of Nebraska, 114, Lincoln.
- Battese, G.E., Harter, R.M. and Fuller, W.A. 1988. An error-component model for prediction of county crop areas using survey and satellite data. Journal of the American Statistical Association, 83 (401), pp. 28-36.
- Betti, G., Ballini, F. and Neri, L. 2003. Poverty and inequality mapping in Albania, Final Report pp. 52., Washington, DC and Tirana, World Bank and INSTAT (mimeo).
- Bell, W.R., Basel, W.W., Cruse, C., Dalzell, L., Maples, J.J., O' hara, B. and Powers, D. 2007. Use of ACS data to produce SAIPE model-based estimates of poverty for counties. SAIPE technical report, U.S. Census Bureau.
- Bell, W.R., Datta, G.S. and Ghosh, M. 2013. Benchmarking small area estimators. Biometrika, 100 (1), 189-202.

- Cochran, W.G. 1977. *Sampling Techniques*. 3rd Edition, John Wiley and Sons, 600 p, 432 New York.
- Çetinkaya, M. 2011. Estimating the impact of air pollution using small area estimation. Ph. D. Thesis, University of California, 117, Los Angeles.
- Datta, G.S. and Ghosh, M. 1991. Bayesian prediction in linear models: Applications to small area estimation. *The Annals of Statistics* 19 (4), 1748-1770.
- Datta, G.S., Lahiri, P., Maiti, T. and Lu, K.L. 1999. Hierarchical Bayes estimation of unemployment rates for the states of the U.S. States, *Journal of the American Statistical Association*, 94, 9, 1074-1082.
- Deliloğlu, R.A.S. 2001. Small domain estimation techniques for census and survey data. M.A. Thesis, Middle East Technical University, Department of Statistics.
- Demombynes, G., Elbers, C., Lanjouw, J., Lanjouw, P., Mistiaen, J. and Özler, B. 2002. Producing an improved geographic profile of poverty: Methodology and evidence from three developing countries. World Institute for Development Economics Research, United Nations University, Discussion Paper no. 2002/39.
- Elbers, C., Lanjouw, J.O. and Lanjouw, P. 2003. Micro-level estimation of poverty and inequality, *Econometrica* 71(1), 355–364.
- Eurarea, 2004. Enhancing small area estimation techniques to meet European needs. Project IST-2000-26290. 310, U.K.
- Ericksen, E.P. 1974. A regression method for estimating population changes of local areas. *Journal of the American Statistical Association*, 867-875.
- Fay III, R.E. and Herriot, R.A. 1979. Estimates of income for small places: An application of James-Stein procedures to census data. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 269-277.
- Gelfand, A.E. and Smith, A.F. 1990. Sampling based approaches to calculating marginal densities, *Journal of the American Statistical Association*, 85(410), 398-409.
- Ghosh, M. and Meeden, G. 1986. Empirical Bayes estimation in finite population sampling. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 1058-1062.

- Ghosh, M. and Lahiri, P. 1992. A hierarchical Bayes approach to small area estimation with auxiliary information, *Bayesian Analysis in Statistics and Econometrics*, 107-125. Springer, New York.
- Ghosh, M. and Rao, J.N.K. 1994. Small area estimation: an appraisal. *Statistical Science*, 55-76.
- Ghosh, M., Natarajan, K., Stroud, T.W.F., and Carlin, B.P. 1998. Generalized linear models for small area estimation, *Journal of the American Statistical Association*. 93(441), 273-282.
- Gonzalez, M.E. 1973. Use and evaluation of synthetic estimation. In *Proceedings of the Social Statistics Section of ASA*, 33-36, Washington, DC.
- Gonzalez, M.E. and Hoza, C. 1978. Small area estimation with application to unemployment and housing estimates. *Journal of the American Statistical Association*, 73(361), 7-15.
- Hansen, M.H, Hurwitz, W.N, Madow, G.W. 1953. *Sample Survey Methods and Theory*. Wiley, 662, New York.
- Harville, D.A. 1977. Maximum likelihood approaches to variance component estimation and to related problems. *Journal of the American Statistical Association*, 72(358), 320-338.
- Henderson, C.R. 1950. Estimation of genetic parameters. *Annals of Mathematical Statistics*, 21, 309-310.
- Hentschel, J., Lanjouw, J.O., Lanjouw, P. and Poggi, J. 1998. Combining census and survey data to study spatial dimensions of poverty , *The World Bank Economic Review*, Policy Research Working Paper 1928, 1-35.
- Ivaschenko, O. 2004. Poverty and inequality mapping in Bulgaria: Final Report, 1-69. World Bank.
- Jiang, J. and Lahiri, P. 2001. Empirical best prediction for small area inference with binary data. *Annals of Institute of Statistical Mathematics*, 53, 217–243.
- Jiang, J. and Lahiri, P. 2006. Mixed model prediction and small area estimation. *Test: An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research*, 15 (1), 1-96.

- Jiang, J. 2007. Linear and generalized linear mixed models and their applications. Springer, 257 p, New York.
- Karaganis, M. 2009. Small area estimation for survey data: A Hierarchical Bayes approach, Master of Science, University of Manitoba, Winnibeg.
- Kacker, R. N. and Harville, D.A. 1984. Approximations for standard errors of estimators of fixed and random effects in mixed linear models. *Journal of the American Statistical Association*, 79(388), 853–862.
- Kish, L. 1965. *Survey Sampling*, John Wiley and Sons, 664 p., New York.
- Liu, B., Lahiri, P. and Kalton, G. 2007. Hierarchical Bayes modelling of survey-weighted small area proportions. *Proceedings of the American Statistical Association, Survey Research Section*, 3181-3186.
- MacGibbon, B. and Tomberlin, T.J. 1989. Small area estimation of proportions via Empirical Bayes techniques, *Survey Methodology*.15, 237-252.
- Malec, D., Sedransk, J., Moriarity, C.L. and LeClere, F.B. 1997. Small area inference for binary variables in national health interview survey, *Journal of the American Statistical Association*, 92, 815-826.
- Moura, F. A. S. and Holt, D. 1999. Small area estimation using multilevel models. *Survey Methodology*, 25, 73-80.
- McCulloch, C.E., Searle, S.R. and Neuhaus, J.M. 2008. *Generalized linear and mixed models*. Wiley, 424, New York.
- Mohadjer, L., Rao, J.N.K., Liu, B., Krenzke, T. and van de Kerckhov, W. 2007. Hierarchical Bayes small area estimates of adult literacy using unmatched sampling and linking models. In *Proceedings of the Survey Research Methods Section, ASA*, 3203-3210.
- Molina, I. and Rao, J.N.K. 2010. Small area estimation of poverty indicators. *The Canadian Journal of Statistics*, 38(3), 369-385.
- Molina, I., Nandram, B. and Rao, J.N.K. 2012. Hierarchical Bayes small area estimation of general parameters with application to poverty indicators, *Biometrika*, 98:1-24.

- Özcan, C. 1991. Small domain estimation techniques for official statistics based on sample surveys. MS. Thesis, Middle East Technical University, Ankara.
- Prasad, N.G.N. and Rao, J.N.K. 1999. On robust small area estimation using a simple random effects model. *Survey Methodology*, 25, 67–72.
- Quintano C., Castellano R. and Punzo, G. 2007. Estimating poverty in the Italian provinces using small area estimation models. *Metodološki zvezki*, Vol. 4, No. 1, 34, 37-70.
- Rao, J.N.K. 2003. *Small Area Estimation*, Wiley, 344 p, London.
- Robinson, G. K. 1991. That BLUP is a good thing: The estimation of random effects (with discussion), *Statistical Science*, 15–32.
- Sevinç, V. 1998. Küçük alan kestirim teknikleri ve Bolu ili işsizlik oranının kestirimi üzerine bir uygulama. Master Tezi, Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı. 83, Eskişehir.
- Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Carlin B.P. and Van der Linde, A. 2002. Bayesian measures of model complexity and fit . *J. R. Statist. Soc.B*, Vol 64, No.4 Part 4, 583-639.
- Soo Haa, N. 2013. Hierarchical Bayesian estimation of small area means using complex survey data. Ph. D. Thesis, The Faculty of the Graduate School of the University of Maryland, 110, College Park.
- Türkyılmaz, A.S. 2003. Estimation of selected demographic and health indicators for provinces of Turkey from census and survey data by using small area estimation techniques, Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi Nüfus Etütleri Enstitüsü, Ankara.
- Vaida, F. and Blanchard, S. 2005. Conditional Akaike information for mixed-effects models. *Biometrika* 92(2), pp. 351-370.
- Verma, V. and Betti, G. 2005. Sampling errors and design effects for poverty measures and other complex statistics, Working Paper, 53, Siena: Dipartimento di Metodi Quantitativi, Università degli Studi.
- Verma V. and Betti G. 2006. Approximate variance estimates of poverty measures for the application of EBLUP for small area estimation, Working Paper no.57., Dipartimento Di Metodi Quantitativi, Università degli Studi.



You, Y .1999. Hierarchical Bayes and related methods for model based small area estimation. Ph. D. Thesis, Carleton University, School of Mathematics and Statistics, 201, Canada.

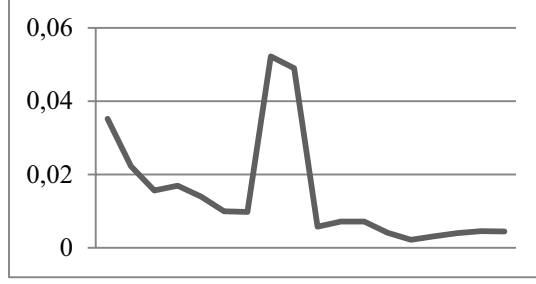
You, Y. and Rao, J.N.K. 2002. A pseudo-empirical best linear unbiased prediction approach to small area estimation using survey weights. Canadian Journal of Statistics, 30, pp. 431-439.



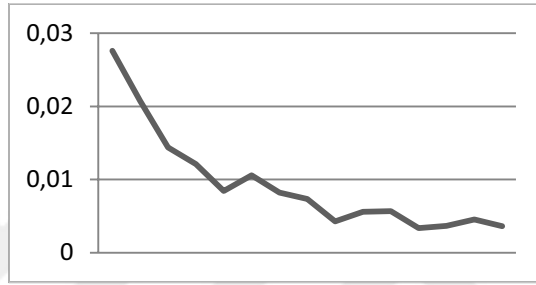
## EKLER

- EK 1 Ortalama  $Deft_{İBBS1}$  Değerleri Arasındaki Fark
- EK 2 Doğrudan Tahminin Standart Hatasının ve Rasgele Etkinin Varyansının Tahmini
- EK 3 Tüm Açıklayıcı Değişken Listesi
- EK 4 Açıklayıcı Değişkenlerin Belirlenme Aşamaları
- EK 5 En İyi Alt Kümeler Regresyonuna Göre Değişken Seçiminin Değerlendirilmesi
- EK 6 EBLUP Yöntemine Göre Gamma ( $\gamma_i$ ) Tahminleri
- EK 7 Tahminlerin  $cv$ 'lerinin Karşılaştırılması
- EK 8 HB Yöntemiyle Bağlantı Modelindeki Katsayıların Tahminleri
- EK 9 EBLUP ve HB Yöntemlerine Göre Tahmin Sonuçları Arasındaki Mutlak Farklar
- EK 10 İBBS2'de Doğrudan Tahminler ile il Bazında Elde Edilen Tahminlerin İBBS2'de Toplaştırılmış Değerleri Arası Farklar
- EK 11 Türkiye İstatistikî Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 1,2,3

## EK 1 Ortalama $Deft_{IBBSI}$ Değerleri Arasındaki Fark



Şekil 1  $y1\_log$  değişkeni için simülasyonlar sonucu hesaplanan ortalama  $deft$  değerleri arasında fark



Şekil 2  $y2\_log$  değişkeni için simülasyonlar sonucu hesaplanan ortalama  $deft$  değerleri arasında fark

## EK 2 Doğrudan Tahminin Standart Hatasının ve Rasgele Etkinin Varyansının Tahmini

Çizelge 1  $y_1$ \_log değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$sh_{ibbs1, jrr}$	$Deft_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
1	924	1.0435	0.0334576	2.4067	0.0241	0.0606
2	207	1.1582	0.0502112	2.6709	0.0509	0.1576
3	215	1.1034	0.0286568	2.567	0.05	0.1416
4	239	1.0995	0.0559848	2.6346	0.0474	0.1373
5	100	1.0286	0.03076	2.0743	0.0733	0.1564
6	2630	1.0392	0.0307133	2.7426	0.0143	0.0407
7	629	1.0671	0.0334576	2.4067	0.0292	0.0751
8	29	1.0231	0.0410079	2.1142	0.1361	0.2944
9	491	1.0532	0.0286568	2.567	0.0331	0.0894
10	409	1.039	0.0439758	2.4344	0.0362	0.0917
11	117	1.0232	0.0295769	2.7293	0.0678	0.1892
12	42	1.0173	0.0573744	1.7709	0.1131	0.2037
13	96	1.0632	0.0573744	1.7709	0.0748	0.1408
14	140	1.0633	0.0295769	2.7293	0.0619	0.1797
15	65	1.0821	0.0334576	2.4067	0.0909	0.2367
16	1110	1.0309	0.0295769	2.7293	0.022	0.0619
17	305	1.031	0.0439758	2.4344	0.042	0.1053
18	202	1.2675	0.03076	2.0743	0.0516	0.1356
19	163	1.039	0.03076	2.0743	0.0574	0.1237
20	531	1.057	0.0286568	2.567	0.0318	0.0863
21	446	1.0769	0.0502112	2.6709	0.0347	0.0998
22	231	1.047	0.0439758	2.4344	0.0482	0.1229
23	199	1.0586	0.0573744	1.7709	0.052	0.0974
24	114	1.035	0.0559848	2.6346	0.0686	0.1872
25	440	1.0423	0.0559848	2.6346	0.0349	0.0959
26	363	1.0393	0.0295769	2.7293	0.0385	0.1091
27	517	1.1711	0.0502112	2.6709	0.0322	0.1008
28	291	1.1255	0.0410079	2.1142	0.043	0.1022
29	20	1.0193	0.0410079	2.1142	0.1639	0.3532
30	76	1.037	0.0573744	1.7709	0.0841	0.1544
31	529	1.1005	0.0334576	2.4067	0.0319	0.0844
32	196	1.0403	0.0334576	2.4067	0.0523	0.1311
33	702	1.027	0.0334576	2.4067	0.0277	0.0684
34	3808	1.0439	0.0341362	2.9677	0.0119	0.0368
35	2467	1.0239	0.0286568	2.567	0.0148	0.0388
36	265	1.0832	0.0559848	2.6346	0.045	0.1285
37	328	1.1271	0.03076	2.0743	0.0405	0.0946
38	507	1.0592	0.0435931	2.3923	0.0325	0.0825
39	70	1.0144	0.0439758	2.4344	0.0876	0.2163
40	96	1.0431	0.0435931	2.3923	0.0748	0.1867
41	610	1.0238	0.0295769	2.7293	0.0297	0.0829
42	849	1.0467	0.0307133	2.7426	0.0252	0.0722
43	218	1.0878	0.0286568	2.567	0.0496	0.1386
44	449	1.1223	0.0573744	1.7709	0.0346	0.0687
45	572	1.1252	0.0286568	2.567	0.0306	0.0885
46	255	1.0895	0.0334576	2.4067	0.0459	0.1203
47	379	1.0734	0.0502112	2.6709	0.0376	0.1079

Çizelge 1 y1\_log değişkeni için doğrudan tahmin standart hatasının tahmini (devam)

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$Defl_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
48	408	1.0281	0.0286568	2.567	0.0363	0.0958
49	221	1.1182	0.0573744	1.7709	0.0493	0.0976
50	166	1.0557	0.0435931	2.3923	0.0569	0.1437
51	86	1.0219	0.0435931	2.3923	0.079	0.1932
52	258	1.1523	0.0410079	2.1142	0.0456	0.1112
53	221	1.1471	0.0410079	2.1142	0.0493	0.1196
54	456	1.0266	0.0295769	2.7293	0.0343	0.0962
55	358	1.0434	0.03076	2.0743	0.0387	0.0838
56	94	1.107	0.0502112	2.6709	0.0756	0.2235
57	150	1.0205	0.03076	2.0743	0.0598	0.1267
58	306	1.0339	0.0435931	2.3923	0.0419	0.1036
59	449	1.069	0.0439758	2.4344	0.0346	0.09
60	202	1.048	0.03076	2.0743	0.0516	0.1121
61	320	1.1881	0.0410079	2.1142	0.041	0.1029
63	189	1.0972	0.0502112	2.6709	0.0533	0.1562
64	113	1.0678	0.0286568	2.567	0.0689	0.189
65	176	1.0563	0.0573744	1.7709	0.0552	0.1033
66	170	1.0489	0.0435931	2.3923	0.0562	0.141
67	510	1.0402	0.03076	2.0743	0.0325	0.07
68	222	1.0552	0.0435931	2.3923	0.0492	0.1242
69	86	1.0577	0.0559848	2.6346	0.079	0.2202
70	203	1.0261	0.0307133	2.7426	0.0514	0.1448
71	133	1.044	0.0435931	2.3923	0.0635	0.1587
72	100	1.068	0.0502112	2.6709	0.0733	0.2091
73	94	1.1391	0.0502112	2.6709	0.0756	0.23
74	84	1.053	0.03076	2.0743	0.08	0.1747
76	143	1.0966	0.0559848	2.6346	0.0613	0.1771
77	25	1.0145	0.0295769	2.7293	0.1466	0.4058
78	47	1.0166	0.03076	2.0743	0.1069	0.2254
80	245	1.069	0.0334576	2.4067	0.0468	0.1205
81	111	1.0447	0.0295769	2.7293	0.0696	0.1983

Çizelge 2 y2\_log değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$Defl_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
1	924	1.044	0.029	2.369	0.022	0.054
2	207	1.158	0.042	2.46	0.046	0.131
3	215	1.103	0.027	2.602	0.045	0.129
4	239	1.1	0.053	2.485	0.043	0.117
5	100	1.029	0.029	1.977	0.066	0.134
6	2630	1.039	0.03	2.829	0.013	0.038
7	629	1.067	0.029	2.369	0.026	0.067
8	29	1.023	0.039	1.951	0.123	0.245
9	491	1.053	0.027	2.602	0.03	0.082
10	409	1.039	0.042	2.461	0.033	0.084
11	117	1.023	0.028	2.573	0.061	0.161
12	42	1.017	0.043	1.871	0.102	0.194
13	96	1.063	0.043	1.871	0.067	0.134
14	140	1.063	0.028	2.573	0.056	0.153
15	65	1.082	0.029	2.369	0.082	0.21

Çizelge 2 y2\_log değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini (devam)

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$Deft_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
16	1110	1.031	0.028	2.573	0.02	0.053
17	305	1.031	0.042	2.461	0.038	0.096
18	202	1.267	0.029	1.977	0.046	0.116
19	163	1.039	0.029	1.977	0.052	0.106
20	531	1.057	0.027	2.602	0.029	0.079
21	446	1.077	0.042	2.46	0.031	0.083
22	231	1.047	0.042	2.461	0.043	0.112
23	199	1.059	0.043	1.871	0.047	0.093
24	114	1.035	0.053	2.485	0.062	0.159
25	440	1.042	0.053	2.485	0.031	0.082
26	363	1.039	0.028	2.573	0.035	0.093
27	517	1.171	0.042	2.46	0.029	0.084
28	291	1.126	0.039	1.951	0.039	0.085
29	20	1.019	0.039	1.951	0.148	0.294
30	76	1.037	0.043	1.871	0.076	0.147
31	529	1.1	0.029	2.369	0.029	0.075
32	196	1.04	0.029	2.369	0.047	0.116
33	702	1.027	0.029	2.369	0.025	0.061
34	3808	1.044	0.03	2.88	0.011	0.032
35	2467	1.024	0.027	2.602	0.013	0.035
36	265	1.083	0.053	2.485	0.041	0.109
37	328	1.127	0.029	1.977	0.036	0.081
38	507	1.059	0.042	2.413	0.029	0.075
39	70	1.014	0.042	2.461	0.079	0.197
40	96	1.043	0.042	2.413	0.067	0.17
41	610	1.024	0.028	2.573	0.027	0.07
42	849	1.047	0.03	2.829	0.023	0.067
43	218	1.088	0.027	2.602	0.045	0.127
44	449	1.122	0.043	1.871	0.031	0.065
45	572	1.125	0.027	2.602	0.028	0.081
46	255	1.09	0.029	2.369	0.041	0.107
47	379	1.073	0.042	2.46	0.034	0.09
48	408	1.028	0.027	2.602	0.033	0.088
49	221	1.118	0.043	1.871	0.044	0.093
50	166	1.056	0.042	2.413	0.051	0.131
51	86	1.022	0.042	2.413	0.071	0.176
52	258	1.152	0.039	1.951	0.041	0.092
53	221	1.147	0.039	1.951	0.044	0.099
54	456	1.027	0.028	2.573	0.031	0.082
55	358	1.043	0.029	1.977	0.035	0.072
56	94	1.107	0.042	2.46	0.068	0.186
57	150	1.02	0.029	1.977	0.054	0.109
58	306	1.034	0.042	2.413	0.038	0.094
59	449	1.069	0.042	2.461	0.031	0.082
60	202	1.048	0.029	1.977	0.046	0.096
61	320	1.188	0.039	1.951	0.037	0.086
63	189	1.097	0.042	2.46	0.048	0.13
64	113	1.068	0.027	2.602	0.062	0.173
65	176	1.056	0.043	1.871	0.05	0.098
66	170	1.049	0.042	2.413	0.051	0.128
67	510	1.04	0.029	1.977	0.029	0.06
68	222	1.055	0.042	2.413	0.044	0.113

Çizelge 2 y2\_log değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini (devam)

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$Defl_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
69	86	1.058	0.053	2.485	0.071	0.187
70	203	1.026	0.03	2.829	0.046	0.135
71	133	1.044	0.042	2.413	0.057	0.144
72	100	1.068	0.042	2.46	0.066	0.174
73	94	1.139	0.042	2.46	0.068	0.191
74	84	1.053	0.029	1.977	0.072	0.15
76	143	1.097	0.053	2.485	0.055	0.151
77	25	1.014	0.028	2.573	0.132	0.345
78	47	1.017	0.029	1.977	0.096	0.194
80	245	1.069	0.029	2.369	0.042	0.107
81	111	1.045	0.028	2.573	0.063	0.169

Çizelge 3 y3 değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$P_{ibbs1}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$sh_{btö-ibbs1}$	$Defl_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
1	924	1.0435	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0145	0.0322
2	207	1.1582	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0319	0.0739
3	215	1.1034	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0279	0.0695
4	239	1.0995	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0323	0.0734
5	100	1.0286	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0307	0.0533
6	2630	1.0392	0.1018	0.0081	0.0052	1.5691	0.0052	0.0085
7	629	1.0671	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0147	0.0335
8	29	1.0231	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0690	0.1124
9	491	1.0532	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0155	0.0368
10	409	1.0390	0.0948	0.0132	0.0081	1.6362	0.0142	0.0241
11	117	1.0232	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0208	0.1042
12	42	1.0173	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0722	0.1285
13	96	1.0632	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0506	0.0941
14	140	1.0633	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0301	0.1567
15	65	1.0821	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0239	0.0551
16	1110	1.0309	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0078	0.0396
17	305	1.0310	0.0948	0.0132	0.0081	1.6362	0.0179	0.0302
18	202	1.2675	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0298	0.0637
19	163	1.0390	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0302	0.0528
20	531	1.0570	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0155	0.0371
21	446	1.0769	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0237	0.0509
22	231	1.0470	0.0948	0.0132	0.0081	1.6362	0.0205	0.0351
23	199	1.0586	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0329	0.0609
24	114	1.0350	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0274	0.0587
25	440	1.0423	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0230	0.0496
26	363	1.0393	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0173	0.0882
27	517	1.1711	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0190	0.0444
28	291	1.1255	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0224	0.0401
29	20	1.0193	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0785	0.1274
30	76	1.0370	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0562	0.1019
31	529	1.1005	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0205	0.0482
32	196	1.0403	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0229	0.0508
33	702	1.0270	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0167	0.0365
34	3808	1.0439	0.0576	0.0060	0.0039	1.5283	0.0038	0.0060

Çizelge 3 y3 değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini (devam)

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$P_{ibbs1}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$sh_{btö-ibbs1}$	$Defl_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
35	2467	1.0239	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0062	0.0144
36	265	1.0832	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0295	0.0662
37	328	1.1271	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0211	0.0402
38	507	1.0592	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0199	0.0436
39	70	1.0144	0.0948	0.0132	0.0081	1.6362	0.0475	0.0789
40	96	1.0431	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0229	0.0494
41	610	1.0238	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0133	0.0667
42	849	1.0467	0.1018	0.0081	0.0052	1.5691	0.0131	0.0215
43	218	1.0878	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0270	0.0663
44	449	1.1223	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0211	0.0414
45	572	1.1252	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0158	0.0401
46	255	1.0895	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0277	0.0643
47	379	1.0734	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0247	0.0530
48	408	1.0281	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0131	0.0304
49	221	1.1182	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0336	0.0658
50	166	1.0557	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0320	0.0699
51	86	1.0219	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0430	0.0909
52	258	1.1523	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0229	0.0419
53	221	1.1471	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0209	0.0382
54	456	1.0266	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0159	0.0801
55	358	1.0434	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0208	0.0365
56	94	1.1070	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0514	0.1137
57	150	1.0205	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0340	0.0585
58	306	1.0339	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0210	0.0449
59	449	1.0690	0.0948	0.0132	0.0081	1.6362	0.0116	0.0203
60	202	1.0480	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0324	0.0572
61	320	1.1881	0.1572	0.0198	0.0124	1.5930	0.0209	0.0396
63	189	1.0972	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0357	0.0782
64	113	1.0678	0.1327	0.0116	0.0051	2.2580	0.0297	0.0716
65	176	1.0563	0.4063	0.0267	0.0153	1.7498	0.0351	0.0649
66	170	1.0489	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0378	0.0821
67	510	1.0402	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0127	0.0223
68	222	1.0552	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0328	0.0718
69	86	1.0577	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0464	0.1015
70	203	1.0261	0.1018	0.0081	0.0052	1.5691	0.0190	0.0306
71	133	1.0440	0.2516	0.0231	0.0111	2.0718	0.0343	0.0742
72	100	1.0680	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0463	0.0987
73	94	1.1391	0.4398	0.0254	0.0127	1.9981	0.0304	0.0692
74	84	1.0530	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0355	0.0630
76	143	1.0966	0.3467	0.0294	0.0142	2.0689	0.0395	0.0896
78	47	1.0166	0.1793	0.0159	0.0094	1.6848	0.0532	0.0910
80	245	1.0690	0.2347	0.0165	0.0077	2.1323	0.0248	0.0566
81	111	1.0447	0.1004	0.0282	0.0058	4.8987	0.0192	0.0983



Çizelge 4 y4 değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$P_{ibbs1}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$sh_{btö-ibbs1}$	$Deft_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
1	924	1.0435	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0137	0.0294
2	207	1.1582	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0333	0.0748
3	215	1.1034	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0248	0.0604
4	239	1.0995	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0323	0.0766
5	100	1.0286	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0344	0.0643
6	2630	1.0392	0.0889	0.0089	0.0049	1.8264	0.0051	0.0096
7	629	1.0671	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0158	0.0346
8	29	1.0231	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0640	0.1001
9	491	1.0532	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0152	0.0354
10	409	1.0390	0.1048	0.0155	0.0084	1.8353	0.0145	0.0277
11	117	1.0232	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0198	0.0907
12	42	1.0173	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0766	0.1319
13	96	1.0632	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0470	0.0845
14	140	1.0633	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0310	0.1477
15	65	1.0821	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0379	0.0841
16	1110	1.0309	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0076	0.0350
17	305	1.0310	0.1048	0.0155	0.0084	1.8353	0.0198	0.0374
18	202	1.2675	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0311	0.0716
19	163	1.0390	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0291	0.0550
20	531	1.0570	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0173	0.0402
21	446	1.0769	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0235	0.0491
22	231	1.0470	0.1048	0.0155	0.0084	1.8353	0.0226	0.0434
23	199	1.0586	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0337	0.0604
24	114	1.0350	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0258	0.0574
25	440	1.0423	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0232	0.0522
26	363	1.0393	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0165	0.0769
27	517	1.1711	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0197	0.0447
28	291	1.1255	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0245	0.0421
29	20	1.0193	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0940	0.1463
30	76	1.0370	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0532	0.0934
31	529	1.1005	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0188	0.0425
32	196	1.0403	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0217	0.0463
33	702	1.0270	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0157	0.0330
34	3808	1.0439	0.0335	0.0047	0.0030	1.5496	0.0029	0.0047
35	2467	1.0239	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0056	0.0126
36	265	1.0832	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0299	0.0697
37	328	1.1271	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0209	0.0429
38	507	1.0592	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0194	0.0419
39	70	1.0144	0.1048	0.0155	0.0084	1.8353	0.0481	0.0896
40	96	1.0431	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0265	0.0565
41	610	1.0238	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0118	0.0541
42	849	1.0467	0.0889	0.0089	0.0049	1.8264	0.0116	0.0222
43	218	1.0878	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0289	0.0694
44	449	1.1223	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0202	0.0384
45	572	1.1252	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0162	0.0403
46	255	1.0895	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0285	0.0637
47	379	1.0734	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0257	0.0533
48	408	1.0281	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0134	0.0304
49	221	1.1182	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0335	0.0634
50	166	1.0557	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0304	0.0655
51	86	1.0219	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0366	0.0763
52	258	1.1523	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0270	0.0475

Çizelge 4 y4 değişkeni için doğrudan tahminin standart hatasının tahmini (devam)

ilkodu	n	$kishfaktör_{il}$	$p_{ibbs1}$	$sh_{ibbs1,jrr}$	$sh_{btö-ibbs1}$	$Deft_{ibbs1}$	$sh_{btö-il}$	$sh_{doğrudan}$
53	221	1.1471	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0218	0.0383
54	456	1.0266	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0143	0.0657
55	358	1.0434	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0224	0.0424
56	94	1.1070	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0515	0.1104
57	150	1.0205	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0306	0.0567
58	306	1.0339	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0196	0.0415
59	449	1.0690	0.1048	0.0155	0.0084	1.8353	0.0105	0.0206
60	202	1.0480	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0326	0.0621
61	320	1.1881	0.1997	0.0208	0.0136	1.5276	0.0223	0.0404
63	189	1.0972	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0357	0.0759
64	113	1.0678	0.1298	0.0113	0.0051	2.2065	0.0344	0.0811
65	176	1.0563	0.3605	0.0253	0.0149	1.6930	0.0360	0.0644
66	170	1.0489	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0372	0.0796
67	510	1.0402	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0136	0.0256
68	222	1.0552	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0325	0.0701
69	86	1.0577	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0473	0.1076
70	203	1.0261	0.0889	0.0089	0.0049	1.8264	0.0202	0.0378
71	133	1.0440	0.2411	0.0224	0.0110	2.0421	0.0408	0.0870
72	100	1.0680	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0382	0.0790
73	94	1.1391	0.4117	0.0244	0.0126	1.9359	0.0469	0.1034
74	84	1.0530	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0336	0.0643
76	143	1.0966	0.3624	0.0309	0.0143	2.1534	0.0395	0.0934
78	47	1.0166	0.1949	0.0176	0.0097	1.8159	0.0589	0.1087
80	245	1.0690	0.2143	0.0153	0.0075	2.0497	0.0246	0.0538
81	111	1.0447	0.0868	0.0242	0.0054	4.4862	0.0237	0.1109

Çizelge 5 REML tekniğiyle rasgele etkinin varyansının tahminleri ( $\hat{\sigma}_v^2$ )

y1_log	y2_log	y3	y4
0.001109963	0.002849429	0.0007137169	0.0008683914

Çizelge 6 HB yöntemiyle bağlantı modellerindeki artıkların varyansının tahmini ( $\hat{\sigma}_v^2$ )

Model	Değişken	Ortalama	Standart sapma	2.5%	97.5%
1.	y1_log	0.0035539	0.0026495	0.0007696	0.009
2.	y2_log	0.0036588	0.0021399	0.0009795	0.009
3.	y3	0.0011946	0.0009008	0.0002170	0.004
4.	y4	0.0014044	0.0008258	0.0003909	0.003

### EK 3 Tüm Açıklayıcı Değişken Listesi

Çizelge 1 İl bazında açıklayıcı değişken listesi

1	Nüfus (TÜİK)	18	Konut Satışları (TÜİK)
2	Erkek Nüfusu (TÜİK)	19	Evli 15+ Sayısı (TÜİK)
3	Kadın Nüfusu (TÜİK)	20	Okuryazar 6+ Sayısı (TÜİK)
4	0_14 Yaş Nüfusu (TÜİK)	21	Yüksekokul veya Fakülte Mezun Sayısı (TÜİK)
5	15_64 Yaş Nüfusu (TÜİK)	22	Yüksek Lisans Mezun Sayısı (TÜİK)
6	65+ Nüfusu (TÜİK)	23	Önlisans+Lisans+Mezun okuyan sayısı (TÜİK)
7	Toplam Yaş Bağımlılık Oranı (TÜİK)	24	Girişim Sayısı (TÜİK)
8	Yaşlı Bağımlılık Oranı 65+ (TÜİK)	25	Bitkisel Üretim Değeri (TÜİK)
9	Genç Bağımlılık Oranı (0_14 yaş) (TÜİK)	26	Hayvansal Üretim Değeri (TÜİK)
10	Nüfus Yoğunluğu (TÜİK)	27	SGK Aktif Çalışan Kişi Sayısı (SGK)
11	Yıllık Nüfus Artış Hızı Binde (TÜİK)	28	Medyan Yaş (TÜİK)
12	Net Göç Sayısı (TÜİK)	29	Özel Amaçlı Taşıt Sayısı (TÜİK)
13	Net Göç Hızı Binde (TÜİK)	30	İhracat (TÜİK)
14	Ölüm Sayısı (TÜİK)	31	İthalat (TÜİK)
15	Bebek Ölümlülüğü (TÜİK)	32	Ortalama Hanehalkı Büyüklüğü (TÜİK)
16	Doğumlar (TÜİK)	33	Tahsil Edilen Vergi Matrahı (GİB)
17	Otomobil sayısı (TÜİK)	34	Toplam Doğurganlık Hızı (TÜİK)

## EK 4 Açıklayıcı Değişkenlerin Belirlenme Aşamaları

Çizelge 1 İl bazında düzenlemeler sonrası (toplulaştırma ve oranlaştırma) ilk aşama belirlenen değişkenler

x8	Yıllık Nüfus Artış Hızı Binde
x9	Net Göç Hızı Binde
x11	Kişi Başına Konut Satışları
x13	Eğitim Yılı Ortalaması
x14	Kişi Başına Girişim Sayısı
x15	Kişi Başına Tarım Geliri
x16	SGK Aktif Çalışan Oranı
x17	Kişi Başına Net İhracat
x23	Ortalama Hanehalkı Büyüklüğü
x28	Kişi başına Vergi Matrahı
x30	Toplam Doğurganlık Hızı

Çizelge 2 y1\_log değişkeni için CAIC kriterine göre model sıralaması

Model sıra	Model id	CV.ort	CAIC	Değişkenler
1	429	0.4689	-89.7128	x0 x9 x16 x23 x28
2	876	0.4657	-89.7106	x0 x9 x14 x16 x23 x28
3	821	0.4726	-89.6088	x0 x9 x11 x16 x23 x28
4	1324	0.4690	-89.6069	x0 x9 x11 x14 x16 x23 x28
5	581	0.6206	-89.2514	x0 x8 x9 x11 x16 x23
6	1391	0.4980	-88.6945	x0 x9 x14 x16 x17 x23 x28
7	893	0.4992	-88.6855	x0 x9 x16 x17 x23 x28
8	1036	0.6308	-88.6496	x0 x8 x9 x11 x13 x16 x23
9	1741	0.5005	-88.6094	x0 x9 x11 x14 x16 x17 x23 x28
10	1341	0.5018	-88.5985	x0 x9 x11 x16 x17 x23 x28

Çizelge 3 y2\_log değişkeni için CAIC kriterine göre model sıralaması

Model sıra	Model id	CV.ort	CAIC	Değişkenler
1	1036	0.860776	-99.6154	x0 x8 x9 x11 x13 x16 x23
2	1502	0.904776	-99.0934	x0 x8 x9 x11 x13 x15 x16 x23
3	784	0.838122	-98.8752	x0 x9 x11 x13 x16 x23
4	778	0.876407	-98.2689	x0 x9 x11 x13 x15 x16
5	1492	0.877731	-98.0907	x0 x8 x9 x11 x13 x14 x16 x23
6	1515	0.88839	-98.0779	x0 x8 x9 x11 x13 x16 x23 x30
7	354	0.838404	-97.816	x0 x9 x11 x13 x16
8	786	0.850971	-97.7441	x0 x9 x11 x13 x16 x30
9	1292	0.874683	-97.7152	x0 x9 x11 x13 x15 x16 x23
10	1140	0.937141	-97.6835	x0 x8 x9 x15 x16 x28 x30

Çizelge 4 y3 değişkeni için CAIC kriterine göre model sıralaması

Model sıra	Model id	CV.ort	CAIC	Değişkenler
1	1051	15.63799	-200.59	<b>x0 x8 x9 x11 x14 x16 x23</b>
2	1492	16.35498	-200.135	x0 x8 x9 x11 x13 x14 x16 x23
3	617	16.8178	-200.128	x0 x8 x9 x14 x16 x23
4	1817	17.236	-200.07	x0 x8 x9 x11 x13 x14 x15 x16 x23
5	1595	17.63855	-200.06	x0 x8 x9 x14 x15 x16 x23 x30
6	1522	16.42875	-199.963	x0 x8 x9 x11 x14 x15 x16 x23
7	1535	15.97028	-199.92	x0 x8 x9 x11 x14 x16 x23 x30
8	1116	17.42309	-199.911	x0 x8 x9 x14 x15 x16 x23
9	1855	16.82902	-199.894	x0 x8 x9 x11 x14 x15 x16 x23 x30
10	259	16.21394	-199.663	x0 x8 x9 x16 x23

Çizelge 5 y4 değişkeni için CAIC kriterine göre model sıralaması

Model sıra	model id	CV.ort	CAIC	Değişkenler
1	1463	18.67363	-201.612	x0 x13 x14 x15 x16 x28 x30
2	993	18.67153	-201.597	x0 x13 x15 x16 x28 x30
3	1785	18.68206	-201.594	x0 x11 x13 x14 x15 x16 x28 x30
4	1427	18.67993	-201.579	x0 x11 x13 x15 x16 x28 x30
5	977	18.73324	-201.462	x0 x13 x14 x15 x28 x30
6	516	18.7316	-201.446	x0 x13 x15 x28 x30
7	1411	18.74133	-201.445	x0 x11 x13 x14 x15 x28 x30
8	922	18.73966	-201.429	x0 x11 x13 x15 x28 x30
9	784	16.20856	-201.263	<b>x0 x9 x11 x13 x16 x23</b>
10	1817	18.18943	-201.015	x0 x8 x9 x11 x13 x14 x15 x16 x23

## EK 5 En İyi Alt Kümeler Regresyonuna Göre Değişken Seçiminin Değerlendirilmesi

Çizelge 1 y1\_log değişkeni için en iyi alt kümeler regresyonuna göre değişken seçim yöntemi

Best Subsets Regression: y1_log versus x9, x16, x23, x28					
Vars	R-Sq	R-Sq(adj)	Mallows		x 1 2 2 9 6 3 8
			Cp	S	
1	66.4	66.0	22.3	0.17409	X
1	65.0	64.5	26.4	0.17773	X
2	72.7	71.9	6.4	0.15808	X X
2	72.3	71.6	7.5	0.15919	X X
3	73.8	72.7	5.3	0.15596	X X X
3	73.3	72.2	6.6	0.15732	X X X
<b>4</b>	<b>74.5</b>	<b>73.2</b>	<b>5.0</b>	<b>0.15465</b>	<b>X X X X</b>

Çizelge 2 y2\_log değişkeni için en iyi alt kümeler regresyonuna göre değişken seçim yöntemi

Best Subsets Regression: y2_log versus x9, x11, x13, x16, x23					
Vars	R-Sq	R-Sq(adj)	Mallows		x 1 1 1 2 9 1 3 6 3
			Cp	S	
1	64.5	64.0	6.7	0.15480	X
1	56.8	56.2	24.3	0.17078	X
2	65.7	64.8	6.0	0.15317	X X
2	65.6	64.7	6.2	0.15333	X X
3	67.0	65.6	5.1	0.15126	X X X
3	66.7	65.3	5.8	0.15197	X X X
4	67.7	66.0	5.4	0.15055	X X X X
4	67.4	65.7	6.0	0.15122	X X X X
<b>5</b>	<b>68.3</b>	<b>66.1</b>	<b>6.0</b>	<b>0.15018</b>	<b>X X X X X</b>

Çizelge 3 y3 değişkeni için en iyi alt kümeler regresyonuna göre değişken seçim yöntemi

Best Subsets Regression: y3 versus x8, x9, x11, x14, x16, x23					
Vars	R-Sq	R-Sq(adj)	Mallows		x x 1 1 1 2 8 9 1 4 6 3
			Cp	S	
1	72.7	72.4	19.8	0.090396	X
1	67.0	66.6	39.2	0.099414	X
2	77.2	76.6	6.7	0.083242	X X
2	73.7	73.0	18.7	0.089458	X X
3	77.3	76.4	8.3	0.083601	X X X
3	77.3	76.4	8.3	0.083606	X X X
4	78.6	77.5	5.7	0.081665	X X X X
4	77.4	76.2	9.8	0.083947	X X X X
5	79.1	77.6	6.3	0.081428	X X X X X
5	78.8	77.3	7.2	0.081932	X X X X X
<b>6</b>	<b>79.4</b>	<b>77.7</b>	<b>7.0</b>	<b>0.081262</b>	<b>X X X X X X</b>

Çizelge 4 y4 değişkeni için en iyi alt kümeler regresyonuna göre değişken seçim yöntemi

<b>Best Subsets Regression: y4 versus x9, x11, x13, x16, x23</b>									
Vars	R-Sq	R-Sq (adj)	Mallows						
			Cp	S	x	1	1	1	2
1	66.8	66.4	19.4	0.084265					
1	62.8	62.3	30.6	0.089226					X
2	71.4	70.6	8.7	0.078760					X X
2	70.3	69.5	11.6	0.080202				X	X
3	72.7	71.6	7.0	0.077459				X	X X
3	72.3	71.2	8.2	0.078049	X				X X
4	73.6	72.2	6.5	0.076682	X			X	X X X
4	73.6	72.1	6.7	0.076788		X		X	X X X
<b>5</b>	<b>74.5</b>	<b>72.7</b>	<b>6.0</b>	<b>0.075911</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X X X</b>

Çizelge 5 Sentetik tahmin modelindeki katsayıların tahminleri

Beta katsayıları	y1_log	y2_log	y3	y4
intercept	8.9454	5.4497	-0.1557	0.6062
x8			-0.0039	
x9	-0.0036	-0.004	0.0051	0.0015
x11		-11.85	3.9786	5.7622
x13		0.1075		-0.056
x14			2.2456	
x16	2.3778	2.6947	-1.1942	-0.985
x23	-0.1081	-0.039	0.1409	0.0506
x28	0.0003			

## EK 6 EBLUP Yöntemine Göre Gamma ( $\gamma_i$ ) Tahminleri

Çizelge 1 Modeldeki Gamma ( $\gamma_i$ ) tahminleri

Gamma ( $\hat{\gamma}_i$ )				Gamma ( $\hat{\gamma}_i$ )			
İl_sıra	İl_kodu	y1_log	y2_log	İl_sıra	İl_kodu	y3	y4
1	1	0.2324	0.4968	1	1	0.4070	0.5016
2	2	0.0428	0.1427	2	2	0.1156	0.1345
3	3	0.0525	0.1455	3	3	0.1287	0.1924
4	4	0.0556	0.1728	4	4	0.1169	0.1291
5	5	0.0434	0.1363	5	5	0.2011	0.1734
6	6	0.4008	0.6651	6	6	0.9085	0.9032
7	7	0.1646	0.3912	7	7	0.3886	0.4197
8	8	0.0126	0.0453	8	8	0.0535	0.0798
9	9	0.1219	0.2991	9	9	0.3455	0.4098
10	10	0.1167	0.2900	10	10	0.5516	0.5313
11	11	0.0301	0.0992	11	11	0.0617	0.0955
12	12	0.0260	0.0704	12	12	0.0414	0.0475
13	13	0.0530	0.1367	13	13	0.0746	0.1084
14	14	0.0332	0.1088	14	14	0.0282	0.0383
15	15	0.0194	0.0607	15	15	0.1904	0.1094
16	16	0.2246	0.5073	16	16	0.3128	0.4142
17	17	0.0910	0.2363	17	17	0.4395	0.3825
18	18	0.0569	0.1735	18	18	0.1498	0.1448
19	19	0.0676	0.2013	19	19	0.2039	0.2231
20	20	0.1297	0.3142	20	20	0.3421	0.3491
21	21	0.1002	0.2933	21	21	0.2157	0.2651
22	22	0.0685	0.1852	22	22	0.3665	0.3156
23	23	0.1047	0.2488	23	23	0.1614	0.1924
24	24	0.0307	0.1011	24	24	0.1717	0.2086
25	25	0.1076	0.2997	25	25	0.2252	0.2418
26	26	0.0853	0.2489	26	26	0.0841	0.1280
27	27	0.0984	0.2891	27	27	0.2655	0.3029
28	28	0.0960	0.2827	28	28	0.3073	0.3284
29	29	0.0088	0.0320	29	29	0.0421	0.0390
30	30	0.0445	0.1165	30	30	0.0643	0.0906
31	31	0.1348	0.3370	31	31	0.2352	0.3250
32	32	0.0607	0.1741	32	32	0.2165	0.2884
33	33	0.1919	0.4364	33	33	0.3492	0.4431
34	34	0.4506	0.7333	34	34	0.9516	0.9750
35	35	0.4246	0.6941	35	35	0.7737	0.8446
36	36	0.0630	0.1927	36	36	0.1401	0.1518
37	37	0.1103	0.3012	37	37	0.3069	0.3210



Çizelge 1 Modeldeki Gamma ( $\gamma_i$ ) tahminleri (devam)

Gamma ( $\hat{\gamma}_i$ )				Gamma ( $\hat{\gamma}_i$ )			
İl_sıra	İl_kodu	y1_log	y2_log	İlsıra	İl_kodu	y3	y4
38	38	0.1403	0.3364	38	38	0.2726	0.3308
39	39	0.0232	0.0683	39	39	0.1028	0.0976
40	40	0.0309	0.0900	40	40	0.2260	0.2141
41	41	0.1390	0.3646	41	41	0.1384	0.2287
42	42	0.1755	0.3872	42	42	0.6078	0.6382
43	43	0.0546	0.1508	43	43	0.1398	0.1527
44	44	0.1902	0.3993	44	44	0.2941	0.3712
45	45	0.1241	0.3035	45	45	0.3076	0.3481
46	46	0.0712	0.2000	46	46	0.1472	0.1765
47	47	0.0870	0.2620	47	47	0.2024	0.2339
48	48	0.1080	0.2712	48	48	0.4350	0.4850
49	49	0.1043	0.2479	49	49	0.1416	0.1775
50	50	0.0510	0.1431	50	50	0.1275	0.1683
51	51	0.0289	0.0845	51	51	0.0795	0.1298
52	52	0.0824	0.2500	52	52	0.2886	0.2780
53	53	0.0720	0.2236	53	53	0.3283	0.3723
54	54	0.1072	0.2990	54	54	0.1000	0.1673
55	55	0.1364	0.3545	55	55	0.3490	0.3257
56	56	0.0217	0.0764	56	56	0.0524	0.0665
57	57	0.0647	0.1939	57	57	0.1724	0.2128
58	58	0.0937	0.2430	58	58	0.2613	0.3356
59	59	0.1205	0.2976	59	59	0.6349	0.6711
60	60	0.0812	0.2350	60	60	0.1789	0.1837
61	61	0.0949	0.2800	61	61	0.3127	0.3471
62	63	0.0435	0.1449	62	63	0.1046	0.1310
63	64	0.0301	0.0872	63	64	0.1223	0.1165
64	65	0.0941	0.2273	64	65	0.1448	0.1729
65	66	0.0528	0.1477	65	66	0.0958	0.1206
66	67	0.1846	0.4404	66	67	0.5886	0.5693
67	68	0.0672	0.1827	67	68	0.1217	0.1502
68	69	0.0223	0.0751	68	69	0.0648	0.0697
69	70	0.0503	0.1359	69	70	0.4324	0.3774
70	71	0.0422	0.1204	70	71	0.1146	0.1028
71	72	0.0248	0.0864	71	72	0.0682	0.1222
72	73	0.0206	0.0725	72	73	0.1298	0.0751
73	74	0.0351	0.1123	73	74	0.1523	0.1736
74	76	0.0342	0.1116	74	76	0.0817	0.0906
75	77	0.0067	0.0234	75	78	0.0793	0.0684
76	78	0.0214	0.0706	76	80	0.1820	0.2306
77	80	0.0711	0.1997	77	81	0.0688	0.0660
78	81	0.0274	0.0911				

## EK 7 Tahminlerin cv'lerinin Karşılaştırılması

Çizelge 1 Tahmin sonucunda elde edilen cv değerlerinin karşılaştırılması

İl_sıra	İl_kodu	Değişim katsayısı (cv, %)					
		y1_log			y2_log		
		cv.doğrudan	cv.sentetik	cv.eblup	cv_doğrudan	cv_sentetik	cv.eblup
1	1	0.6688	0.4010	0.4243	0.8125	0.9042	0.6538
2	2	1.7628	0.4576	0.4647	2.0661	0.9600	0.9034
3	3	1.5504	0.4069	0.4197	1.9405	0.8664	0.8223
4	4	1.5618	0.6113	0.6040	1.8776	1.1835	1.0600
5	5	1.6919	0.4306	0.4386	2.0195	0.8525	0.8146
6	6	0.4286	0.3981	0.3805	0.5479	0.9582	0.5168
7	7	0.8087	0.4073	0.4264	0.9960	0.9271	0.7315
8	8	3.1937	0.4121	0.4153	3.7744	0.9017	0.8881
9	9	0.9571	0.3986	0.4200	1.2056	0.8617	0.7479
10	10	0.9707	0.4123	0.4288	1.2179	0.8924	0.7674
11	11	2.0420	0.4317	0.4371	2.3677	0.8531	0.8248
12	12	2.4354	0.4618	0.4671	3.1520	0.9354	0.9144
13	13	1.5741	0.5406	0.5401	2.0444	0.9996	0.9332
14	14	1.9674	0.4283	0.4347	2.2950	0.8627	0.8317
15	15	2.5562	0.4338	0.4375	3.1391	0.8861	0.8676
16	16	0.6583	0.4002	0.4175	0.7675	0.8425	0.6134
17	17	1.1311	0.4698	0.4742	1.4305	0.9127	0.8132
18	18	1.5037	0.7473	0.7258	1.8110	1.1893	1.0598
19	19	1.3565	0.4857	0.4891	1.6277	1.1190	0.9828
20	20	0.9342	0.3918	0.4150	1.1866	0.8545	0.7401
21	21	1.1509	0.5261	0.5263	1.3348	1.0179	0.8641
22	22	1.3252	0.4058	0.4201	1.6749	0.8379	0.7854
23	23	1.1076	0.4149	0.4356	1.4699	0.9420	0.8389
24	24	1.9880	0.4209	0.4274	2.3044	0.8457	0.8174
25	25	1.0882	0.4430	0.4578	1.2955	0.9088	0.7921
26	26	1.1715	0.4064	0.4219	1.3645	1.0867	0.9173
27	27	1.1192	0.4313	0.4470	1.3040	0.8912	0.7837
28	28	1.1173	0.4253	0.4402	1.2958	0.8972	0.7846
29	29	3.8642	0.5141	0.5145	4.4754	0.9890	0.9751
30	30	1.7515	0.7071	0.6943	2.2861	1.3552	1.2429
31	31	0.9467	0.4069	0.4316	1.1483	0.8901	0.7535
32	32	1.4027	0.4523	0.4592	1.6938	0.9428	0.8627
33	33	0.7594	0.3997	0.4253	0.9214	0.8691	0.6822
34	34	0.3852	0.5558	0.4219	0.4586	0.9116	0.4395
35	35	0.4120	0.3999	0.3767	0.5125	0.8391	0.4686
36	36	1.4443	0.4987	0.5024	1.7238	0.9492	0.8715
37	37	1.0358	0.3991	0.4207	1.2302	0.9762	0.8185
38	38	0.9180	0.3931	0.4201	1.1590	0.8960	0.7584

Çizelge 1 Tahmin sonucunda elde edilen *cv* değerlerinin karşılaştırılması (devam)

		Değişim katsayısı (cv, %)					
		y1_log			y2_log		
İl_sıra	İl_kodu	cv.doğrudan	cv.sentetik	cv.eblup	cv_doğrudan	cv_sentetik	cv.eblup
39	39	2.3747	0.4079	0.4138	3.0259	0.8765	0.8578
40	40	2.0030	0.4076	0.4153	2.4928	0.9207	0.8862
41	41	0.8894	0.3970	0.4187	1.0264	0.9021	0.7286
42	42	0.7862	0.3956	0.4216	0.9941	0.8381	0.6906
43	43	1.5156	0.4249	0.4354	1.9312	0.8611	0.8181
44	44	0.7657	0.4086	0.4319	0.9963	0.8768	0.7087
45	45	0.9621	0.3978	0.4201	1.2234	0.8767	0.7596
46	46	1.3327	0.4170	0.4322	1.6449	0.8621	0.8028
47	47	1.2793	0.5655	0.5616	1.4665	1.0249	0.8919
48	48	1.0051	0.4073	0.4233	1.2609	0.9214	0.7923
49	49	1.1346	0.6220	0.6049	1.4983	1.1127	0.9543
50	50	1.5642	0.4140	0.4250	1.9403	0.8480	0.8071
51	51	2.0762	0.4269	0.4330	2.5710	0.8565	0.8330
52	52	1.2172	0.6637	0.6417	1.4318	1.2118	1.0098
53	53	1.2831	0.4065	0.4212	1.4729	0.8526	0.7781
54	54	1.0419	0.4002	0.4210	1.2201	0.8367	0.7367
55	55	0.9158	0.4091	0.4302	1.1042	0.8742	0.7352
56	56	2.6168	0.5885	0.5874	2.9977	1.0525	1.0155
57	57	1.3808	0.4705	0.4754	1.6259	0.9804	0.8832
58	58	1.1195	0.4361	0.4483	1.3965	0.8685	0.7809
59	59	0.9585	0.4563	0.4616	1.1913	0.9708	0.8079
60	60	1.2446	0.4278	0.4425	1.4984	0.9373	0.8392
61	61	1.1200	0.4035	0.4223	1.2998	0.8512	0.7573
62	63	1.8316	0.5863	0.5838	2.1650	1.2123	1.1102
63	64	2.0402	0.4088	0.4161	2.5552	0.8485	0.8254
64	65	1.2324	0.6860	0.6630	1.6518	1.1701	1.0176
65	66	1.5857	0.5499	0.5475	2.0050	0.9887	0.9217
66	67	0.7527	0.4741	0.4704	0.8942	0.9164	0.6920
67	68	1.4107	0.4209	0.4354	1.7826	0.8896	0.8328
68	69	2.4266	0.4179	0.4235	2.9151	0.8720	0.8531
69	70	1.5438	0.4204	0.4299	1.9526	0.8399	0.8007
70	71	1.7671	0.4415	0.4490	2.2980	0.9745	0.9255
71	72	2.3146	0.5902	0.5880	2.6066	1.0702	1.0191
72	73	2.9087	0.8325	0.8245	3.3211	1.3551	1.2956
73	74	1.8719	0.3988	0.4082	2.2340	0.9180	0.8757
74	76	1.9671	0.4542	0.4604	2.3657	0.9227	0.8864
75	77	4.2550	0.4194	0.4209	4.8862	0.8405	0.8344
76	78	2.4745	0.5289	0.5289	2.9589	1.0068	0.9733
77	80	1.3227	0.4088	0.4252	1.6306	0.9336	0.8509
78	81	2.1109	0.4016	0.4086	2.4271	0.8712	0.8413

Çizelge 2 Tahmin sonucunda elde edilen *cv* değerlerinin karşılaştırılması

		Değişim katsayısı ( <i>cv</i> , %)					
		y3			y4		
İlsira	İlkodu	cv.doğrudan	cv.sentetik	cv.eblup	cv_ doğrudan	cv_ sentetik	cv.eblup
1	1	12.2385	12.4972	9.3577	13.0650	15.4800	10.6130
2	2	24.4073	7.7346	7.5445	20.8217	10.3578	9.5600
3	3	32.7192	13.7618	13.0491	38.5099	15.7733	15.1060
4	4	15.7138	6.1115	5.8249	15.6965	7.8161	7.2325
5	5	50.4407	18.1239	17.8017	46.7656	19.0896	18.2359
6	6	11.0053	50.2799	11.1249	13.1617	73.7629	13.4983
7	7	20.5623	25.2748	17.6530	17.6403	23.7386	15.5328
8	8	68.0091	26.4569	25.2627	72.5341	32.2219	30.2653
9	9	27.0701	20.6486	17.3308	27.0301	21.6488	17.8020
10	10	26.6849	37.4201	23.3884	29.0616	29.5945	21.8583
11	11	195.0673	31.9857	31.8032	189.1063	35.2563	35.5082
12	12	18.9856	9.1120	8.5986	29.9995	9.8194	9.4822
13	13	21.6701	6.3374	6.1716	27.7839	8.3472	8.1303
14	14	105.2159	24.7105	24.2800	92.4755	22.7661	22.3155
15	15	142.9665	27.4273	28.6081	80.6294	26.0680	25.3018
16	16	53.7542	31.3681	28.4967	51.2268	31.9648	28.7533
17	17	27.5364	25.7063	19.9285	27.0031	24.8099	19.3244
18	18	27.1477	29.6729	24.1698	26.8577	19.2609	16.8722
19	19	29.1722	17.9723	15.9930	33.1204	16.3276	15.0671
20	20	24.5951	29.3451	20.6934	20.4520	29.3237	18.8306
21	21	10.3052	6.2754	5.5953	10.9997	7.6045	6.5411
22	22	32.2256	21.4437	18.7993	31.8022	23.3632	19.7735
23	23	19.4464	10.9361	9.9194	17.5283	12.0530	10.4321
24	24	62.0588	18.9993	18.8743	69.6546	17.8800	18.3390
25	25	13.5023	9.5829	8.2428	13.4017	12.4183	9.8216
26	26	70.9249	32.5390	30.6349	69.2210	28.6291	27.0534
27	27	17.9271	10.9869	9.7759	16.0434	10.3984	9.1249
28	28	22.6716	17.0107	14.3673	18.6648	16.5501	13.1198
29	29	88.5953	20.4646	20.1206	63.8829	17.9607	17.5022
30	30	25.5284	7.0789	6.9082	29.8531	10.2543	9.8702
31	31	14.3598	10.1156	8.7147	16.9870	12.3254	10.4642
32	32	43.6443	18.2618	17.5064	44.9435	23.2541	21.4708
33	33	13.7685	15.6232	11.2887	14.8567	15.6247	11.4281
34	34	10.4599	36.4178	10.1868	14.0738	51.9627	13.7108
35	35	13.3792	26.3439	12.4985	14.9872	34.7915	14.1939
36	36	18.2494	9.4544	8.6993	18.1956	10.1930	9.2239
37	37	22.4931	18.2172	15.0106	24.6095	18.0221	15.2211
38	38	15.7207	14.7770	11.6351	16.3817	15.5770	12.0324
39	39	40.0492	25.5613	22.8358	43.9911	36.2955	30.9309
40	40	93.1714	16.2887	17.2337	77.6300	16.6160	17.2200

Çizelge 2 Tahmin sonucunda elde edilen cv değerlerinin karşılaştırılması (devam)

		Değişim katsayısı (cv, %)					
		y3			y4		
İlsira	İlkodu	cv.doğrudan	cv.sentetik	cv.eblup	cv_ doğrudan	cv_ sentetik	cv.eblup
41	41	54.2561	40.0097	34.7123	57.9354	45.5501	37.9613
42	42	12.2020	13.0463	9.4709	16.8465	15.0961	12.0383
43	43	33.5080	25.5109	21.8956	28.9475	17.9969	15.9601
44	44	15.0440	12.3818	10.1571	15.9107	14.5195	11.3492
45	45	23.3095	25.5619	18.8379	21.7739	22.6929	16.8563
46	46	24.1500	11.7231	10.8931	21.7234	11.5333	10.5433
47	47	8.3501	6.1136	5.2457	10.2482	7.9020	6.6303
48	48	40.0891	44.5303	32.2722	38.2423	60.1340	35.5502
49	49	12.7218	6.0571	5.6413	13.9029	7.7136	6.9904
50	50	32.3088	20.6036	18.3029	34.6501	22.4143	19.6876
51	51	45.9786	16.0702	15.4704	57.5535	14.4925	14.4868
52	52	26.1398	16.5575	14.5940	18.9526	14.3133	12.0708
53	53	35.2573	20.3224	18.5954	31.9662	24.9201	20.6742
54	54	59.9760	13.8882	13.8879	63.4216	17.1898	17.2855
55	55	19.1453	13.2430	11.5048	18.1154	14.3811	11.8544
56	56	20.9724	6.3643	6.1838	23.0021	8.2160	7.8834
57	57	26.1257	27.6481	21.5683	33.5661	21.5782	18.9451
58	58	28.0291	14.5869	13.5220	30.3335	15.8334	14.8049
59	59	31.4722	78.9827	33.2482	39.3825	61.5362	34.9994
60	60	18.7171	12.9175	11.2324	19.8133	13.0561	11.4159
61	61	23.5060	16.2293	14.0923	20.4340	21.5648	15.9250
62	63	13.0531	6.6693	6.1830	12.8072	7.7357	6.9772
63	64	63.8258	25.0180	23.9348	50.8965	24.8476	23.0067
64	65	9.5359	6.1611	5.4927	9.9665	7.6681	6.5533
65	66	19.8493	15.4455	13.5868	21.1560	16.6546	14.2854
66	67	24.5040	24.3012	18.2418	24.4303	25.4709	18.5465
67	68	18.1196	10.8807	9.7785	18.5782	12.1691	10.6867
68	69	41.4334	15.8802	15.2141	41.5110	18.5161	17.3956
69	70	38.3902	24.1988	21.8773	41.5483	21.7981	20.5684
70	71	38.1517	16.3031	15.3989	26.2395	22.4223	19.0649
71	72	31.8062	6.0610	6.0231	44.5332	8.2439	8.2898
72	73	7.6543	6.3237	5.5601	14.6182	8.3367	7.7341
73	74	52.2725	18.3099	17.8499	60.5174	15.7226	15.7933
74	76	26.6893	7.6619	7.4830	27.6583	8.6959	8.4378
75	78	57.7524	20.6960	19.8704	53.0054	23.3710	22.0425
76	80	30.4850	12.5430	11.9590	29.8320	13.8447	13.0013
77	81	229.6957	28.0858	28.4150	166.6205	24.8515	24.9999

## EK 8 HB Yöntemiyle Bağlantı Modelindeki Katsayıların Tahminleri

Çizelge 1 HB yöntemiyle y1\_log için bağlantı modelindeki katsayıların tahmini

Beta katsayıları	Ortalama	Standart Sapma	2.50%	97.50%
beta0	9.1494	0.1768	8.8381	9.5200
beta1	-0.0031	0.0016	-0.0060	0.0000
beta2	1.6240	0.6080	0.0500	2.6530
beta3	-0.1266	0.0225	-0.1705	-0.0870
beta4	0.0004	0.0002	0.0002	0.0010

Çizelge 2 HB yöntemiyle y2\_log için bağlantı modelindeki katsayıların tahmini

Beta katsayıları	Ortalama	Standart Sapma	2.50%	97.50%
beta0	5.4814	0.3058	4.8248	6.0130
beta1	-0.0032	0.0017	-0.0067	0.0000
beta2	-11.9262	4.1269	-19.6513	-4.2360
beta3	-0.1025	0.0432	0.0240	0.1920
beta4	2.7372	0.5089	1.6229	3.6170
beta5	-0.0394	0.0233	-0.0837	0.0090

Çizelge 3 HB yöntemiyle y3 için bağlantı modelindeki katsayıların tahmini

Beta katsayıları	Ortalama	Standart Sapma	2.50%	97.50%
beta0	-0.1474	0.1022	-0.3396	0.0560
beta1	-0.0039	0.0017	-0.0074	-0.0010
beta2	0.0053	0.0019	0.0017	0.0090
beta3	3.8646	2.0000	-0.0680	7.9680
beta4	2.0491	1.2950	-0.3621	4.6070
beta5	-1.1625	0.2492	-1.6681	-0.6740
beta6	0.1398	0.0190	0.1004	0.1000

Çizelge 4 HB yöntemiyle y4 için bağlantı modelindeki katsayıların tahmini

Beta katsayıları	Ortalama	Standart Sapma	2.50%	97.50%
beta0	0.6220	0.1742	0.2272	0.9360
beta1	0.0014	0.0009	-0.0003	0.0030
beta2	5.6700	2.1932	1.3366	9.9710
beta3	-0.0578	0.0227	-0.1018	-0.0110
beta4	-0.9656	0.2522	-1.4380	-0.4910
beta5	0.0484	0.0136	0.0228	0.0780

## EK 9 EBLUP ve HB Yöntemlerine Göre Tahmin Sonuçları Arasındaki Farklar

Çizelge 1 EBLUP ve HB yöntemleriyle elde edilen tahmin sonuçları arasındaki mutlak farklar

İl kodu	İl adı	n	y1_log	y1	y2_log	y2	y3	y4
1	Adana	924	0.0073	63.1675	0.0002	0.1125	0.0016	0.0009
2	Adıyaman	207	0.0154	105.4803	0.0031	1.8348	0.0013	0.0020
3	Afyon	215	0.0129	115.2281	0.0026	1.9529	0.0006	0.0010
4	Ağrı	239	0.0193	104.7143	0.0046	2.0683	0.0016	0.0004
5	Amasya	100	0.0022	20.6549	0.0005	0.4198	0.0019	0.0008
6	Ankara	2630	0.0167	223.4629	0.0004	0.3824	0.0001	0.0002
7	Antalya	629	0.0199	224.2610	0.0015	1.2451	0.0016	0.0022
8	Artvin	29	0.0083	84.0678	0.0022	1.9062	0.0010	0.0026
9	Aydın	491	0.0322	337.1239	0.0043	3.5340	0.0001	0.0004
10	Balıkesir	409	0.0414	461.5365	0.0055	4.8044	0.0002	0.0004
11	Bilecik	117	0.0224	241.8864	0.0002	0.1451	0.0012	0.0004
12	Bingöl	42	0.0046	30.3354	0.0038	2.1392	0.0050	0.0032
13	Bitlis	96	0.0216	128.0355	0.0083	4.5502	0.0005	0.0023
14	Bolu	140	0.0179	190.2819	0.0017	1.3869	0.0005	0.0001
15	Burdur	65	0.0049	51.6519	0.0010	0.8035	0.0021	0.0004
16	Bursa	1110	0.0011	13.0608	0.0014	1.2898	0.0009	0.0014
17	Çanakkale	305	0.0218	237.4176	0.0011	0.8949	0.0004	0.0003
18	Çankırı	202	0.0139	118.3787	0.0031	2.0762	0.0038	0.0029
19	Çorum	163	0.0036	34.1146	0.0015	1.0051	0.0004	0.0053
20	Denizli	531	0.0294	331.4984	0.0041	3.5274	0.0020	0.0048
21	Diyarbakır	446	0.0100	57.4518	0.0003	0.1231	0.0007	0.0006
22	Edirne	231	0.0056	59.9333	0.0003	0.2589	0.0012	0.0003
23	Elazığ	199	0.0166	130.0815	0.0067	4.0711	0.0020	0.0025
24	Erzincan	114	0.0116	112.4648	0.0065	5.1483	0.0017	0.0041
25	Erzurum	440	0.0154	115.1620	0.0079	4.9913	0.0025	0.0073
26	Eskisehir	363	0.0012	13.7226	0.0010	0.8021	0.0005	0.0037
27	Gaziantep	517	0.0138	108.9456	0.0014	0.8830	0.0009	0.0013
28	Giresun	291	0.0125	117.2208	0.0003	0.2378	0.0005	0.0020
29	Gümüşhane	20	0.0175	148.8216	0.0003	0.2214	0.0005	0.0023
30	Hakkari	76	0.0008	4.0661	0.0027	1.4448	0.0022	0.0015
31	Hatay	529	0.0088	68.8922	0.0007	0.4376	0.0027	0.0002
32	Isparta	196	0.0310	302.6422	0.0060	4.9187	0.0013	0.0018
33	Mersin	702	0.0132	118.8149	0.0009	0.6419	0.0033	0.0009
34	İstanbul	3808	0.0050	70.7583	0.0008	0.9198	0.0001	0.0001
35	İzmir	2467	0.0103	124.5135	0.0004	0.3675	0.0001	0.0001
36	Kars	265	0.0102	73.0159	0.0019	1.0981	0.0013	0.0027
37	Kastamonu	328	0.0021	20.6395	0.0020	1.4589	0.0007	0.0012
38	Kayseri	507	0.0169	154.7003	0.0057	4.0019	0.0035	0.0021

Çizelge 1 EBLUP ve HB yöntemleriyle elde edilen tahmin sonuçları arasındaki mutlak farklar (devam)

İl kodu	İl adı	n	y1_log	y1	y2_log	y2	y3	y4
39	Kırklareli	70	0.0071	74.9673	0.0043	3.7633	0.0023	0.0047
40	Kırşehir	96	0.0212	203.0904	0.0039	2.8741	0.0049	0.0070
41	Kocaeli	610	0.0349	393.5955	0.0002	0.2193	0.0009	0.0019
42	Konya	849	0.0128	119.6334	0.0049	3.8095	0.0006	0.0025
43	Kütahya	218	0.0077	74.1354	0.0019	1.4387	0.0029	0.0030
44	Malatya	449	0.0203	172.1191	0.0013	0.9108	0.0022	0.0011
45	Manisa	572	0.0075	77.8511	0.0021	1.7061	0.0023	0.0028
46	Kahramanmaraş	255	0.0069	55.4784	0.0002	0.1057	0.0008	0.0015
47	Mardin	379	0.0233	124.8279	0.0043	2.1012	0.0046	0.0045
48	Muğla	408	0.0290	361.1024	0.0044	4.3551	0.0001	0.0018
49	Muş	221	0.0012	6.3095	0.0022	1.0280	0.0011	0.0010
50	Nevşehir	166	0.0222	217.2453	0.0015	1.2338	0.0025	0.0030
51	Niğde	86	0.0034	29.9134	0.0055	4.0556	0.0008	0.0032
52	Ordu	258	0.0657	528.8023	0.0029	1.7511	0.0016	0.0015
53	Rize	221	0.0120	122.3918	0.0008	0.7358	0.0013	0.0001
54	Sakarya	456	0.0033	31.7228	0.0011	0.9053	0.0011	0.0029
55	Samsun	358	0.0080	74.9701	0.0016	1.1412	0.0006	0.0004
56	Siirt	94	0.0200	109.2768	0.0022	1.1082	0.0007	0.0020
57	Sinop	150	0.0018	18.1343	0.0037	2.8595	0.0039	0.0003
58	Sivas	306	0.0138	126.6548	0.0052	4.0023	0.0016	0.0034
59	Tekirdağ	449	0.0388	458.6393	0.0007	0.7253	0.0000	0.0000
60	Tokat	202	0.0331	268.5784	0.0013	0.8539	0.0033	0.0036
61	Trabzon	320	0.0032	31.4461	0.0044	3.5010	0.0001	0.0032
63	Şanlıurfa	189	0.0064	34.3136	0.0026	1.0820	0.0033	0.0028
64	Uşak	113	0.0222	232.6791	0.0018	1.5179	0.0002	0.0017
65	Van	176	0.0029	14.3815	0.0054	2.2599	0.0047	0.0072
66	Yozgat	170	0.0189	164.6740	0.0042	2.9136	0.0044	0.0060
67	Zonguldak	510	0.0059	61.3355	0.0010	0.8371	0.0011	0.0010
68	Aksaray	222	0.0296	240.1816	0.0057	3.6347	0.0045	0.0043
69	Bayburt	86	0.0228	202.1242	0.0038	3.0063	0.0002	0.0036
70	Karaman	203	0.0208	212.2553	0.0061	5.2325	0.0015	0.0027
71	Kırıkkale	133	0.0040	35.9881	0.0116	8.5522	0.0007	0.0057
72	Batman	100	0.0097	53.2001	0.0076	3.9791	0.0031	0.0087
73	Şırnak	94	0.0401	171.1302	0.0084	3.6370	0.0060	0.0064
74	Bartın	84	0.0198	192.9425	0.0051	3.7458	0.0008	0.0048
76	Iğdır	143	0.0241	161.3009	0.0012	0.6438	0.0003	0.0003
77	Yalova	25	0.0097	103.7815	0.0025	2.1818	*****	*****
78	Karabük	47	0.0293	283.5902	0.0022	1.7094	0.0009	0.0025
80	Osmaniye	245	0.0244	196.2106	0.0000	0.0082	0.0015	0.0025
81	Düzce	111	0.0384	390.5937	0.0057	5.1030	0.0014	0.0003



**EK 10 İBBS2’de Doğrudan Tahminler ile İl Bazında Elde Edilen Tahminlerin  
İBBS2’de Toplaştırılmış Değerleri Arası Farklar**

Çizelge 1 İBBS2 için doğrudan tahmin değerleri

Sıra no	İBBS2	y1_log doğrudan	y2_log doğrudan	y3 doğrudan	y4 doğrudan
01	TR10	9.5512	7.0185	0.0576	0.0335
02	TR21	9.3284	6.7863	0.0901	0.0934
03	TR22	9.3835	6.7901	0.0990	0.1149
04	TR31	9.4127	6.9149	0.1080	0.0843
05	TR32	9.3541	6.7721	0.1247	0.1420
06	TR33	9.1815	6.6277	0.1796	0.1857
07	TR41	9.3733	6.8372	0.0824	0.0755
08	TR42	9.2847	6.7997	0.1224	0.1006
09	TR51	9.5038	6.9128	0.0770	0.0733
10	TR52	9.2231	6.7824	0.1567	0.1236
11	TR61	9.2926	6.7224	0.1447	0.1708
12	TR62	9.0318	6.5996	0.2641	0.2238
13	TR63	8.9797	6.5204	0.2898	0.2465
14	TR71	9.0606	6.5443	0.2441	0.2518
15	TR72	9.0613	6.5499	0.2573	0.2329
16	TR81	9.2941	6.7154	0.0995	0.1118
17	TR82	9.0996	6.5608	0.2043	0.2052
18	TR83	9.1204	6.5152	0.2081	0.2298
19	TR90	9.1917	6.5801	0.1572	0.1997
20	TRA1	8.9659	6.4315	0.2986	0.3133
21	TRA2	8.8798	6.3015	0.3945	0.4113
22	TRB1	8.8843	6.4690	0.3130	0.2839
23	TRB2	8.6291	6.2274	0.5291	0.4613
24	TRC1	8.9919	6.3977	0.2612	0.2981
25	TRC2	8.6347	6.1504	0.5220	0.4850
26	TRC3	8.5005	6.1816	0.5929	0.4722

Çizelge 2 EBLUP tahminleri İBBS2 için toplandığında elde edilen tahminler

Sıra no	İBBS2	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y1_log	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y2_log	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y3	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y4
01	TR10	9.5633	6.9981	0.0589	0.0343
02	TR21	9.3429	6.8366	0.0876	0.0856
03	TR22	9.2917	6.7417	0.1015	0.1175
04	TR31	9.3914	6.8873	0.1079	0.0853
05	TR32	9.3301	6.7826	0.1138	0.1189
06	TR33	9.2053	6.6659	0.1464	0.1659
07	TR41	9.3781	6.8218	0.0958	0.0960
08	TR42	9.2748	6.7950	0.1307	0.1190
09	TR51	9.5080	6.9249	0.0760	0.0709
10	TR52	9.1595	6.6790	0.1739	0.1501
11	TR61	9.3002	6.7153	0.1443	0.1564
12	TR62	9.0839	6.5958	0.2338	0.2148
13	TR63	8.9706	6.5067	0.2765	0.2535
14	TR71	9.1028	6.5873	0.2035	0.2054

Çizelge 10.2 EBLUP tahminleri İBBS2 için toplandığında elde edilen tahminler (devam)

Sıra no	İBBS2	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y1_log	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y2_log	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y3	Ağırlıklandırılmış EBLUP_y4
15	TR72	9.1191	6.5803	0.2177	0.2101
16	TR81	9.2248	6.7095	0.1156	0.1294
17	TR82	9.1526	6.5802	0.1583	0.1973
18	TR83	9.1076	6.5298	0.2049	0.2276
19	TR90	9.1386	6.6100	0.1699	0.1897
20	TRA1	8.9980	6.5199	0.2782	0.2513
21	TRA2	8.7566	6.2679	0.4287	0.4049
22	TRB1	9.0157	6.5153	0.2645	0.2521
23	TRB2	8.5577	6.1642	0.5782	0.4855
24	TRC1	8.9334	6.4188	0.3064	0.3052
25	TRC2	8.6376	6.1439	0.5196	0.4783
26	TRC3	8.5746	6.1907	0.5874	0.4686

Çizelge 3 İBBS2 için yaklaşık ağırlıklandırılmış EBLUP tahminleri ile doğrudan tahminler arası mutlak fark

Sıra no	İBBS2	fark_y1_log	fark_y2_log	fark_y3	fark_y4
01	TR10	0.0122	0.0204	0.0013	0.0008
02	TR21	0.0145	0.0503	0.0025	0.0078
03	TR22	0.0917	0.0483	0.0025	0.0026
04	TR31	0.0214	0.0276	0.0001	0.0009
05	TR32	0.0240	0.0104	0.0109	0.0231
06	TR33	0.0238	0.0382	0.0332	0.0199
07	TR41	0.0048	0.0153	0.0134	0.0205
08	TR42	0.0099	0.0047	0.0082	0.0183
09	TR51	0.0043	0.0121	0.0010	0.0024
10	TR52	0.0636	0.1034	0.0172	0.0266
11	TR61	0.0077	0.0071	0.0004	0.0144
12	TR62	0.0521	0.0038	0.0303	0.0090
13	TR63	0.0091	0.0137	0.0133	0.0070
14	TR71	0.0422	0.0431	0.0407	0.0465
15	TR72	0.0578	0.0304	0.0397	0.0228
16	TR81	0.0693	0.0059	0.0161	0.0176
17	TR82	0.0530	0.0195	0.0460	0.0078
18	TR83	0.0128	0.0146	0.0032	0.0023
19	TR90	0.0532	0.0299	0.0127	0.0100
20	TRA1	0.0321	0.0884	0.0205	0.0620
21	TRA2	0.1232	0.0336	0.0343	0.0063
22	TRB1	0.1314	0.0463	0.0485	0.0318
23	TRB2	0.0714	0.0633	0.0491	0.0242
24	TRC1	0.0585	0.0211	0.0453	0.0071
25	TRC2	0.0029	0.0065	0.0024	0.0067
26	TRC3	0.0741	0.0090	0.0055	0.0036

## EK 11 Türkiye İstatistikî Bölge Birimleri Sınıflaması Düzey 1,2,3

Çizelge 1 Türkiye İstatistikî Bölge Birimleri Sınıflaması

Türkiye İstatistikî Bölge Birimleri Sınıflaması				
Kod	Düzey 1(12 bölge)	Kod	Düzey 2 (TÜİK 26 bölge)	Düzey 3 (81 il)
TR1	İstanbul	TR10	İstanbul	İstanbul (34)
TR2	Batı Marmara	TR21	Edirne	Tekirdağ (59), Edirne (22), Kırklareli (39)
		TR22	Balıkesir	Balıkesir (10), Çanakkale (17)
TR3	Ege	TR31	İzmir	İzmir (35)
		TR32	Denizli	Aydın (9), Denizli (20), Muğla (48)
		TR33	Manisa	Manisa (45), Afyon (3), Kütahya (43), Uşak (64)
TR4	Doğu Marmara	TR41	Bursa	Bursa (16), Eskişehir (26), Bilecik (11)
		TR42	Kocaeli	Kocaeli (41), Sakarya (54), Düzce (81), Bolu (14), Yalova (77)
TR5	Batı Anadolu	TR51	Ankara	Ankara (6)
		TR52	Konya	Konya (42), Karaman (70)
TR6	Akdeniz	TR61	Antalya	Antalya (7), Isparta (32), Burdur (15)
		TR62	Adana	Adana (1), Mersin (33)
		TR63	Hatay	Hatay (31), Kahramanmaraş (46), Osmaniye (80)
TR7	Orta Anadolu	TR71	Nevşehir	Kırıkkale (71), Aksaray (68), Niğde (51), Nevşehir (50), Kırşehir (40)
		TR72	Kayseri	Kayseri (38), Sivas (58), Yozgat (66)
TR8	Batı Karadeniz	TR81	Zonguldak	Zonguldak (67), Karabük (78), Bartın (74)
		TR82	Kastamonu	Kastamonu (37), Çankırı (18), Sinop (57)
		TR83	Samsun	Samsun (55), Tokat (60), Çorum (19), Amasya (5)
TR9	Doğu Karadeniz	TR90	Trabzon	Trabzon (61), Ordu (52), Giresun (28), Rize (53), Artvin (8), Gümüşhane (29)
TRA	Kuzeydoğu Anadolu	TRA1	Erzurum	Erzurum (25), Erzincan (24), Bayburt (69)
		TRA2	Kars	Ağrı (4), Kars (36), Iğdır (76), Ardahan (75)
TRB	Ortadoğu Anadolu	TRB1	Malatya	Malatya (44), Elazığ (23), Bingöl (12), Tunceli (62)
		TRB2	Van	Van (65), Muş (49), Bitlis (13), Hakkâri (30)
TRC	Güneydoğu Anadolu	TRC1	Gaziantep	Gaziantep (27), Adıyaman (2), Kilis (79)
		TRC2	Diyarbakır	Şanlıurfa (63), Diyarbakır (21)
		TRC3	Siirt	Mardin (47), Batman (72), Şırnak (73), Siirt (56)



## ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Gülser Pınar YILMAZ EKŞİ

Doğum Yeri : Ankara

Doğum Tarihi : 07/04/1981

Medeni Hali : Evli

Yabancı Dili : İngilizce

### **Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)**

Lise : Etlik Lisesi (Yabancı Dil Ağırlıklı) (1999)

Lisans : Ankara Üniversitesi İstatistik (2003)

Yüksek Lisans: Gazi Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalı (2006)

### **Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl**

Tapu Kadastro Genel Müdürlüğü (2005-2006)

Türkiye İstatistik Kurumu (2006--- )

### **Hakemli Dergiler**

Yılmaz, G.P., Akdi, Y., Şahin, A. 2014. The Sources of Transition Probabilities in Turkish Employment Market: An Empirical Evidence for Overlapping Individual Data, 2007-2008. Journal of Economic Cooperation and Development, 35(23-46).