

TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANA BİLİM DALI

TÜRKİYE’DE DİNAMİK YOKSULLUĞUN RASSAL ETKİLER
MULTİNOMİAL LOGİT MODEL İLE İNCELENMESİ

Çiler SİGEZE GÜNEY

DOKTORA TEZİ

ADANA / 2018

**TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANA BİLİM**

**TÜRKİYE’DE DİNAMİK YOKSULLUĞUN RASSAL ETKİLER
MULTİNOMİAL LOGİT MODEL İLE İNCELENMESİ**

Çiler SİGEZE GÜNEY

Danışman: Prof. Dr. Seda ŞENGÜL
Jüri Üyesi: Prof. Dr. H. Altan ÇABUK
Jüri Üyesi: Prof. Dr. İsmail TUNCER
Jüri Üyesi: Prof. Dr. Ali İhsan GENÇ
Jüri Üyesi: Yrd. Doç. Dr. Nazan ŞAK

DOKTORA TEZİ

ADANA / 2018

Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne;

Bu çalışma, jürimiz tarafından Ekonometri Ana Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Seda ŞENGÜL
(Danışman)

Üye: Prof. Dr. H. Altan ÇABUK

Üye: Prof. Dr. İsmail TUNCER

Üye: Prof. Dr. Ali İhsan GENÇ

Üye: Yrd. Doç. Dr. Nazan ŞAK

ONAY

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim elemanlarına ait olduklarını onaylarım.

.../.../2018

Prof. Dr. H. Mahir FİSUNOĞLU
Enstitü Müdürü

NOT: Bu tezde kullanılan ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu'ndaki hükümlere tabidir.

ETİK BEYANI

Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim. 15 / 02 / 2018

Çiler SİGEZE GÜNEY

ÖZET

TÜRKİYE’DE DİNAMİK YOKSULLUĞUN RASSAL ETKİLER MULTİNOMİAL LOGİT MODEL İLE İNCELENMESİ

Çiler SİGEZE GÜNEY

Doktora Tezi, Ekonometri Ana Bilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Seda ŞENGÜL

Şubat 2018, 142 sayfa

Yoksulluk bulunulan dönemdeki ve konumdaki refah düzeyindeki farklılıklara göre değişiklik gösterebildiğinden yoksulluğun dinamik yapısının incelenmesi önemlidir. Yoksulluğun dinamik yapısının panel verilerle incelenmesi yoksulluğun hem kronik ve geçici boyutunun öğrenilmesine hem de kronik ve geçici yoksul hanelerin profilinin ayrıntılı incelenmesine olanak sağlamaktadır. Panel verilerle aynı zamanda geçici yoksulların dönem dönem yoksulluğa giriş ve yoksulluktan çıkışlarını etkileyen etmenlerin de incelenmesi mümkün olmaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada 2009-2012 dönemine ait TÜİK Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri anketinden yararlanarak Türkiye’de öncelikle yoksulluğun genel belirleyicileri daha sonra yoksulluğun dinamiklerini; yoksulluktan çıkış, yoksulluğa geçiş ve kronik yoksulluk çerçevesinde inceleyerek yoksulluk profilini ortaya koymak amaçlanmıştır.

Türkiye’de yoksulluğun genel belirleyicileri rassal etkiler logit modeliyle, dinamik yoksulluğun (kronik yoksulluk, geçici yoksulluk) belirleyicileri ise rassal etkiler multinomial logit modeli ile tahmin edilmiştir. Rassal etkiler multinomial logit modeli klasik yaklaşım ve bayesyen yaklaşım ile ayrı ayrı tahmin edilmiştir.

Anahtar kelimeler: Kronik yoksulluk, geçici yoksulluk, panel veri, bayesyen ekonometri, rassal etkiler multinomial logit model

ABSTRACT**AN INVESTIGATION OF DYNAMIC POVERTY IN TURKEY WITH
RANDOM EFFECTS MULTINOMIAL LOGIT MODEL****Çiler SİGEZE GÜNEY****Master / Ph.D. Thesis, Department of Econometrics****Supervisor: Prof. Dr. Seda ŞENGÜL****February 2018, 142 pages**

It is important to examine the dynamic structure of poverty, because of the fact that, poverty can vary according to differences both in the welfare level and situation at a point in time. The examination of the dynamic structure of poverty by panel data allows both the learning of the chronic and transitory dimension of poverty and the examination of the profiles of chronic and transient poor families. It is also possible to investigate the factors influencing both of people who entries poverty at a point in time and people exist from poverty utilizing panel data. Therefore, this thesis aims to provide the profile of poverty examining the determinants of poverty taking into account the dynamics of poverty; poverty outflow, transitory poverty and chronic poverty in Turkey using Turkish Statistical Institute, Income and Living Conditions Survey (SILC) panel micro data.

While the determinants of poverty in Turkey were estimated with random effects logit model, the determinants of the dynamics of poverty (chronic poverty, transitory poverty) were estimated employing the multinomial logit random effects model. Multinomial logit random effects model was estimated separately by classical approach and bayesian approach.

Keywords: Chronic poverty, transient poverty, panel data, bayesian econometrics, multinomial logit model with random effects

ÖNSÖZ

Tez çalışmam süresince desteğini esirmeyen danışman hocam Prof. Dr. Seda ŞENGÜL'e ve tez jürimde yer alan Prof. Dr. H. Altan ÇABUK, Prof. Dr. İsmail TUNCER, Prof. Dr. Ali İhsan GENÇ ve Yrd. Doç. Dr. Nazan SAK'a tezin daha iyi olmasını sağlayan görüşleri ve önerileri için çok teşekkür ederim. Ayrıca tezde yer alan bayesyen analiz konusundaki yardımlarından dolayı Prof. Dr. Mehmet Ziya FIRAT ve Dr. Emre KARAMAN'a çok teşekkür ederim.

Bu tez, varlıkları ile güçlü hissettiğim aileme özellikle de kızlarıyla hep gurur duyan babama ithaf olunur.

Çiler SİGEZE GÜNEY

Adana / 2018

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
KISALTMALAR	xi
TABLolar LİSTESİ	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii
EKLER LİSTESİ.....	xiv

BÖLÜM I

GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Konusu.....	1
1.2. Çalışmanın Amacı.....	2
1.3. Çalışmanın Önemi	3
1.4. Çalışmanın Kapsamı ve Kısıtları	4
1.5. Çalışmanın Planı	5

BÖLÜM II

ÇALIŞMANIN EKONOMETRİK YÖNTEMLERİ

2.1. Panel Veri Analizi.....	6
2.1.1. Panel Veri Modelleri.....	6
2.1.1.2. Rassal Etkiler Modeli ve Tahmin Yöntemleri.....	8
2.1.1.3. Rassal Katsayılar Modeli	11
2.1.2. Panel Veri Modelleri için Kullanılan Testler	14
2.1.3. Panel Veri Analizi ile İlgili Çıkarımlar	16
2.2. Bayesyen Yaklaşım.....	18
2.2.1. Önsel Dağılımlar.....	20
2.2.1.1. Bilgi İçermeyen Önsel Dağılımlar	20
2.2.1.2. Bilgi İçeren Önsel Dağılımlar	21
2.2.1.3. Eşlenik Önsel Dağılımlar	21
2.2.1.4. Diğer Önsel Olasılıklar.....	23

2.2.2. Klasik Yaklaşım ve Bayesyen Yaklaşımın Karşılaştırılması	23
2.2.3. Bayesyen Yaklaşımın Avantajları ve Kısıtları	24
2.2.4. Bayesyen Hesaplamalar	25
2.2.5. Simülasyon Yöntemleri	29
2.2.5.1. Monte Carlo Yöntemi.....	29
2.2.5.2. Markov Zincirleri	30
2.2.5.3. Markov Zinciri Monte Carlo Yöntemleri.....	31
2.2.5.3.1. Gibbs Örnekleme Algoritması	31
2.2.5.3.2. Metropolis-Hastings Algoritması.....	33
2.2.5.4. MCMC Yöntemlerinde Yakınsamanın Belirlenmesi	34
2.2.5.4.1. Geweke Tanı Testi	34
2.2.5.4.2. Gelman-Rubin Tanı Testi.....	35
2.2.5.4.3. Raftery-Lewis Tanı Testi	35
2.2.5.4.4. Heidelberger-Welch Tanı Testi.....	35
2.2.5.5. Uyum İyiiliği Ölçüleri	36
2.2.5.6. Veri Genişletme Algoritması	36
2.3. Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller.....	38
2.3.1. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller.....	39
2.3.1.1. Logit ve Probit Modelleri	40
2.3.1.1.1. Logit Modeli	41
2.3.1.1.2. Probit Modeli	43
2.3.1.2. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerde Tahmin ve Çıkarım	44
2.3.2. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller.....	45
2.3.2.1. Multinomial Logit Model ve Tahmini	46
2.3.2.2. Multinomial Probit Model ve Tahmini	49
2.3.2.3. Sıralı Logit ve Sıralı Probit Modeller.....	50
2.3.2.4. Rassal Parametreler Logit Model ve Tahmini.....	52
2.3.3. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellere İlişkin Testler	54
2.3.4. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Uyum İyiiliği Ölçüleri	56
2.4. Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modelleri	57
2.4.1. Panel İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller.....	60
2.4.2. Sabit Etkiler Probit ve Logit Modelleri ve Tahmini	61
2.4.3. Rassal Etkiler Probit ve Logit Modelleri	64
2.4.4. Panel Sıralı Probit ve Panel Sıralı Logit Modeller	67

2.4.5. Panel Multinomial Probit Model	69
2.4.6. Panel Multinomial Logit Model	70

BÖLÜM III

YOKSULLUK

3.1. Yoksulluğun Dinamik Yapısı	76
3.2. Yoksulluğun Nedenleri ve Çözüm Yolları	79

BÖLÜM IV

LİTERATÜR İNCELEMESİ

4.1. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Bayesyen Analizine İlişkin Literatür	82
4.2. Yoksulluk Üzerine Literatür Taraması	86
4.2.1. Kronik Yoksulluk, Geçici Yoksulluk ve Yoksulluk Geçişleri Üzerine Yapılmış Bazı Çalışmalar.....	86
4.2.2. Türkiye’de Yoksulluk Üzerine Yapılmış Bazı Çalışmalar	88

BÖLÜM V

MATERYAL VE YÖNTEM

5.1. Çalışmada Kullanılan Veriler ve Özellikleri	92
5.2. Yöntem.....	105
5.2.1. Rassal Etkiler Logit Modeli.....	105
5.2.2. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modeli.....	106
5.3. Araştırma Bulguları	108
5.3.1. Rassal Etkiler Logit Modelinin Tahmini.....	108
5.3.2. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelinin En Çok Olabilirlik Yöntemiyle Tahmini.....	112
5.2.3. Multinomial Logit Modelin Bayesyen Tahmini.....	118

BÖLÜM VI

SONUÇ

KAYNAKÇA.....	126
EKLER	140



KISALTMALAR

- BLUE** :En iyi Doğrusal Yansız Tahmin Edici (Best Linear Unbiased Estimator)
- EKK**: En Küçük Kareler Yöntemi (Least Square Method)
- FGLS** :Uygulanabilir Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi (Feasible Generalized Least Squares)
- GEKK (GLS)**: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (Generalized Least Squares)
- GLMM** :Genelleştirilmiş Doğrusal Karma Modeller (Generalized Linear Mixed Models)
- GLLAMM**: Genelleştirilmiş Doğrusal Gizli ve Karma Modeller (Generalized Linear Latent and Mixed Models)
- GMM** :Genelleştirilmiş Momentler Metodu
- GYKA** : Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması
- LM**: Lagrange Çarpanı (Lagrange Multipliers)
- LSDV** : Kukla Değişkenli En Küçük Kareler Yöntemi (Least Squares Dummy Variable)
- LR**: Olabilirlik Oranı (Likelihood Ratios)
- MCMC**: Markov Zinciri Monte Carlo Yöntemi
- MMNP**: Multinomial Multiperiod Probit Model
- MNL** : Multinomial Logit Model
- MNP** : Multinomial Probit Model
- MSL** : Maksimum Simulated Likelihood
- SML**: Simulated Maximum Likelihood
- TÜİK**: Türkiye İstatistik Kurumu

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1. Bazı Üstel Aile Formları ve Eşlenik Önsel Dağılımlar	22
Tablo 2. Türkiye Eşdeğer Hanehalkı Kullanılabilir Fert Medyan Gelirinin %60'ına Göre Hesaplanan Yoksulluk Göstergeleri, 2006-2015	93
Tablo 3. Türkiye’de 2009-2012 Dönemi için Yoksulluk Geçiş Matrisleri	94
Tablo 4. Açıklayıcı Değişkenlerin Tanımları	98
Tablo 5. Modelde Kullanılan Değişkenler ve Tanımlayıcı İstatistikleri 2009-2012 Yılları	99
Tablo 6. 2009-2012 Yılları İçin Geçici ve Kronik Yoksulların Tanımlayıcı İstatistikleri	102
Tablo 7. Geçici Yoksul Hanelerin Yoksulluğa Giriş ve Yoksulluktan Çıkışlarına İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler	104
Tablo 8. Rassal Etkiler Logit Modelin Parametre Tahmini	109
Tablo 9. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelin En Çok Olabilirlik Yöntemiyle Elde Edilen Parametre Tahminleri	113
Tablo 10. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelin MCMC Yöntemiyle Sağlanan Tahmin Sonuçları	120

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Yoksulluğun zaman içerisindeki değerlendirilmesi	76
--	----



EKLER LİSTESİ

Ek 1. MCMC Yöntemindeki Zincirlerin Yakınsama Testi Sonuçları.....	140
---	-----



BÖLÜM I

GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Konusu

Günümüzde hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkelerde gelir eşitsizliğinin olması ve bunun sonucu olarak ortaya çıkan yoksulluk önemli ekonomik ve sosyal sorunlarından biridir. Bireyin temel ihtiyaçlarını karşılayamaması ve/veya bireyin yaşam standardının belirlenen bir düzeyinin altında kalması olarak da tanımlanmaktadır. Yoksulluğun bulunulan dönemdeki ve konumdaki refah düzeyindeki farklılıklara göre değişiklik göstermesinin incelenmesi yoksulluğun dinamik yapısının incelenmesi ile mümkün olmaktadır. Yoksulluk, yoksulların yoksul kaldıkları dönemler göz önüne alınarak “kronik yoksulluk” ve “geçici yoksulluk” olarak iki sınıfta ele alınmaktadır. Yoksullar; yoksulluk skorları her dönemde tanımlanmış yoksulluk çizgisinin altında olan *sürekli yoksullar* ve tüm dönemlerin ortalama yoksulluk skoru yoksulluk çizgisinin altında ancak dönemsel dalgalanmalar sonucu her dönem yoksul olmayan *çoğunlukla yoksul* olanlardan oluşmaktadır. Geçici yoksullar ise bazı dönemlerde yoksul olup bazı dönemlerde yoksul olmayan ve ortalama yoksulluk skoru yoksulluk çizgisine çok yakın olan *dalgalanan yoksullar* ve ortalama yoksulluk skoru, yoksulluk çizgisinin üzerinde olmasına rağmen en az bir dönemde yoksul olan *ara sıra yoksul* kimselerden oluşmaktadır (The Chronic Poverty Report 2005, s. 5; Hulme ve Shepherd, 2003). Yoksulluğun kronik yoksul ve geçici yoksul olarak ayrıştırılması ile her iki yoksulluğun belirleyicileri ayrı ayrı incelenebilmektedir. Bu da yoksullukla mücadelede daha doğru sosyal politikaların oluşturulmasına olanak tanımaktadır.

Sosyal bilimlerde birçok çalışmada yer aldığı gibi yoksulluk çalışmalarında da nitel bağımlı değişkenli modellerden yararlanılmaktadır. Yoksulluk literatüründe bağımlı değişkenin bireyin yoksul olup/olmadığı (1/0) şeklinde belirlendiği çalışmalarda ikili nitel bağımlı değişkenli modellerden probit ve logit modelin tercih edildiği görülmektedir. Bunun yanında bağımlı değişkenin ikiden fazla kategoriye ayrıldığı durumda çoklu nitel bağımlı değişkenli modellerden yararlanılmaktadır. Bağımlı değişken olarak kullanılan yoksulluk durumlarına ilişkin belli bir sıralama olduğu durumda çoklu nitel bağımlı değişkenli modellerden sıralı probit/logit model, belli bir sıralamanın olmadığı durumda ise multinomial probit/logit model kullanılmaktadır.

Anakütleden rassal olarak seçilen bir örneklem ile çalışılması panel veri ekonometrisindeki rassal etkiler modellerinin kullanılmasını gerektirmektedir. Bu şekilde rassal etkilerin yer aldığı bağımlı değişkeni nitel modeller literatürde Genelleştirilmiş Doğrusal Karma Modeller (Generalized Linear Mixed Models, GLMM) olarak isimlendirilmektedir (McCulloch ve Searle, 2001). Ekonometri literatüründe üç ya da daha fazla kategorili bağımlı değişkenli GLMM'i oluşturan rassal etkiler MNL model oldukça ilgi çekmiştir. Rassal etkiler MNL model, MNL modelin en önemli varsayımı olan ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı (IIA) kısıtını genişletmesinin yanında model tahmininde yaşanan sayısal problemlerin çözümü amacıyla hem teorik hem de uygulamalı çalışmalarda sıklıkla yer almıştır. Rassal etkiler MNL modelde alternatiflerin sayısının artması ve bununla birlikte rassal birim etkinin de artması, olabilirlik fonksiyonunun rassal birim etkilerin dağılımı üzerine çok katlı integraller içermesine neden olduğu için en çok olabilirlik tahminini oldukça karmaşık hale getirmektedir. Bunun yanında, bilgisayar tekniklerinin artması ile birlikte model parametrelerinin en çok olabilirlik tahminleri için integrallerin sayısal yaklaştırma yöntemlerini içeren farklı paket programları geliştirilmiştir. Literatürde yer alan çalışmalara bakıldığında MCMC simülasyon yöntemlerine dayanan bayesyen yaklaşım ve integral çözümü için uyarlamalı kuadratik yaklaşımının kullanıldığı klasik yöntem rassal etkiler MNL model tahmini için sıklıkla tercih edilen ve önerilen yöntemler olmaktadır.

Bu açıklamalar doğrultusunda bu araştırmanın konusu TÜİK 2009-2012 Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri anketinden yararlanılarak hem genel olarak hanehalkı yoksulluğunu etkileyen hem de yoksulluğun ayrıştırılması ile hanelerin yoksulluktan çıkma ve yoksulluk durumuna geçme ve kronik yoksul olma durumlarını etkileyen hanehalkı ve hanehalkı reisinin özelliklerini belirleyerek ülkede yoksulluğun azaltılması için politika yapıcılara sosyal politikalar oluşturmalarına yönelik olarak ışık tutacak görgül bulgular sunmaktır.

1.2. Çalışmanın Amacı

Bu çalışmanın iki temel amacı vardır. Bu amaçlardan ilki, TÜİK 2009-2012 Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri anketinden yararlanarak Türkiye'de genel anlamda yoksulluğun belirleyicilerini ortaya koymaktır. Türkiye'de yoksulluğun belirleyicileri rassal etkiler logit modeli ile tahmin edilecektir.

Çalışmanın ikinci temel amacı ise Türkiye’de yoksulluğun dinamiklerini yoksulluktan çıkış, yoksulluğa geçiş ve kronik yoksulluk boyutunda incelemektir. Türkiye’de yoksulluğun dinamikleri rassal etkiler multinomial logit (MNL) model ile tahmin edilecektir. Rassal etkiler MNL model klasik yaklaşım ve bayesyen yaklaşım ile ayrı ayrı tahmin edilerek yöntemler karşılaştırılacak ve yöntemler arasındaki farklılıklar ortaya konulacaktır.

1.3. Çalışmanın Önemi

Türkiye’de yoksulluk üzerine yapılan çalışmalarda daha çok çeşitli yoksulluk ölçümü yöntemleri, yoksulluk profili ve yoksulluğun belirleyicileri incelenmiştir. Ayrıca geçmişte panel verinin eksikliğinden ötürü yoksulluk çalışmalarında temel olarak yoksulluğun statik yaklaşımı ele alınmaktaydı. TÜİK tarafından 2006 yılından bu yana GYKA panel mikro veri setinin yayınlanması ile Türkiye’de yoksulluğun dinamik yapısının ele alınması mümkün olmuştur. Bu veri seti fert ve hanelere ilişkin tekrarlı ölçümler ile detaylı bilgiler içerdiği için yoksulluğun zamanın bir noktasındaki varlığını ve ciddiyetini ölçmeye dayanan çalışmaların yanında yoksulluğun sürekliliğinin tahminleri de yapılmaya başlanmıştır. Bunun yanında panel verinin sağladığı bilgi ile sürekli yoksul olan hanehalklarının (bireylerin) ve yoksulluğa giriş-çıkış yapan hanehalklarının (bireylerin) ayrıştırılması da mümkün olmuştur. Türkiye’de son yıllarda panel veri ile yoksulluğa giriş-çıkışın ve sürekli yoksulluğun belirleyicilerini ya da genel olarak yoksulluğun dinamik yapısının incelendiği çalışmalara örnek olarak Çağlayan vd. (2012), Şeker (2011), Şeker ve Dayıoğlu (2014), Acar ve Başlevent (2014), Gürsel ve Acar (2015), Dalgıç, vd. (2015), Limanlı (2015) verilebilir. Bu çalışma da Türkiye’de hanelerin yoksul olmama, yoksulluğa giriş, yoksulluktan çıkış ve kronik yoksullukları incelenerek, yoksulluk geçişlerine ve kronik yoksulluğa etki eden etmelerin dereceleri hakkında sağlanan bilgilerin Türkiye’de yoksulluğun ortadan kaldırılması için alınacak önlemler açısından politika yapıcılara ışık tutması beklenmektedir. Bunun yanında, Türkiye’de rassal etkiler MNL modeli kullanan herhangi bir çalışmaya rastlanmamış olması ve bayesyen ekonometrinin kullanıldığı çalışmaların klasik yaklaşıma göre daha az olması bu çalışmanın ekonometri literatürüne sağlayacağı önemli katkılardandır.

1.4. Çalışmanın Kapsamı ve Kısıtları

TÜİK tarafından 2006 yılından itibaren yayınlanan “panel anket” şeklinde derlenen GYKA’nın en temel amaçları arasında ülkedeki gelir eşitsizliğinin yıllara göre incelenmesi, kimlerin yoksul olduğunun ve yoksulluk durumlarının zamanla değişiklik gösterip göstermediğinin belirlenmesi, gelirin yaşam koşullarını nasıl etkilediğinin araştırılması ve sürekli gelir yoksulluğu gibi zaman içindeki yoksulluktaki değişimlerin ölçülmesi sayılabilmektedir. GYKA’da veriler örnekleme yoluyla seçilen hanelerde 15 ve yukarı yaştaki fertlerle yapılan birebir görüşmeler yoluyla derlenmektedir. Türkiye Cumhuriyeti sınırları içinde bulunan tüm yerleşim yerleri örneklem kapsamına dahil edilmiştir. Ancak huzur evlerinde, hapishanelerde, askeri kışlalarda, hastanelerde, otellerde ve çocuk bakım merkezlerinde yaşayanlar ile göçmen nüfus araştırma kapsamının dışında tutulmaktadır (TÜİK, 2015).

GYKA’da hanelere ilişkin bilgiler toplanılırken rotasyonel tasarım kullanılmaktadır. Bu yöntemle göre, yıllık örneklem hacminin %75’i panel kapsamında örnekte bırakılırken, %25’i değişmektedir. Bu şekilde panel uygulaması, hedef kitleyi temsil eden temel örneklem seçimi ile başlamakta ve belirlenen izlenme kuralları doğrultusunda 4 yıl takip edilmektedir (TÜİK, 2015).

Çalışmada TÜİK GYKA 2009-2012 panel mikro veri setinden yararlanılmıştır. Bu veri seti örneklem büyüklüğü iki yıllık, üç yıllık ve dört yıllık panel veriler için sırasıyla 11693, 5951 ve 2975 hane halkından oluşmaktadır. Bu süreçte bazı hane halkları, adrese ulaşamama, ülke sınırları dışına taşınma, iki yıl üst üste cevapsızlık ve ölüm gibi nedenlerle örneklemden çıkarılmıştır. Böylece dört yıllık panel veri seti için 2732 hane halkına ait 10928 gözlem çalışmada yer almaktadır.

Çalışmada kronik yoksulları iki dönem üst üste yoksul olan hanelerin yanında üç yıl veya dört yıl yoksul olan haneler oluşturmaktadır. Bunun yanında yoksul olmayan, yoksulluğa giriş ve/veya yoksulluktan çıkış yapan haneler ise bir önceki dönemle karşılaştırma yapılarak belirlenmiştir.

Hanelerin yoksul olma, yoksulluğa giriş ve yoksulluktan çıkış gibi yoksulluk durumlarındaki geçişlerin belirleyicilerinin daha uzun bir veri dönemi ile incelenmesi sonuçların daha sağlıklı olmasını sağlayacaktır. Bu çalışmanın kısıtı GYKA mikro panel veri setinin 4 yıl için oluşturulmuş olması nedeniyle yoksulluğun dinamik yapısının sınırlı bir dönem içinde incelenmesidir.

1.5. Çalışmanın Planı

Çalışmanın birinci bölümünde çalışmanın konusu, amacı, önemi ve kapsamına yer verilmiştir.

İkinci bölümünde çalışmada kullanılacak ekonometrik yöntemlerden panel veri analizi, bayesyen yaklaşım, nitel bağımlı değişkenli modeller ve nitel bağımlı değişkenli panel veri modelleri üzerinde durulmuştur.

Çalışmanın üçüncü bölümünde genel olarak yoksulluk kavramı ve geçici yoksulluk ve kronik yoksulluk kavramları ele alınmıştır.

Dördüncü bölümde ise nitel bağımlı değişkenli modellerin bayesyen yaklaşımla analizi ile ilgili literatür taramasına yer verilmiştir. Bunun yanında, Türkiye’de yoksulluk konusunda yapılan ampirik çalışmalar ve dünyada kronik yoksulluk, geçici yoksulluk ile yoksulluk geçişleri üzerine yapılmış bazı çalışmalar bu bölümde sunulmuştur.

Beşinci bölüm uygulama bölümü olup öncelikle çalışmada kullanılan veri seti ve yöntem tanıtılmıştır. Ardından 2009-2012 yılları için Türkiye’de hanelerin yoksulluk durumlarının belirleyicileri panel logit modeli ile tahmin edilmiştir. Bunun yanında hanelerin yoksul olmama, yoksulluktan çıkış ve yoksulluğa geçiş ve kronik yoksulluğun belirleyicileri rassal etkiler MNL model kurularak en çok olabilirlik (uyarlamalı kuadratik yaklaşım) ve bayesyen yaklaşım (MCMC simülasyon yöntemi) ile tahmin edilmiştir. Son olarak her iki yöntemle elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Son bölüm, sonuç bölümüdür. Bu bölümde araştırmadan elde edilen önemli bulgulara dayalı elde edilen sonuçlar tartışılmış ve politika önerilerinde bulunulmuştur.

BÖLÜM II

ÇALIŞMANIN EKONOMETRİK YÖNTEMLERİ

2.1. Panel Veri Analizi

Panel veri genellikle bireyler, firmalar gibi birimlerin belli bir zaman periyodu boyunca tekrarlı gözlemlerinden oluşmaktadır. Bu nedenle panel veri bireyler ve hanelerin yaşam koşulları, refah durumları ve davranışlarında zamanla nasıl bir değişimin olduğu ve bu değişimin etmenlerinin belirlenmesi gibi olayların dinamik yapısının ortaya çıkarılmasına katkı sağlamaktadır.

Panel veri modellerinde yer alan bireylerin birbirlerinden farklı olarak hareket ettikleri yani heterojen oldukları düşünülmektedir. Bu durumda, panel veri modellerinde bireysel davranışları modellemek amacıyla zamanla değişmeyen yalnızca birimden birime değişen aileye özgü karakterler, eğitim, deneyim, yetenek, alışkanlıklar gibi gözlenemeyen değişkenleri içermek amacıyla birim etki (unobserved heterogeneity) olarak isimlendirilen değişkene yer verilmektedir (Greene, 2003, s. 284). Bu konu panel veri literatüründe bireysel heterojenlik (individual heterogeneity) olarak yer almaktadır.

Gözlenemeyen birim etki panel veri modellerinde hem bireysel heterojenliği kontrol etmekte hem de bireysel davranışların dinamiklerini modellemek için kullanılmaktadır. Panel veri modelleri gözlenemeyen birim etkinin yapısına göre oluşmaktadır. Bu modeller bu bölümde ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

2.1.1. Panel Veri Modelleri

Panel veri modelleri arasında hem sabit hem de eğim katsayılarının birimlere ve zamana göre sabit yani bütün gözlemlerin homojen olduğu modellere Havuzlanmış(Pooled) model denilmektedir.

$$y_{it} = \alpha + x'_{it} \beta + v_{it}, \quad \varepsilon_{it} \sim IID(0, \sigma^2) \quad i=1,2,...,N, t=1,2,...,T \quad (2.1)$$

x_{it} , k açıklayıcı değişkeninin t zamanında i. birim değerini; y_{it} , bağımlı değişkenin t zamanında i. birim değerini gösterirken, α bir sabit, β kx1 boyutunda bir vektör olmaktadır. Bu model sıradan doğrusal regresyon modeli olarak ele alınmakta ve modelin EKK tahmin edicileri etkinlik ve tutarlılık gibi özellikleri sağlamaktadır (Baltagi, 2005, s. 11).

Havuzlanmış panel veri modelinde yer alan hata terimi $\varepsilon_{it} \sim IID(0, \sigma^2)$ dağılmakta ve aynı birimlerin gözlemlerinin korelasyonsuz ve birimler ve zamanlar arasında hataların sabit varyanslı olduğunu belirtmektedir. Burada aynı birimler için verinin korelasyonlu yapısı göz ardı edilmektedir. Ancak aynı birimler ve zaman için gözlemler arasındaki ilişki göz ardı edilemiyorsa hata terimi Eşitlik (2.2) ile gösterilmektedir.

$$\varepsilon_{it} = \mu_i + v_{it} \quad i=1,2,\dots,N, t=1,2,\dots,T \quad (2.2)$$

Burada μ_i , modelde yer almayan ve zamandan bağımsız, yalnızca birime ait gözlemlenemeyen etkiyi yansıtan birim etkileri ifade etmektedir. Birim etkiler açıklayıcı değişkenler ile korelasyon olduğu durumda sabit etkiler modeli, birim etkilerin açıklayıcı değişkenler ile korelasyonlu olmadığı durumda rassal etkiler modeli kullanılmaktadır (Johnston ve Dinardo, 2007, s.390). Sabit etkiler modeli, birim etkinin birimden birime değişen sabit bir parametre olarak ele alındığı regresyon modeli iken rassal etkiler modelinde birim etki rassal bir parametre olarak ele alınmaktadır. Birim etkinin yanında modelde yer alan parametrelerden bir kaçının ya da hepsinin rassal parametre olarak ele alındığı panel veri modellerine de rassal parametreler modeli denilmektedir (Greene, 2003, s. 285).

Sabit etkiler modeli, rassal etkiler modeli ve rassal parametreler modeli alt başlıklar altında incelenmektedir.

2.1.1.1. Sabit Etkiler Modeli ve Tahmin Yöntemleri

Havuzlanmış panel veri modeli olan Eşitlik (2.1), gözlenemeyen birim etkinin modele dahil edilmesiyle Eşitlik (2.3) ile yeniden ifade edilmektedir.

$$y_{it} = \alpha + x'_{it} \beta + \mu_i + v_{it} \quad (2.3)$$

Yeni modelde birim etki μ_i 'nin aynı birimler için sabit bir değer aldığı ve geriye kalan kalıntılar (remainder disturbance) v_{it} 'nin sıfır ortalama ve sabit varyanslı olarak bağımsız ve benzer dağıldıkları ($IID(0, \sigma_v^2)$) ayrıca bütün birimler ve zaman için

bağımsız değişken x_{it} ile hata terimi v_{it} 'nin ilişkisiz oldukları varsayıldığı durumda sabit etkiler modeli geçerlidir. Birim etkiler ile bağımsız değişkenler korelasyonlu olduğu durumda bile sabit etkiler tahmincisi tutarlı ve etkin olmaktadır (Baltagi, 2005, s.12).

Sabit etkiler modellerinde birim etkinin varlığı nedeniyle EKK tahmin edicisi tutarsız olmaktadır (Deaton, 1997, s. 106-107). Bu nedenle, sabit etkiler modeli genellikle birim etkilerin yok edildiği Grup içi tahmin yöntemi ya da birim etkilerin kukla değişken olarak yer aldığı Gölge Değişkenli EKK (LSDV) tahmin yöntemi ile tahmin edilmektedir. Ancak modelde gözlem sayısının fazla olduğu durumda kukla değişkenlerin sayısının fazla olması açıklayıcı değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı sorununa ve tahmin edicilerin bulunması için gerekli olan matrisin tersinin alınmasının zorlaşmasına neden olacaktır (Baltagi, 2005, s.11). Bu durumda grup ortalamalarından sapmaların kullanıldığı grup içi tahmin yöntemi ve grup ortalamalarının kullanıldığı gruplar arası tahmin yöntemi tercih edilen tahmin yöntemleri olmaktadır (bkz. Greene, 2003, s. 289)

2.1.1.2. Rassal Etkiler Modeli ve Tahmin Yöntemleri

Sabit etkiler modelinde birim etki μ_i ' nin sabit olduğu ve açıklayıcı değişkenler ile korelasyonlu olabileceği ele alınmıştır. Rassal etkiler modelinde ise birim etki μ_i rassal bir parametreyi temsil etmektedir. Ayrıca birim etkinin diğer değişkenler ile korelasyonsuz olması modelin en önemli kısıtı olmaktadır. Eşitlik (2.3) yeniden ele alınmak üzere,

$$y_{it} = \alpha + x'_{it} \beta + \mu_i + v_{it} \quad (2.3)$$

μ_i , i-nci gözlemin rassal heterojenliğini belirtirken v_{it} , $IID(0, \sigma_v^2)$ ile dağıldığı bilinen hata terimidir. Bütün birimler ve zaman için bağımsız değişken x_{it} ile hata terimi v_{it} 'nin ilişkisiz olduğu varsayımı rassal etkiler modeli için de geçerlidir. Bu varsayımlara ek olarak rassal etkiler modelinde, birimler rassal olarak seçildiği için birimler arası farklılıklar da rassal olmaktadır. Birim etki μ_i 'nin hata terimi v_{it} 'den

bağımsız ve μ_i 'nin $IID(0, \sigma_\mu^2)$ ile normal dağılımlı olduğu varsayılmaktadır. Rassal etkiler modelinde yer alan iki rassal değişken μ_i ve v_{it} ilgili varsayımlar aşağıdaki eşitliklerde olduğu gibi yazılabilmektedir (Johnston ve Dinardo, 1997, s. 391, Greene, 2003, s. 691).

$$E[v_{it}|X] = E[\mu_i|X] = 0, \quad E[v_{it}^2|X] = \sigma_v^2, \quad E[\mu_i^2|X] = \sigma_\mu^2, \quad (2.4)$$

$$E[v_{it}\mu_j|X] = 0 \quad \text{bütün } i, t, j \text{ için}, \quad (2.5)$$

$$E[v_{it}v_{js}|X] = 0 \quad t \neq s \text{ ve } i \neq j, \quad (2.6)$$

$$E[\mu_i\mu_j|X] = 0 \quad i \neq j \quad (2.7)$$

Birleşik hata terime ilişkin varyans, kovaryans ve korelasyon değerleri de aşağıdaki eşitliklerde belirtilmiştir, aksi durumda eşitlikler sıfır değerini almaktadırlar (Baltagi, 2005, s. 15; Johnston ve Dinardo, 1997, s. 391, Greene, 2003, s. 691).

$$\text{var}(\varepsilon_{it}) = \sigma_\mu^2 + \sigma_v^2 \quad (2.8)$$

$$\text{cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 + \sigma_v^2 \quad i = j, t = s \quad (2.9)$$

$$\text{cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 \quad i = j, t \neq s \quad (2.10)$$

$$\text{corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = 1 \quad i = j, t = s \quad (2.11)$$

$$\text{corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 / (\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2) = \rho \quad i = j, t \neq s \quad (2.12)$$

Rassal etkiler modelinde aynı birimler arasındaki hataların varyansının sıfırdan farklı olduğu; $\text{cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 \quad i = j, t \neq s$ varsayımının geçerliliği, EKK yönteminin hataların birbirlerinden ardışık bağımsız olmasını gerekli kılan varsayımını ihlal

etmektedir. Böylece rassal etkiler modelinde EKK tahmin edicileri hala sapmasız ve tutarlı olmasına rağmen artık etkin olmayacaktır. Bu durum doğru olmayan standart hatalara ve testlere sebep olmaktadır (Baltagi, 2005, s. 15). Bunun yanında rassal etkiler modelinde grup içi tahmin yöntemi ile sapmasız ve tutarlı tahmin ediciler elde edilmektedir. Bu yöntemde birim etkiler, sabit ya da rassal olduğu durumda kovaryans dönüşüm matrisi Q ile yok edilebilmektedir. Son olarak elde edilen model EKK yöntemiyle tahmin edilmektedir. Birim etki μ_i rassal iken β 'nın grup içi tahmincisi sapmasız ve tutarlı olmasına rağmen sonlu örneklerde en iyi, doğrusal, sapmasız tahmin edici (BLUE) değildir. Genelleştirilmiş en küçük kareler yöntemi (GEKK) tahmincisi ise BLUE'dur. GEKK tahmin yönteminde öncelikle değişen varyans ve otokorelasyon sorunları düzeltilmekte ve ardından dönüştürülmüş modele EKK uygulanmaktadır (Hsiao, 2003, s. 35-36). Etkin tahminlerin elde edilmesi için Q çarpanının bilinmediği durumda ise esnek genelleştirilmiş EKK (FGLS) tahmin yöntemi kullanılmaktadır. Bu tahmin edici için öncelikle σ_v ve σ_1 'in bilinmesi gereklidir. Ancak ana kütleyle ait gerçek hatalar her zaman bilinmeyebilir ve bu değerlerin elde edilmesi amacıyla Wallace-Hussain, Wasbeek, Karmayn (Amemiya), Swamy-Arora yöntemlerden yararlanılmaktadır (Baltagi, 2005, s. 16).

Rassal etkiler modelinin tahmini için kullanılan yöntemlerden biri de maksimum olabilirlik yöntemidir (bkz. Baltagi, 2005, s. 19-20). Bunun yanında her bir birim ortalamalarından yararlanılan gruplar arası tahmin yöntemi rassal etkiler modelinin tahmini için de kullanılmaktadır. Gruplar arası tahmin edicileri, havuzlanmış panel veri modelleri üzerinde EKK uygulandığı zaman etkin olmamasına rağmen tutarlı olmaktadır. Bu durumda bu tahmin edici, Wald tahmin edicisi olarak da bilinir. Böyle denilmesinin nedeni ise T yeterince büyük olduğu durumda bu tahmin edicinin açıklayıcı değişkenlerdeki klasik ölçüm hatalarına oldukça dirençli olmasıdır (Johnston ve Dinardo, 1997, s. 393).

Panel veri modelleri içerisinde yalnızca sabit terimin rassal olduğu modellere rassal etkiler modeli denilirken sabit terimin yanında modeldeki eğim parametrelerinin rassal olmasına izin veren daha zengin bir rassal etkiler modeli bulunmaktadır. Bu modeller karma (mixed) etkiler modeli, hiyerarşik ya da multilevel doğrusal modeller, rassal katsayılar modeli, rassal parametreler modeli ve varyans bileşenleri modelleri olarak da bilinmektedir (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 774). Bu çalışmada katsayılarda

meydana gelen rassal etkiyi ifade etmek için “rassal katsayılar modeli” kavramı kullanılacaktır.

2.1.1.3. Rassal Katsayılar Modeli

Swamy (1970) tarafından önerilen rassal katsayılar modeli, zengin bir veri kaynağı ile modelde bireyler arasında rassal olarak değişen katsayıların olduğu durumda kullanılmaktadır. Rassal etkiler modelinde yer alan Eşitlik (2.3) yeniden ele alınmak üzere rassal katsayılar modeli Eşitlik (2.13) ile gösterilmektedir.

$$y_{it} = \alpha + x'_{it} \beta + \mu_i + v_{it} \quad (2.3)$$

$$y_{it} = \alpha + x'_{it} (\beta + u_i) + \mu_i + v_{it} \quad (2.13)$$

$$\beta_i = \beta + u_i \quad (2.14)$$

β_i , her bir birim için parametre spesifik vektörünü gösterirken u_i , gözlenemeyen rassal vektörü, x_{it} genel rassal olmayan açıklayıcı değişkenlerin matrisini göstermektedir. (Greene, 2003, s. 286; Swamy, 1970).

Swamy(1970) modelinde, hata terimi v_{it} sıfır ortalama ve $\sigma_{ii}I$ varyans ile dağılmaktadır. Yani birimler için dağılımlar heterojendir. Bununla birlikte birimler arasında korelasyon bulunmamaktadır. Swamy(1970)'nin rassal katsayılar modeline ilişkin diğer bir varsayım da regresyon katsayı vektörü β_i 'nin rassal, mikro birimler arasında korelasyonsuz ve sabit bir ortalama vektörü β ve Γ varyans-kovaryans matrisi ile aynı dağılıma sahip olduğudur. Bunun yanında rassal katsayılar β_i ile hata terimi v_{it} 'nin bağımsızlığı da geçerlidir.

Swamy(1970)'in rassal katsayılar modelini, Greene (2003) rassal parametreler modeli olarak tanımlarken, Molenberghs ve Verbeke (2005) doğrusal karma (linear mixed) modeller olarak tanımlamışlardır. Bunun yanında Molenberghs ve Verbeke (2005) doğrusal karma modelleri, tepkinin(bağımlı değişkenin) birime özgü regresyon katsayıları ile modellenebildiği rassal etkiler yaklaşımı olarak tanımlamışlardır. Buna göre birimlere göre hem sabit terim hem de eğim katsayısı kitle ortalaması etrafında

rassal olarak değişmektedir. Molenberghs ve Verbeke (2005) modeli Eşitlik (2.15) ile gösterilmektedir.

$$y_{ij} = \tilde{\beta}_{i0} + \tilde{\beta}_{i1}t_{ij} + v_{ij} \quad (2.15)$$

v_{ij} , sıfır ortalama ve Σ_i kovaryans matrisi ile normal dağılımlıdır. Örnekleme yer alan birimlerin rassal olarak seçilmesi nedeniyle regresyon katsayılarının da regresyon katsayılarının kitlesinden rassal olarak örneklemlendiği, $\tilde{\beta}_i = (\tilde{\beta}_{i0}, \tilde{\beta}_{i1})'$, varsayılmaktadır. Buna göre sabit ve eğim katsayıları sırasıyla $\tilde{\beta}_{i0} = \beta_0 + b_{i0}$, $\tilde{\beta}_{i1} = \beta_1 + b_{i1}$ ile gösterilmektedir. β sabit etkiler ve b_i rassal etkiler olmak üzere $b_i = (b_{i0}, b_{i1})'$ şeklinde ifade edilmekte ve rassal etkiler $b_i \sim N(0, D)$ şeklinde normal dağılmaktadır. Eşitlik (2.15)'nin yeniden düzenlenmesi ile rassal katsayılar modeli Eşitlik (2.16) ile gösterilmektedir.

$$y_{ij} = (\beta_0 + b_{i0}) + (\beta_1 + b_{i1})t_{pi} + v_{ij} \quad (2.16)$$

Eşitlik (2.16), sabit ve rassal etkileri içermesi nedeniyle karma modeller olarak da isimlendirilmiştir (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s.37).

Rassal katsayılar ya da diğer deyişle doğrusal karma modellerin tahmini bağımlı değişkenin marjinal dağılımına dayanmaktadır. $f_i(y_i | b_i)$ ve $f_i(b_i)$ sırasıyla rassal etkilere koşullu bağımlı değişkenin ve rassal etkilere göre yoğunluk fonksiyonları olmak üzere, y_i marjinal yoğunluk fonksiyonu Eşitlik (2.17) ile gösterilmektedir (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s.38).

$$f_i(y_i) = \int f_i(y_i | b_i) f(b_i) db_i \quad (2.17)$$

Rassal katsayılar modeli hakkında yapılan son çalışmalar “multilevel” model ya da “hierarchical regresyon” model konularında oldukça ilerleme kaydetmiştir. Bu model türlerinde katsayı ortalamalarının açıklayıcı değişkenler ile birlikte değişmesine izin verilmektedir. Bunun yanında parametre vektörleri hala genel bir ortalamaya sahiptir.

Buna göre z_i , gözlemlenen kişiye özgü zamanla değişmeyen değişkenlerin bir kümesi olmak üzere bireylere göre rassal olarak dağılan β_i vektörü Eşitlik (2.18) ile gösterilmektedir.

$$\beta_i = \beta + \Delta z_i + u_i \quad (2.18)$$

Eşitlik (2.3)'de Eşitlik (2.18) yerine yazılırsa Eşitlik (2.19) elde edilmektedir

$$y_{it} = \alpha + x'_{it}(\beta + u_i + \Delta z_i) + \mu_i + v_{it} \quad (2.19)$$

Elde edilen modelde rassal katsayılar β_i 'nin dağılımının ortalaması $\beta + \Delta z_i$ olmak üzere u_i daha önceki denklemlerde yer aldığı gibi birim heterojenlikten kaynaklı rassal etkiyi temsil etmektedir ve bu rassal değişkenin sıfır ortalama ve Σ kovaryans matrisine sahip olduğu varsayılmaktadır. (Σ , bilinmeyen parametreleri ile diagonal kovaryans matrisi, eğer rassal parametreler normal dağılımlı ise $\text{var}(u_i)=I$ olur.), Δ , rassal parametrelerin dağılımındaki açıklayıcı değişkenlerin bir matrisini ifade etmektedir. Buna ek olarak, parametre vektörü β_i iken y_{it} 'nin yoğunluğu $f(y_i | x_{it}, \beta_i)$ ile gösterilmektedir. Tüm bu bilgiler ışığında, rassal parametrelerin tahmini için parametrelerin koşullu yoğunluğu Eşitlik (2.20) ile gösterilmektedir.

$$g(\beta_i | z_i, \beta, \Delta, \Sigma) = g(u_i + \beta + \Delta z_i + \Sigma) \quad (2.20)$$

$g(\cdot)$, rassal birim etkilerin marjinal yoğunluğunu ifade etmektedir. i grup ve T gözlem için bileşik koşullu yoğunluk fonksiyonu Eşitlik (2.21) ile gösterilmektedir.

$$f(y_i | X_i, \beta_i) = \prod_{t=1}^T f(y_{it} | x_{it}, \beta_i) \quad (2.21)$$

y_i 'nin koşulsuz olasılığı ise β_i üzerinden integrallenmesiyle Eşitlik (2.22)'de gösterildiği gibi sağlanabilmektedir. Son olarak logaritmik olabilirlik fonksiyonu, β_i 'den u_i 'ye dönüştürme yapılmasıyla Eşitlik (2.23) ile gösterilmektedir.

$$f(y_i | X_i, z_i, \beta, \Delta, \Sigma) = \int_{\beta_i} f(y_i | X_i, \beta_i) g(\beta_i | z_i, \beta, \Delta, \Sigma) d\beta_i \quad (2.22)$$

$$\ln L = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \int_{u_i} f(y_i | X_i, \beta, \Delta z_i, u_i) g(v_i | \Sigma) du_i \right\} \quad (2.23)$$

Eşitlik (2.23), her bir birim için u_i üzerinden beklenen değerini içermektedir. Bu şekildeki integralin sonucu (β, Δ, Σ) 'nın bir fonksiyonunun maksimizasyonu vermektedir. Ancak, bu formdaki logaritmik olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonu için simülasyona dayalı tahmin yöntemleri ile sağlanmaktadır. Bu konuda MSL(maximum simulated likelihood) ve bayesyen yöntemler öne çıkmaktadır (Greene, 2003, ss. 512-513).

Rassal katsayılar modeli doğrusal regresyon modellerinde de kullanılabilmesine rağmen teoride ve uygulamalı çalışmalarda sıklıkla nitel bağımlı değişkenli modellerde kullanılmıştır (bkz. Revelt ve Train, 1998; Allenby ve Rossi, 1999; Train, 2003; Greene, 2003; Greene, 2004).

2.1.2. Panel Veri Modelleri için Kullanılan Testler

Sabit etkiler ve rassal etkiler modelinden hangisinin seçileceği genellikle etkiler ve açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiye bağlı olmaktadır. Buna göre, eğer birim etki tahmin edilecek sabit bir parametre gibi ele alınıyorsa ve birim etki ile açıklayıcı değişkenler arasında korelasyonun var olduğu durumda sabit etkiler modeli, eğer birim etki rassal bir değişken gibi ele alınıyorsa ve birim etki ile açıklayıcı değişken arasında korelasyon bulunmuyorsa rassal etkiler modeli uygun bir yöntem olmaktadır. Ayrıca, sabit etkiler modeli, Akdeniz ülkeleri, OECD ülkeleri, Amerika eyaletleri gibi spesifik bir veri seti ile ilgilenildiği durumda kullanılmaktadır. Rassal etkiler modelinde ise büyük bir ana kütleden rassal olarak seçilen örneklem yer almaktadır. Hanehalkı çalışmaları buna örnek verilebilir (Baltagi, 2005, s. 12-14).

Panel veri modellerinden hangisinin kullanılacağı kararı yukarıda bahsedildiği gibi önsel olarak yapılacağı gibi bazı testlerden yararlanılabilir. Bu testlerden biri de sabit etkiler modelini klasik model ile karşılaştıran Chow testidir. Bu testte, LSDV regresyonundan elde edilen kısıtsız hata kareleri toplamı (URSS) ve havuzlanmış

modele EKK uygulanması ile elde edilen kısıtlı hata kareleri toplamı (RRSS)'ndan yararlanılmaktadır. Ho hipotezinin reddedilmesi durumunda birim etkiler önemlidir ve sabit etkiler modeli geçerlidir. Yokluk hipotezinin reddedilememesi durumunda ise havuzlanmış panel model geçerlidir (Baltagi, 2005, s.13).

Breusch ve Pagan (1980)'nin önerdiği Lagrange çarpanları (LM) testinde ise birim etkilerin varyansının sıfır olduğu yokluk hipotezinin reddedilemediği durumda, birim etkilerin varlığı kabul edilmemektedir. Aksi durumda ise rassal etkiler modeli geçerlidir (Greene, 2003, s.299). Bu testin yardımıyla sadece rassal etkiler modelinin geçerli olup olmadığına karar verilir. Eğer rassal etkiler modeli geçerli değilse hangi modelin kullanılacağına karar vermek için ek testlere ihtiyaç vardır.

Rassal etkiler modelinin mi yoksa klasik modelin mi kullanılmasının uygun olacağını tespit etmek için yapılan bir test de Olabilirlik Oranı (LR) testidir. Yokluk hipotezi, klasik model doğrudur şeklinde kurulur. Yokluk hipotezi reddedilirse klasik modelin uygun olmadığına karar verilir (Tatoğlu, 2012, s. 168).

Hausman (1978) tarafından önerilen ve birim etkinin bağımsız değişkenler ile ilişki olup olmadığını ölçüldüğü hausman testinde, genelleştirilmiş EKK tahmin edicisi ($\hat{\beta}_{GLS}$) ve grup içi tahmin edicisi ($\hat{\beta}_{grupiçi}$) karşılaştırılmaktadır. $\hat{\beta}_{grupiçi}$ tahmin edicisi yokluk hipotezinin reddedildiği ya da reddedilmediği durumda bile tutarlı iken $\hat{\beta}_{GLS}$ tahmin edicisi yokluk hipotezi reddedildiği zaman tutarsızken, yokluk hipotezi reddedilmediği durumda asimptotik olarak etkin, tutarlı ve En iyi Doğrusal Sapmasız Tahmin Edici (BLUE)'dir (Baltagi, 2005, s. 66). Buna göre tahmin edicilerinin etkinlik ya da tutarlılığına bakıldığında yokluk hipotezinin reddedilmediği durumda rassal etkiler modelinin kullanımı uygun olacaktır. Alternatif hipoteze göre de sabit etkiler modeli uygun olmaktadır.

Hausman testinde yokluk hipotezi, k serbestlik derecesi ile asimptotik olarak χ^2 dağılımlı bir istatistik ile test edilmektedir. Bu amaçla iki tahmin edici arasında fark $\hat{q}_1 = \hat{\beta}_{GLS} - \hat{\beta}_{grupiçi}$ şeklinde ifade edilmek üzere bu iki tahmin edicinin varyans kovaryanları arasındaki fark, iki tahmin edici arasındaki farkın varyans kovaryans matrisine eşittir. Bu farkın sıfıra eşit olduğunu belirten yokluk hipotezi altında rassal etkiler modeli uygundur ve tutarlı tahmin ediciler verir. Hipotez reddedilirse sabit etkiler modeli uygundur ve grup içi tahmin edicisi tutarlıdır (Hausman, 1978).

Panel veri modellerinde, eğim parametrelerinin heterojen yani rassal katsayılar modelinin geçerli olduğu durumda parametrelerin sabit olduğu düşünülp tahmin

yapılırsa parametre tahminlerinde ciddi sapmalar oluşabilmektedir. Bu nedenle, rassal katsayılar modelinin geçerliliği diğer bir deyişle modeldeki parametrelerin rassal olup olmadığının belirlenmesi amacıyla Swamy (1970) asimptotik bir test önermiştir. Modelde yer alan katsayı vektörlerinin sabit olduğu şeklinde kurulan yokluk hipotezinin geçerli olduğu durumda klasik modelin seçildiği, alternatif hipotezin kabul edilmesi durumunda ise parametrelerin rassal olduğuna karar verilen bu test, yapısı itibariyle klasik bir F testi olmaktadır.

2.1.3. Panel Veri Analizi ile İlgili Çıkarımlar

Ekonometrik çalışmalarda panel veri kullanımı, yatay kesit verileri ve zaman serisi verilerine göre birçok avantaja sahiptir. Panel veri kullanılmasının en büyük avantajı yatay kesit verileri ve zaman serisi verilerine göre daha karmaşık davranışsal modellerin kurulmasını ve test edilmesini kolaylaştırmaktadır. Özellikle bireysel davranışların incelendiği çalışmalarda eğer bireyin davranışı diğer değişkenlere bağlı ise diğer bireylerin davranışları gözlemlenerek bireyin davranışı hakkında çıkarım yapılabilmektedir (Hsiao, 2003, s. 5-7).

Yatay-kesit verisi kullanılarak yapılan tahminlerde sadece birimler arasındaki farklılıklar incelenebilirken panel veri kullanılarak hem birimler hem de bir birim içerisindeki meydana gelen farklılıklar birlikte incelenebilmektedir. Bu yüzden işsizlik, yoksulluk gibi ekonomik durumların süreçlerini içeren sosyal çalışmalarda panel veri kullanmak zamanın bir noktasından diğerine bireysel davranışların incelenmesine olanak sağlamaktadır (Baltagi, 2005, s. 6).

Panel veride araştırmacıların büyük boyutta veri kullanabilmesi, serbestlik derecesi artmasına ve bununla birlikte açıklayıcı değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun azalmasını sağlamaktadır. Böylece ekonomik tahmin ediciler daha etkin olmaktadır (Hsiao, 2003, s.5). Buna ek olarak, modelde yer almayan ancak önemli olan değişkenler zaman serisi ya da yatay kesit verisi kullanılarak yapılan çalışmalarda tahmin sonuçlarında sapmaya yol açarken, bu değişkenlerin birimlere ya da zamana göre değişmemesi durumunda panel veri kullanımı sapmanın kontrol altına alınmasını sağlamaktadır (Hsiao, 2003, s.5).

Hanehalkı çalışmalarını içeren panel verilerde örneklem hanelerinden bazıları ankette yer almayı ya da bazı soruları cevaplamayı kabul etmeyebilir. “Nonresponse” problemi olarak bilinen bu durum yatay-kesit çalışmalarda bile oluşurken, panelin

devam eden sürecinde bu problemin tekrarlanması daha ciddi bir probleme neden olmaktadır. Bunun yanında, panel veri birimlerden bir veya bir kaçının sonraki dönemlerde örneklem içerisinde bulunmaması aşınma (attrition) problemi olarak ortaya çıkmaktadır. Gözlemlenen bireylerin ölmesi, taşınması ya da cevaplama maliyetini yüksek bulması, sürece devam etmeme sebepleri olabilmektedir. Periyotların sayısının artmasıyla seçim yanlılığına neden olan aşınmanın derecesi de artmaktadır (Baltagi, 2005, s. 8). Bu şekildeki ölçüm hataları problemine karşı en genel çözüm olan araç değişkenler (Instrumental variables, IV's) yöntemi olmaktadır. Ancak bayesyen yaklaşımda araç değişkenlerin kullanılmasında olduğu gibi herhangi ek değişkene gerek duyulmaması ve bunun yerine hatalar hakkındaki önsel bilginin kullanılması oldukça avantaj sağlamaktadır (Hasegawa ve Ueda, 2007).

Panel verilerde birim heterojenlik ile ortaya çıkan otokorelasyonun esnek yapısına izin verilmesi geleneksel yöntemlerle hesaplanması mümkün olmayan yüksek dereceli integraller içeren modellere sebep olmaktadır. Hesaplamalardaki bu güçlükleri aşmak amacıyla yararlanılan simülasyon tabanlı tahmin edicilerden birinin de bayesyen yaklaşım olması, panel veri ekonometrisinde bayesyen yaklaşımın kullanım alanını arttırmaktadır (Contoyannis, Jones ve Leon-Gonzalez, 2004).

Panel veri modelleri içerisinde rassal katsayılar modelleri, sabit katsayılı modellere bayesyen yaklaşımın uygulanması ile oldukça yakın bir teoriye sahiptir. Ancak rassal katsayılar modelinde özel bir dağılımdan ziyade katsayı vektörü rassal bir değişken olarak ele alınmakta ve parametrelerin ortalaması için bir tahmin edici oluşturulmaktadır. Bayesyen yaklaşımda ise örneklemdeki katsayı vektörünün gerçek değerlerinin, kitlede rassal deneyler neticesinde tanımlanabileceği varsayılmaktadır. Bu durumda parametreler önsel dağılımlara sahip rassal değişkenlerdir. Bayes teoreminden yararlanılarak önsel dağılım ile örneklem olabilirlik fonksiyonunun birleştirilmesi ile katsayı vektörlerine ilişkin sonsal dağılım elde edilmekte ve çıkarımlar sonsal dağılım yoluyla sağlanmaktadır (Swamy, 1970).

Çalışmanın Ekonometrik Modeller kısmının ikinci bölümünde bayesyen yaklaşım ve bayesyen yaklaşımın model tahminlerinde sağladığı yararlar ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

2.2. Bayesyen Yaklaşım

Bilimsel karar verme sürecinde olasılık önemli bir kavramdır ve birçok alanda yapılan çalışmalar için tahmin sürecinin çıkış noktasını oluşturmaktadır. Olasılık teorisi birçok yaklaşım içermesi ile birlikte bu yaklaşımların temeli nesnel(objektif) ve öznel(subjektif) yorumlara dayanmaktadır. Tarihsel açıdan olasılıkları tanımlamanın en eski yolu olan klasik olasılık kavramı, olasılığı nesnel olarak değerlendirmektedir. Bu yaklaşımda örneklem uzayının sonlu ve her bir basit olayın eş olasılığa sahip olması gerekir. Klasik olasılık kavramlarından en yaygın biçimde kullanılanı sıklıkçı (frequentist) yorumudur. Buna göre bir olayın (ya da sonucun) ortaya çıkmasının olasılığı, uzun dönemde bu türden olayların gerçekleşme oranıdır. Buna göre modelin bilinmeyen parametreleri sıfır ve bir arasında değer alır ve olasılık dağılımı verilmez. Olasılığa farklı bir anlam getiren yaklaşım ise olasılığın öznel (subjective) tanımıdır. Bu yaklaşım, 1783’de Thomas Bayes tarafından ortaya atılan bayes teoreminden türetildiği için bayesyen yaklaşım adını almıştır. Zeller(1971) ve Leamer (1978)’in yayınladıkları kitaplardan sonra ise bayesyen regresyon analizi, gelişmiş bilgisayar programlama tekniklerinin kullanılmasında büyük ilerlemelerin kaydedilmesi ile uygulamalarda önemli bir yer edinmiştir (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 419; Gillies, 2000, s.2, Greenberg, 2008, s.9).

Bayesyen teoremin temelini oluşturan bayes kuralının elde edilmesi için öncelikle klasik olasılıktaki bazı kurallara yer verilmelidir. Buna göre A ve B, herhangi iki değişken olmak üzere A ve B olaylarının meydana gelmelerinin bileşik olasılığı $p(A,B)$, B’nin meydana gelmesine koşullu A’nın meydana gelme olasılığı $p(A|B)$ ve B’nin marjinal olasılığı $p(B)$ ’nin çarpımından elde edilmektedir.

$$p(A,B)= p(A|B) p(B) \quad (2.24)$$

Alternatif olarak, A ve B’nin bileşik olasılığı,

$$p(A,B)=p(B|A).p(A) \quad (2.25)$$

ile de gösterilmektedir. A ve B rassal değişkenlerinin bileşik olasılık fonksiyonu $p(A,B)$ ’nin iki gösterim şekli eşitlenip düzenlenirse bayes kuralı, Eşitlik (2.26) ya da benzer olarak Eşitlik (2.27) ile gösterilmektedir (Koop, 2003, s.1).

$$p(B | A) = \frac{p(A, B)}{p(A)} = \frac{p(A | B)p(B)}{p(A)} \quad (2.26)$$

$$p(A | B) = \frac{p(A, B)}{p(B)} = \frac{p(B | A)p(A)}{p(B)} \quad (2.27)$$

Bayes teoremini ekonometrik modellere uyarlamak amacıyla y , verinin bir vektörü ya da matrisi, θ ise y 'yi açıklamak için kurulan modelin parametrelerini içeren bir vektör ya da matris olarak ele alınsın. y verisine dayanan θ hakkında bilgi edinmek amacıyla bayesyen model olan Eşitlik (2.26)'da B yerine θ ve A yerine y yazılarak Eşitlik (2.28) elde edilmektedir.

$$P(\theta | y) = \frac{P(y | \theta)P(\theta)}{P(y)} \quad (2.28)$$

Bir ekonometrik modelde parametreleri tahmin etmek isteyen ekonometrici için temel ilgi $P(\theta | y)$ hesaplamaktır. Amaç yalnızca θ 'yı tahmin etmek olduğu için ve θ 'yı içermediği için $P(y)$ ihmal edilebilmektedir. Bu nedenle bayes teoremi genellikle,

$$P(\theta | y) \propto P(y | \theta) P(\theta) \quad (2.29)$$

şeklinde yazılmaktadır. Eşitlik (2.29)'da $P(y | \theta)$ modelin parametreleri üzerine koşullu verinin örneklem dağılım fonksiyonunu göstermekte ve olabilirlik (likelihood) fonksiyonu olarak isimlendirilmektedir. $P(\theta)$, veri gözlenmeden önce θ hakkındaki bilgilere, inançlara, konu hakkındaki daha önceki çalışmalara ve teorik düşüncelere dayanan önsel bilginin formüle edilmesiyle elde edilen önsel dağılımı göstermektedir. $P(\theta | y)$ ise θ parametresinin önsel dağılımı ile verinin örneklem dağılım fonksiyonunun birleştirilmesi ile elde edilen sonsal dağılımı oluşturmaktadır. Yani sonsal dağılım, hem veriden sağlanan bilgiyi hem de veriden sağlanmayan bilgiyi birleştirmektedir (Koop, 2003, s. 2; Hansen, 2002, s. 6). Bu bilgiler ışığında bayesyen yaklaşım,

Sonsal olasılık $\propto$ olabilirlik olasılığı $\times$ önsel olasılık gösterimi ile de ifade edilmektedir. Bayesyen yaklaşım için anahtar niteliğindeki bu gösterim “sonsal olasılığı

veren $P(\theta|y)$, önsel olasılık $P(\theta)$ ve olabilirlik olasılığı $P(y|\theta)$ 'nin çarpımlarına orantısal olarak eşittir" şeklinde yorumlanmaktadır (Koop, 2003, s. 2).

Bayesyen analizin final ürünü olan θ hakkında tüm bilgiyi içeren $P(\theta|y)$ sonsalının hesaplanma süreci, bilginin güncelleştirilmesinin bir metodu olarak da ele alınabilir. Elde edilen sonsal dağılım bir sonraki analizde önsel dağılım olarak yer alabilmektedir. Ayrıca önsel dağılım hakkında ek bilgi edinildikçe de süreç güncelleştirilmektedir. Önsel bilgi için parametre hakkında belirsizliğin ölçüsü de denilebilmektedir. Öyle ki bu önsel bilgi model hakkındaki varsayımları içerebilmektedir. Mesela, θ bir üretim sürecinde ölçeğe göre getiriyi yansıtan bir parametre olsun ve ölçeğe göre getirinin bir olması istensin. Böylece veriye bakmadan önce, θ 'nın yaklaşık olarak bir olacağı hakkında bir önsel bilgi sahibi olunur. Tüm bu özel avantajlarının yanında önsel bilgi, bilim dışı görünmesi nedeniyle bayesyen ekonometricilerin tartışmalı konuları arasında yer almaktadır (Koop, 2003. S.3; Greenberg, 2008, s. 14).

2.2.1. Önsel Dağılımlar

Bayesyen tahmin, modelde yer alan bütün parametreler hakkında önsel dağılımın belirlenmesi ile başlamaktadır. Önsel dağılım, araştırmacının geçmiş tecrübelerinden, inaçlarından, uzman görüşlerden elde edilen bilgilere dayanmaktadır ve yeni bilgiler edindikçe önsel olasılıklar güncellenebilmektedir. Örneklemin yeterince büyük olmadığı durumda önsel olasılık dağılımında değişiklikler sonsal olasılık dağılımında da değişikliklere neden olmaktadır. Ancak örnek bilgisindeki artış ile birlikte sonsal dağılımdaki önsel dağılımın etkisi de azalacaktır (Nobile, 1995; Cameron ve Trivedi, 2005, s. 425).

Önsel dağılımlar, sonsal dağılım üzerinde bilgi içerip içermemesine göre bilgi içeren (informative) ve bilgi içermeyen (non-informative) önsel dağılımlar olarak iki sınıfa ayrılmaktadır.

2.2.1.1. Bilgi İçermeyen Önsel Dağılımlar

Bilgi içermeyen (non-informative) önsel dağılımlar, parametreler üzerinde önsel bilgiye sahip olunmadığı durumda kullanılmaktadır. Genelde bu tür önsel dağılımlar için düzgün (uniform) dağılım kullanılmaktadır, böylece parametrenin her bir değeri eşit

olasılıklı olmaktadır. Benzer şekilde, önsel bilginin yeterli olmadığı durumlarda dağınık (diffuse,vague) önsel dağılımlar ve Jeffreys'in önsel dağılımı kullanılmaktadır.

Dağınık önsel dağılımlar büyük varyansa sahiptir ve parametrelerin büyük bir aralığı için benzer değerleri vermektedir. Jeffreys önsel dağılımı ise genelleştirilmiş doğrusal modellerde bilgi içermeyen önsellerin varlığı durumunda kullanılan düzgün dağılımların uygun olmayan sonsal dağılımlara neden olmasından ötürü alternatif önsel dağılım olarak önerilmiştir. Jeffreys önseli (Jeffreys,1946), Fisher bilgi matrisinin determinantının kareköküne orantılı olması için önsel yoğunluğu kullanan Jeffreys kuralına dayanmaktadır (İbrahim ve Laud, 1991).

Bilgi içermeyen önsel dağılımların kullanılması durumunda bayesyen yaklaşım ile elde edilen tahminler ve klasik yaklaşım ile elde edilen tahminler arasında önemli bir fark ortaya çıkmamaktadır. Ayrıca önsel dağılımın belirsiz olsa bile sonsal dağılım belirli olabilmektedir.

2.2.1.2. Bilgi İçeren Önsel Dağılımlar

Bilgi içeren (informative) önsel dağılımlar, parametreler hakkında ön bilgiye sahip olunması durumunda ön bilgilerin formüle edilmesi ile elde edilir. Araştırmacı daha önce gerçekleştirilen araştırmalardan elde edilen sonuçları önsel dağılım belirlemede kullanabilir. Örneğin daha önce gerçekleştirilmiş bir çalışmada üzerinde çalışılan parametreler ve bunların varyansları hakkında tahminler üretilmiş olabilir. Bu tahminler, önsel dağılımın tanımlanmasında ortalama ve varyans değeri olarak kullanılabilir (Kennedy, 2006, s. 261).

Bilgi içeren önseller pratikte en çok kullanılan önsellerdir. Bu önsellerden en çok bilinenler eşlenik önseller ve hiyerarşik önsellerdir.

2.2.1.3. Eşlenik Önsel Dağılımlar

Önsel ve sonsal dağılımlar aynı dağılım ailesine sahip ise önsel dağılıma eşlenik önsel dağılım denilmektedir. Normal, gamma, poisson, binomial gibi birçok genel dağılımı içeren üstel aile ile çalışıldığında eşlenik önsel dağılım yine üstel aile formuna sahip olmaktadır (Ando, 2010, s.27). Bunun yanında üstel aile formu ve eşlenik önsel arasındaki bağlantı, olabilirlik fonksiyonu da üstel aile formunda olduğu durumda çok kullanışlı sonuçlar vermektedir. Öyle ki, normal bir olabilirlik fonksiyonu ile normal bir önsel dağılım, ortalama parametresi için normal bir sonsal dağılımı ve aynı olabilirlik

fonksiyonu ile ters gamma önseli, varyans parametresi için ters gamma sonsal dağılımı üretmektedir. Böylece bayesyen analiz için en büyük zorluklardan biri olan parametrenin sonsal dağılımının analitik olarak incelenememesi problemi için eşlenik önsel dağılımın kullanılması uygun bir çözüm sağlamaktadır (Gill, 2015, s. 100).

Bazı üstel aile formları ve onların eşlenik önsel dağılımları Tablo1’de verilmiştir.

Tablo 1

Bazı Üstel Aile Formları ve Eşlenik Önsel Dağılımlar

Önsel Olasılık Dağılımı	Olabilirlik Fonksiyonunun Dağılımı	Hiperparametreler
Beta	Bernolli	$\alpha > 0, \beta > 0$
Beta	Binom	$\alpha > 0, \beta > 0$
Dirichlet	Multinomial	$\theta_j > 0, \sum \theta_j = \theta_0$
Beta	Negatif Binom	$\alpha > 0, \beta > 0$
Gamma	Poisson	$\alpha > 0, \beta > 0$
Gamma	Üstel	$\alpha > 0, \beta > 0$
Gamma	Gamma	$\alpha > 0, \beta > 0$
Normal	μ için Normal	$\mu \in \Re, \sigma^2 > 0$
Ters Gamma	σ^2 için Normal	$\alpha > 0, \beta > 0$
Gamma	α için Pareto	$\alpha > 0, \beta > 0$
Pareto	β için Pareto	$\alpha > 0, \beta > 0$
Pareto	Düzgün Dağılım	$\alpha > 0, \beta > 0$

Kaynak: Gill, 2015, s.103.

Tablo1’de hiperparametreler de yer almaktadır. Hiperparemetreler, parametrenin bilinmeyen başka bir parametreye bağlı olduğu modellerde kullanılmaktadır. Diğer parametreler için de önsel dağılımın belirlenmesi gerekmektedir. Bu ikinci önsel olasılığa hiperparametre ya da hiper önsel olasılık denilmektedir. Önsel bilginin hem hiyerarşik hem de öznel bilgi içerdiği modellere hiyerarşik model denilmektedir. Bayesyen hiyerarşik modeller verinin ve önsel bilginin farklı düzeylerini düzenlemekte ve bu farklılıklara göre işlem yapılmaktadır (Gill, 2015, s.129).

2.2.1.4. Diğer Önsel Olasılıklar

Bazı önsel olasılıklar bilgi içeren ve bilgi içermeyen önsel olasılıkların karışımı şeklinde olabilmektedir. Bu önsel olasılıklar “hibrit önsel olasılıklar” olarak adlandırılmaktadır ve teknik olarak bilgi verici önsel olasılık olarak kabul edilmektedir. Jaynes (1968, 1980, 1988) tarafından önerilen maksimum entropi önsel olasılıkları ve Johnson and Albert (1999) tarafından önerilen histogram önsel olasılıkları ve Ferguson (1973) ve Antoniak (1974) tarafından ileri sürülen bayesyen önsel olasılıklarının dirichlet süreci ile elde edildiği nonparametrik önsel olasılıkları hibrit önsel olasılıklarından bazılarıdır (Gill, 2015, s. 132-133).

2.2.2. Klasik Yaklaşım ve Bayesyen Yaklaşımın Karşılaştırılması

İstatistiksel çıkarım olasılık teorisine dayandığından bu yana bayesyen ve klasik yaklaşım, olasılık teorisinin kapsamı ve yorumlanması hakkında farklı görüşler sunmaktadır. Klasik yaklaşımda bir olayın olasılığı, “o olayın uzun dönemde çok sayıda tekrarlanarak yapılan denemelerinin gerçekleşme sıklığıdır” şeklinde yorumlanırken, bayesyen yaklaşımda bir olayın olasılığı o olay hakkındaki ön bilgi ile veriden sağlanan bilginin birleştirilmesi ile sağlanmaktadır (Greenberg, 2008, s.7).

Klasik yaklaşımda, parametre bilinmeyen sabit bir değerdir ve parametre tahminleri sadece eldeki veriye dayanarak hesaplanmaktadır. Dolayısıyla parametrenin bir olasılık dağılımı bulunmamaktadır. Bu nedenle klasik yaklaşımda, tekrar eden örneklemeler üzerinden test istatistikleri ve tahmin edicilerin dağılımları ile ilgilenilmektedir (Hansen, 2002, s. 17). Bayesyen yaklaşımda parametreler üzerindeki belirsizlik nedeniyle rastsalmiş gibi ele alınmakta ve bu özelliği bayesyen yaklaşımı klasik yaklaşımdan farklı kılan en temel özelliklerinden biri olmaktadır. Bayesyen yaklaşımda parametre hakkındaki tüm çıkarsamalar parametrenin önsel olasılık dağılımı ve olabilirlik fonksiyonunun birleştirilmesi ile elde edilen sonsal dağılımdan sağlanmaktadır. Klasik analizde genellikle EKK ve ML tahmin edicilerinden yola çıkarak nokta tahminleri elde edilebilirken, bayesyen analizde ne tahmin edici ne de test istatistiği vardır. Bayesyen yaklaşımda ilgilenilen parametrenin nokta tahmini genellikle sonsal dağılımın ortalama değeri olmaktadır. Bu nedenle bayesyen çıkarımda sapmasızlık, minimum varyans ve etkinlik gibi tahmin edici özelliklerinin hiçbirisi yer almamaktadır (Lancaster, 2006, s. 29; Hansen, 2002, s. 7; Cameron ve Trivedi, 2005, s. 421).

Klasik yaklaşım ve bayesyen yaklaşımda hipotezlerle ilgili karar verme birbirinden oldukça farklı olmaktadır. Klasik yaklaşımda hipotez testi sürecinde parametrelerin iddia edilen değere eşit olup olmadığı veya sözü edilen aralıkta bulunup bulunmadığı test edilmekte ve böylelikle anakütle ile ilgili belirsizliğin bir kısmı aydınlanmaktadır. Bayesyen yaklaşımda hipotezlere olasılık tayin edilmektedir. Klasik Aristo mantığına göre bu değer 0 veya 1 olması değil, 0-1 aralığında olması gerekmektedir. Yani bu hipotez kabul ya da red edilmemekte bunun yerine hipotezin sahip olduğuna inanılan olasılık belirlenmektedir (Ekici, 2009)

Bayesyen yaklaşımda, klasik yaklaşımın “güven aralığı” tanımlaması yerine “güvenilir aralık”, “bayesyen aralık” veya “en yüksek son yoğunluk bölgesi veya aralığı” tanımlamaları kullanılmaktadır. Aslında tanımlama farklı olduğu gibi yorumlama da farklı olmaktadır (Ekici, 2009). Örneğin klasik istatistikte aralık tahminleri, aralığın parametreyi içermesi olasılığı üzerinden yorumlanırken, bayesyen yaklaşımda örneğin ücret esnekliği için “gözlemlenen veri göz önüne alındığında, %95 olasılıkla ücret esnekliğinin 0.1 ile 0.18 arasında olacağına inanılmaktadır” gibi ifadelerle parametrenin aralığa düşme olasılığı üzerinden yorumlanmaktadır (Hansen, 2002, ss. 1-2).

2.2.3. Bayesyen Yaklaşımın Avantajları ve Kısıtları

Son yıllarda teorik ve kavramsal yapısı büyük dikkat çeken bayesyen yaklaşım, yakın geçmişe kadar sıklıkçı yaklaşımın etkisi altındaki ekonometri alanında çok küçük bir yere sahipti. Bu durumun temel iki sebebi olarak önsel bilgi ve hesaplamalar gösterilmektedir. Ön yargıların ya da inançların bir önsel dağılım halinde tanımlanmasının ve sonsal dağılımı belirleme işlemlerinin zorlayıcı bir süreç olması bayesyen yaklaşımı kullanma konusunda araştırmacıların uzun zaman çekinmesine sebep olmuştur. Ancak bayesyen yaklaşımda önsel bilgiyi kullanmak tercihe bağlı olduğu için bir araştırmacının önsel bilgi kullanmaması durumunda bile bayesyen metodu benimsemesi için hiçbir engel bulunmamaktadır.

Bayesyen ekonometrinin tarihsel süreçte çok az yer edinmesinin bir diğer sebebi, birkaç modelin dışında hesaplama yapılmasının çok zor ya da imkansız olmasıdır. Teoride bayesyen ekonometri yalnızca olasılığın basit kurallarına dayandığı için basittir ancak pratikte bayesyen ekonometriyi kullanmak çok katlı integrallerin çözümünü gerektirmektedir. Tüm bunlara rağmen son yıllarda uygun bilgisayar yazılımlarının

oluşturulması ile birlikte bayesyen yöntem birçok alanda kullanılmaya başlanmıştır (Koop, 2003, s. 6-8; Kennedy, 2006, s. 3).

Bayesyen yöntem ile elde edilen sonsal dağılım, aritmetik ortalamalar, medyanlar ve çeyrekliklerin hepsini sağladığı için bunlar için ayrı tahmin edicilere gerek kalmamaktadır. Ayrıca bayesyen yöntem veriler üzerine koşullandırıldığında, örneklem düzeltmeleri ya da ayarlamaları için gerekenleri yaparak kesin sınırlı örneklem sonuçları sağlamaktadır. Elde edilen örneklemden sağlanan dağılım, önsel bilginin etkisinin kaybolduğu geniş örneklemelerde normal dağılıma yaklaşmaktadır (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 420; Hansen, 2002, ss. 1-2).

Ekonometride sıklıkla kullanılan parametreleri tahmin etme, farklı modelleri karşılaştırma ve kestirim yapma işlemlerinin bayesyen yöntemle sağlanması, birkaç olasılık hesabı ile kolaylıkla uygulanmaktadır. Tüm bu hesaplamalar için öncelikle bir modelin parametrelerinin rassal olduğu kabul edilmektedir. Ardından ilgilenilen modelin parametreleri için önsel ve olabilirlik olasılığı belirlenmektedir. Son olarak bu olasılıklar yardımıyla bir modelde bilinmeyen parametreler hakkındaki tüm çıkarımları sağlayan sonsal dağılım elde edilmektedir. Birçok modelin karşılaştırılmasında ise yalnızca sonsal model olasılıkları, sonsal bahis oranı ya da bayes faktörü kullanılabilir. Bunların hepsini sağlamak için genellikle marginal olabilirlik hesaplanmaktadır. Kestirim ise kestirim yoğunluğunun (predictive density), $p(y^* | y)$, hesaplanması ile sağlanmaktadır. Böylece bu birkaç denklem yardımı ile herhangi bir uygulamada istatistiksel çıkarım yapılabilir (Koop, 2003, s. 3-5). Tüm bu hesaplamalar bayesyen hesaplamalar başlığı altında özetlenmektedir.

2.2.4. Bayesyen Hesaplamalar

Bayesyen ekonometride, ekonometricilerin genel olarak ilgilendikleri konular arasında yer alan herhangi bir modelin parametrelerini tahmin etme, hipotez testi, farklı modelleri karşılaştırma ve kestirim, olasılığın bir kaç basit kuralı baz alınarak sağlanabilmektedir.

Bir modelin parametrelerini tahmin etmek için bayesyen yöntemin nasıl işlediği bayes kuralının yer aldığı Eşitlik (2.30)'da açıklanmıştır.

$$P(\theta | y) = \frac{P(y | \theta)P(\theta)}{P(y)} \quad (2.30)$$

Bir ekonometrik modelde parametreleri tahmin etmek isteyen ekonometrici için temel ilgi $P(\theta | y)$ hesaplamaktır. Amaç yalnızca θ 'yı tahmin etmek olduğu için ve θ 'yı içermediği için $P(y)$ ihmal edilmekte ve bayes teoremi genellikle Eşitlik (2.29) ile ifade edilmektedir.

$$P(\theta | y) \propto P(y | \theta) P(\theta) \quad (2.29)$$

Sonsal olasılığı veren $P(\theta | y)$, önsel olasılık $P(\theta)$ ve olabilirlik oranı $P(y | \theta)$ 'nin çarpımlarına orantılı olmaktadır (Koop, 2003, s. 2) Böylece bayesyen analizin final ürünü olan θ hakkında tüm bilgiyi içeren $P(\theta | y)$ sonsalı hesaplanmaktadır (Hansen, 2002, s. 7).

Ekonometriciler genelde sonsalın içerdiği bilgileri integral yardımı ile sayısal olarak özetlemeyi tercih etmektedirler. Örneğin, θ 'nın bir nokta tahmin edicisi olarak sonsalın ortalaması; θ , k elemanlı bir vektör ($\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)'$) olmak üzere θ 'nın her bir elemanı için sonsal ortalamasının hesaplanması ile elde edilmektedir.

$$E(\theta_i | y) = \int \theta_i p(\theta | y) d\theta \quad (2.31)$$

Başka bir nokta tahmini olarak, bir nokta tahmini ile ilişkili belirsizliğin derecesinin ölçümünü veren sonsal varyansın karekökü olan sonsal standart sapmanın formülü ile Eşitlik (2.32)'de verilmektedir.

$$\text{var}(\theta_i | y) = E(\theta_i^2 | y) - \{E(\theta_i | y)\}^2 \quad (2.32)$$

Eğer özel bir parametrenin pozitif olup olmadığını hesaplanılmak isteniliyorsa da aşağıdaki denklemden yararlanılabilmektedir (Koop, 2003, s. 6-8).

$$p(\theta_i \geq 0 | y) = \int_0^{\infty} p(\theta | y) d\theta \quad (2.33)$$

Farklı ekonometrik model karşılaştırılmak istenildiğinde de sonsal olasılıklar oranı veya bayes faktörü kullanılmaktadır. Sonsal olasılıklar oranı belirsizlik altındaki

herhangi bir tesadüfi olayın gerçekleşme olasılığının gerçekleşmeme olasılığına oranı olarak ifade edilmektedir. Öyle ki; $P(A)$, A olayının gerçekleşme olasılığını, $P(\bar{A})$ ise A olayının gerçekleşmeme olasılığı olsun. Buna göre A olayı için sonsal olasılıklarının kullanılması ile elde edilen sonsal olasılıklar oranı,

$$\text{Olasılıklar oranı } (A) = \frac{P(A)}{P(\bar{A})} = \frac{P(A)}{1 - P(A)} \quad (2.34)$$

şeklinde gösterilmektedir. Benzer şekilde, M^i ve M^j olarak gösterilen iki farklı modelin karşılaştırılması için her iki modelin sonsal dağılımlarının oranlanması ile elde edilen sonsal bahis oranının (posterior odds ratio)'dan yararlanılmaktadır.

$$PO_{ij} = \frac{p(M_i | y)}{p(M_j | y)} = \frac{p(y | M_i) p(M_i)}{p(y | M_j) p(M_j)} \quad (2.35)$$

Her bir modelin eşit önsel ağırlığa sahip olduğu model karşılaştırmalarında ise sonsal bahis oranı basit bir şekilde marjinal olabilirlik oranı haline gelir. İki modelin marjinal yoğunluklarının oranı, bayes faktörü olarak isimlendirilmektedir (Koop, 2003, s. 3-5; Carlin ve Chib, 1995).

$$BF_{ij} = \frac{p(y | M_i)}{p(y | M_j)} \quad (2.36)$$

Eşitlik (2.36)'da belirtilen bayes faktörü, M_i modelinden yola çıkarak verideki bilgiyi elde etme olasılığının M_j modelinden yola çıkarak verideki bilgiyi elde etme olasılığına oranını vermektedir. Bayes faktörü 1'den büyük ise M_i modelinin daha iyi sonuç sağlandığına, 1'den küçük ise M_j modelinin tercih edilmesinin daha uygun olacağına karar verilmektedir.

Bayesyen yaklaşımda hipotez testi için de öncelikle hipotezlerin önsel olasılıklarının ardından da sonsal olasılıklarının hesaplandığı süreç uygulanmaktadır. Sonsal olasılığı en fazla olan hipotez ise en iyi seçim olarak belirlenmektedir. Bayesyen yaklaşımda hipotezlerin olasılıkları karşılaştırılarak karar verildiği için genellikle “hipotez testi ” yerine “hipotezlerin karşılaştırılması” ifadesi kullanılmaktadır (Zellner, 1971). h_0 ve h_1 hipotezleri, y gözlemleri, θ ve ϕ parametreleri, θ_0 ve ϕ_0 bu

parametrelerin belirli değerlerini göstermek üzere Eşitlik (2.37)'nin sonucuna göre değerlendirme yapılmaktadır.

$$\frac{p(h_0 | y)}{P(h_1 | y)} = \frac{P(h_0)}{P(h_1)} * \frac{p(y | \theta = \theta_0)}{P(y | \phi = \phi_0)} \quad (2.37)$$

Sonsal bahis oranı, “önsel bahis oranı ile bayes faktörünün çarpımı” şeklinde de açıklanabilmektedir. Eğer iki hipotezin önsel bahis oranları birbirine eşit veya bilgi içermeyen önsel dağılım için $P(h_0) = P(h_1) = \frac{1}{2}$ ise sonsal bahis oranı, bayes faktörüne ve bayes faktörü de olabilirlik oranı (LR)'na eşit olmaktadır (Ekici, 2009).

Ekonometricilerin sıklıkla ilgilendiği konulardan biri olan kestirim, bayesyen ekonometride de yer edinmiştir. Öyle ki, gözlemlenen veri y verildiğinde, gelecekte bazı gözlemlenemeyen veri y^* 'nin alacağı değerleri kestirmek istenilebilmektedir. Bayesyen ekonometrinin mantığı, koşullu olasılık yardımıyla, bilinmeyen şey hakkındaki (y^*) belirsizliği özetlemek olduğu için, kestirim, kestirim yoğunluğuna, $p(y^* | y)$, dayandırılmaktadır. Kestirim yoğunluğu $p(y^* | y)$ için genel form Eşitlik (2.38) ile gösterilmektedir.

$$p(y^* | y) = \int p(y^*, \theta | y) d\theta \quad (2.38)$$

Burada, integral içindeki terimin birkaç olasılık kuralı ile düzenlenmesi sonucunda kestirim yoğunluğu Eşitlik (2.39)'da gösterilmektedir. Bu model, sonsal olasılığı içerdiği için kestirimde kullanmak amacıyla oldukça uygun olmaktadır (Koop, 2003, s. 3-5).

$$p(y^* | y) = \int p(y^* | y, \theta) p(\theta | y) d\theta \quad (2.39)$$

Genel olarak bayesyen ekonometride hesaplanması istenilen sonsal gösterimlerin birçoğu $g(\theta)$ ilgilenilen fonksiyon olmak üzere Eşitlik (2.40) ile belirtilen genel form ile hesaplanabilmektedir.

$$E(g(\theta) | y) = \int g(\theta) p(\theta | y) d\theta \quad (2.40)$$

Eşitlik (2.40), birçok nokta tahmininde işlem kolaylığı sağlasa da analitik olarak çok sık kullanılmamaktadır. Bu nedenle tüm bu nokta tahminlerini analitik olarak geliştirmek için bilgisayar hesaplamalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu amaçla birçok yöntem geliştirilmiştir ancak modern bayesyen ekonometride sonsal benzetim (posterior simulation) en çok tercih edilenidir. Bayesyen ekonometride genel olarak kullanılan birçok sonsal benzetim vardır ve bunların hepsi merkezi limit teoremi ya da büyük sayılar kanununun uzantısı ya da uygulaması olmaktadır (Koop, 2003, s. 6-8).

2.2.5. Simülasyon Yöntemleri

Bayesyen istatistikte, sonsal dağılımların sayısal olarak elde edilmesinde çoğu zaman çok katlı integrallerin analitik olarak çözümleri mümkün olmamakta ya da çok güç olmaktadır. Bu sorunun çözümüne yönelik Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yaklaşımı önerilmektedir.

Bu bölümde Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemi ve bu yöntemin algoritmalarından bahsedilecektir. Ancak konunun daha iyi anlaşılması amacıyla öncelikle monte carlo ve markov zinciri konuları ele alınacaktır.

2.2.5.1. Monte Carlo Yöntemi

Monte Carlo yöntemi örnek çapı arttıkça istatistiğin parametreye yakınsayacağını söyleyen büyük sayılar kanununa dayanmaktadır. Örnek çapının artırılması işlemi simülasyonlar ile belirli olasılık dağılımlarından rassal örnek çekilmesi ile sağlanmakta ve her bir denemede istenilen tahmin elde edilmektedir. Sürekli güncellenen bu tahminlerin yakınsadığı değere parametrenin monte carlo tahmini denilmektedir (Gilks, Richardson ve Spiegelhalter, 1996, s. 4).

Monte carlo yöntemi, bayesyen istatistikte sonsal dağılımın yaklaşık değerini elde etmek amacıyla kullanılmaktadır. Ancak monte carlo yaklaşımı ile sonsal dağılımdan doğrudan simülasyon yapmak mümkün olmadığından çıkarım yapabilmek için simülasyon algoritmalarının kullanılması gerekmektedir. Bu amaçla da MCMC yaklaşımlarından yararlanılmaktadır.

MCMC yöntemlerinde, markov zincirlerini kullanan monte carlo integrasyonu ile ilgilenilmektedir. Bu nedenle öncelikle markov zincirlerinden bahsedilecek ardından MCMC yöntemi ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

2.2.5.2. Markov Zincirleri

Markov zinciri, sürecin herhangi bir durumunun sadece bir önceki duruma bağlı olduğu stokastik bir süreçtir. Bilinen bir durum uzayında (Θ) tanımlanmış stokastik süreç $\{\theta^{[t]} : t \in T\}$ şeklinde tanımlanmak üzere, markov zinciri, t zamanında herhangi bir yeni duruma geçiş yapma olasılığının sürecin mevcut durumu $\theta^{[t]}$ 'ya bağlı olduğunu, bundan dolayı da $(\theta^{[0]}, \theta^{[1]}, \dots, \theta^{[t-2]}, \theta^{[t-1]})$ geçmiş değerlerinden şartlı olarak bağımsız olduğu ifade etmektedir. Bu durum;

$$p(\theta^{[t]} \in A | \theta^{[0]}, \theta^{[1]}, \dots, \theta^{[t-2]}, \theta^{[t-1]}) = p(\theta^{[t]} \in A | \theta^{[t-1]}) \quad (2.41)$$

olarak da gösterilebilmektedir. Burada A, tüm durum uzayında tanımlanmış herhangi bir kümeyi ifade etmektedir (Rachev, vd., 2008, s.67).

Markov zincirleri kesikli ya da sürekli olabilmektedir. $\{X_t, t = 0, 1, \dots\}$ biçiminde gösterilen kesikli parametrelili bir markov zincirinde, i durumundan j durumuna bir adımda geçiş olasılığı $P_{ij} = P(\theta_{m+1} = j / \theta_m = i)$ ile i durumundan j durumuna n adımda geçiş olasılığı $P_{ij}^{(n)} = P(\theta_{m+1} = j / \theta_m = i)$ ile sürecin n'inci adımında j durumunda bulunma olasılığı ise $P_{ij}^{(n)} = P(\theta_n = j)$ ile gösterilmektedir. Durum uzayındaki bir adım geçiş olasılıklarının oluşturduğu matrise ise “geçiş matrisi” denilmekte ve $P = [P_{ij}]$ ile gösterilmektedir. Ögeleri n adım geçiş olasılıkları olan matris ise $P^{(n)} = P^n = [P_{ij}^{(n)}]$ biçiminde tanımlanmaktadır (Walsh, 2004).

Geçiş matrisinin önemli bir özelliği iki seçilmiş durum arasındaki geçiş olasılıklarının çarpımsal olarak hesaplanabilmesidir. Kesikli durum uzayında, sıfır zamanında $\theta_i = x$ durumundan $\theta_j = y$ durumuna m adımda geçiş olasılığı çarpımsal seriler ile Eşitlik (2.42) şeklinde ifade edilmektedir. Bu ifade aynı zamanda stokastik geçiş matrisidir. Sürekli markov zincirleri olduğunda ise gösterimde toplamalar yerine integraller kullanılmaktadır (Walsh, 2004).

$$p^m(\theta_j^{[m]} = y | \theta_i^{[0]} = x) = \sum_{\theta_1} \sum_{\theta_2} \dots \sum_{\theta_{m-1}} p(\theta_i, \theta_1) p(\theta_1, \theta_2) \dots p(\theta_{m-1}, \theta_j) \quad (2.42)$$

Markov zincirleri her zaman araştırmacının belirlediği başlangıç noktası ile başlamaktadır. İlk durumun elde edilmesi için başlangıç vektörü ile geçiş matrisi çarpılmakta ve ilk iterasyondan sonra elde edilen durum tekrar geçiş matrisi ile çarpılmaktadır. Bu durum istenildiği kadar tekrar edilmektedir. Markov zinciri yeterince uzun devam ettirildiğinde durağan bir dağılım elde edilmektedir (Walsh, 2004).

2.2.5.3. Markov Zinciri Monte Carlo Yöntemleri

MCMC yöntemi hedef dağılımdan örneklem üreten bir simülasyon yöntemidir. MCMC yöntemlerinde, markov zincirlerini kullanan monte carlo integrasyonu ile ilgilenilmektedir. Monte Carlo yöntemleri ile olasılık dağılımlarına göre bağımsız simüle edilmiş değerler kümesi üretilirken MCMC yöntemleri ile ardışık simüle edilmiş değerlerin arasında markov zincirleri oluşturulmaktadır. Buna göre; MCMC yöntemlerinde öncelikle θ parametre uzayında rasgele yürüyüş oluşturulmakta ardından sonsal dağılıma yakınsamak amacıyla yürütülen θ^{j+1} önceki θ^j değerine bağlı olacak şekilde $g(\theta/\theta^j)$ markov geçiş dağılımı oluşturulmaktadır (George ve McCulloch, 1993). Markov zincirlerinin oluşturulması amacıyla en çok kullanılan MCMC yöntemleri, Metropolis-Hasting algoritması ve gibbs örnekleme algoritmasıdır. Bu algoritmaların her adımında daha yüksek sonsal olasılıklı parametre değerleri bulunmaya çalışılmakta ve böylece istenilen sonsal olasılık yoğunluğuna ulaşılmaktadır (Gill, 2015, s. 344; Albert, 2009, s.120).

2.2.5.3.1. Gibbs Örnekleme Algoritması

Geman ve Geman (1984) tarafından geliştirilen gibbs örnekleme algoritması, tam koşullu dağılımlardan yararlanarak sonsal dağılımı elde etmek amacıyla formüle edilen bir MCMC yöntemidir. Tam koşullu dağılım, bir değişken dışında öteki tüm değişkenlere sabit bir değer atandığı koşullu dağılımlara denilmektedir (Walsh, 2004) Gibbs örneklemesinde, $\pi(\theta)$ bileşik dağılımını elde etmek amacıyla tam koşullu dağılımı istenen dağılım doğrultusunda hareket ettirerek döngü meydana getiren markov zinciri üretilmektedir. Burada θ , $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)'$ biçiminde tanımlanır ve her bir θ_i bileşeni, sabit, vektör ya da matris biçiminde olabilmektedir. Tam koşullu dağılım, $\pi_i(\theta_i) = \pi(\theta_i | \theta_{-i}) = \pi(\theta_i | \theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_k)$ $i=1, 2, \dots, k$ için ele alınmaktadır. Bu dağılımların elde edilebildiği yani tamamen bilindiği ve bu dağılımlardan örneklem

çekilebildiği varsayılmaktadır (Gamerman ve Lopes, 2006, s. 142). Bu bilgiler ışığında her bir θ_i için tam koşullu dağılım Eşitlik (2.43) ile ifade edilmektedir.

$$\pi_i(\theta_i) = \pi(\theta_i | \theta_{-i}) = \frac{\pi(\theta_i | \theta_{-i})}{\int \pi(\theta_i | \theta_{-i}) d\theta_i}, i = 1, \dots, k \quad (2.43)$$

Gibbs örnekleme algoritması ile $\pi_i(\theta_i)$ bileşik dağılımından örneklem elde etmek için tam koşullu dağılımlardan ardı ardına örneklem çekilmektedir. Bu örneklem seçimi en son elde edilen parametreye şartlı olarak sağlanmaktadır. Gibbs örnekleme algoritmasının adımları aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

Adım 1: İterasyon sayacı $j=1$ alınarak iterasyona başlanır ve başlangıç değeri $\theta^{(0)} = (\theta_1^{(0)}, \dots, \theta_k^{(0)})'$ olarak belirlenir.

Adım 2: Aşağıda belirtilen biçimde değerlerin ardışık olarak üretilmesiyle birlikte $\theta^{(j-1)}$ 'den yararlanarak $\theta^{(j)} = (\theta_1^{(j)}, \dots, \theta_k^{(j)})'$ vektörü elde edilmektedir.

$$\begin{aligned} \theta_1^{(j)} &\sim \pi(\theta_1 | \theta_2^{(j-1)}, \dots, \theta_k^{(j-1)}) \\ \theta_2^{(j)} &\sim \pi(\theta_2 | \theta_1^{(j)}, \theta_3^{(j-1)}, \dots, \theta_k^{(j-1)}) \end{aligned} \quad (2.44)$$

$$\theta_k^{(j)} \sim \pi(\theta_k | \theta_1^{(j)}, \theta_2^{(j)}, \dots, \theta_{k-1}^{(j)})$$

Adım3: İterasyon sayısı j 'nin değeri 1 arttırılır ve yakınsama gerçekleşinceye kadar adım 2'ye dönülerek işlemlere devam edilmektedir.

İterasyonların sayısı arttıkça da zincir denge koşuluna yaklaşmakta ve yakınsama yaklaşık olarak gerçekleşmektedir. Yakınsama gerçekleştiği zaman, $\theta^{(j)}$ vektörü $\pi(\theta)$ dağılımından çekilen bir örneği temsil etmektedir (Gamerman, Lopes, 2006, s. 142). Bu sürecin m kez tekrarı, yoğunluk tahminleri ve sonsal momentlerin hesaplanması için kullanılabilen örneklemi $\{\theta_{1i}^j, \theta_{2i}^j, \dots, \theta_{ki}^j\}$, $i = 1, 2, \dots, m$, vermektedir (Albert ve Chib, 1993).

θ parametresinin tam koşullu dağılımlarının bulunmadığı durumda gibbs örnekleme algoritması uygulanamamaktadır. Bu durumda Metropolis-Hasting (M-H)

algoritması ile ilgili parametreler için bir zincir üretilmektedir (Metropolis vd, 1953; Gill, 2015, s. 353).

2.2.5.3.2. Metropolis-Hastings Algoritması

Metropolis-Hastings algoritması, örnekleme için tam koşullu dağılımı gerektirmediği için gibbs algoritmasına göre markov zinciri üretmek için en genel yol olmaktadır. Algoritmada iterasyonlara θ_0 başlangıç noktası ile başlanılır ve markov zincirinin t-ninci adımında ve zincir θ konumunda iken dağılımdan θ^* çekilmektedir. Bu dağılım araç ya da öneri dağılımı olarak isimlendirilir ve $q_t(\theta^*|\theta)$ ile gösterilmektedir. Öneri dağılımı ve markov zincirinin t-nci adımındaki zincirin dağılımların oranı $\alpha(\theta^*|\theta_t) = \frac{\pi(\theta^*)q_t(\theta|\theta^*)}{\pi(\theta_t)q_t(\theta^*|\theta)}$ biçiminde hesaplanmaktadır. Bu orana kabul fonksiyonu da denilmektedir. Metropolis - Hastings algoritmasında t zamanında zincirdeki (t+1)-inci nokta olasılıksal olarak şöyle belirlenmektedir.

$$\theta_{t+1} = \begin{cases} \min(\alpha(\theta^*, \theta_t), 1) & \text{olasılık ile } \theta^* \\ 1 - \min(\alpha(\theta^*, \theta_t), 1) & \text{olasılık ile } \theta_t \end{cases} \quad (2.45)$$

Bu algoritma ile θ_t 'den θ_{t+1} 'e geçiş olasılıkları sadece θ_t 'ye bağlı olan bir markov zinciri üretilmektedir. Başlangıç noktalarının etkilerinin yitirildiği iterasyon sayısından sonra zincir durağan dağılıma yakınsamaktadır (Gill, 2015, s. 354-355; Albert, 2009, s.120).

Gibbs algoritmasının aksine Metropolish-Hastings algoritmasının her iterasyona hareket etmesi gerekmemektedir. Bir sonraki seçilen konum mevcut konum olabilmektedir (Gill, 2015, s. 369; Greenberg, 2008, s.98).

Tek Metropolis-Hastings algoritması şu adımlarda da özetlenebilir.

1. θ mevcut konumken, $q(\theta^*|\theta)$ öneri dağılımından θ^* elde edilir.
2. $u[0:1]$ düzgün dağılımdan u örneklenir.
3. Eğer $u \leq P = \min\{\alpha(\theta^*|\theta_t), 1\}$ ise θ^* kabul edilir.
4. Aksi durumda θ yeni konum olarak kalır.

2.2.5.4. MCMC Yöntemlerinde Yakınsamanın Belirlenmesi

MCMC algoritmalarında ilgilenilen sonsal dağılımın doğru tahmini için sonsal dağılımın yakınsayıp yakınsamadığının değerlendirilmesi önemli bir konudur. MCMC algoritmaları çalıştırıldığında başlangıçta sağlanan parametrenin simüle edilmiş değerleri sonsal dağılıma yakınsamazlar. Burn-in olarak isimlendirilen, parametrelerin sonsal dağılıma yakınsayıncaya kadar geçen iterasyon sayısının belirlenmesi gereklidir. Bunun için öncelikle tüm parametrelerin sonsal dağılımlarının grafikleri incelenebilmektedir. İterasyonların sayıları ile birlikte parametre fonksiyonlarının simüle edilmiş değerlerinin grafiğinde düzensizlik gözlenmiyorsa yakınsamanın olduğu varsayılabilir (Albert, 2009, s. 123). Markov zincirlerinin yakınsayıp yakınsamadığının incelenmesi için zincirler arasındaki otokorelasyon katsayıları da incelenebilmektedir. Buna göre yakınsama problemi bulunmayan zincirler için otokorelasyon katsayılarının küçük olması beklenmektedir. İlişki miktarı, gerekli iterasyon sayısının belirlenmesinde de önemli rol oynamaktadır (LeSage, 1999, s.165; Albert, 2009, s. 123).

Düşük monte carlo (MC) hatası, sonsal dağılımlarının kesin tahminini sağladığı için bu değer incelenmesi de yakınsamanın kontrolü için önemli olmaktadır. MC hatası son standart sapmanın % 0.1'inden küçük olduğu durumda yakınsamanın olduğu varsayılabilir (Ntzoufras, 2009, s. 447).

Yakınsamanın kontrolü için birkaç tanı testi geliştirilmiştir. Bu tanı testleri alt başlıklar altında incelenmektedir.

2.2.5.4.1. Geweke Tanı Testi

Geweke (1992) tarafından önerilen bu test, MCMC çıktılarının iki alt örnekleminin tahmin edilen ortalamalarının eşitliğinin asimptotik olarak standart normal dağılımlı Z testi ile sınanmasına dayanmaktadır. Teste göre gibbs örnekleme algoritması için örneklemin bastan %10 ile sondan %50'sinin ortalamaları karşılaştırılmaktadır. Eğer ortalamalar eşitse yakınsama probleminin olmadığı kabul edilmektedir. Testin çıktılarından yola çıkılarak mutlak Z değerinin 2'den büyük olduğu durumda yakınsamanın gerçekleşmediği söylenebilmektedir (Ntzoufras, 2009, s. 448).

Geweke (1992), yakınsama için başka bir yöntem olarak sayısal standart hatalar (numerical standart errors: NSE) ve oransal sayısal etkinlikler (relative numerical efficiency: RNE) tahminlerini önermiştir. NSE ve RSE değerleri spektral pencerenin

farklı yüzdeliklerine bağlı olarak tahmin edildiğinde bu tahminler arasında önemli farkların olması otokorelasyonların büyük olduğuna dolayısıyla yakınsama probleminin olduğunu göstermektedir (LeSage, 1999, s. 165).

2.2.5.4.2. Gelman-Rubin Tanı Testi

Gelman-Rubin (1992) tanı testi zincir içi varyans ile zincirler arasındaki varyansları karşılaştırarak iki veya daha fazla markov zincirinin hedef dağılıma yakınsama durumunu belirlemektedir. Buna göre, zincirlerin ortalamaları arasındaki varyans B, zincirler arasındaki varyansların ağırlıklı ortalaması W ile gösterilmek üzere sonsal dağılımın marjinal varyansı $\hat{R}$, bu iki varyansın ağırlıklı ortalaması olarak hesaplanmaktadır. $\hat{R}/W$ oranının karekökü potansiyel ölçek indirme faktörü (potential scale reduction factor, PSRF) olarak adlandırılmaktadır. Bu değerin bire yakın olması durumunda durağan dağılıma yakınsamanın gerçekleştiği söylenebilmektedir (Cowles ve Carlin, 1996).

2.2.5.4.3. Raftery-Lewis Tanı Testi

Raftery ve Lewis (1992) tarafından önerilen yakınsama testi, ortalamanın yakınsaması yerine spesifik kantillerin önceden belirlenen doğruluk derecelerine odaklanmaktadır. Bu yöntemde, yakınsama gerçekleşene kadar geçmesi gereken iterasyon sayısı (M), güvenilir tahminler elde etmek için gerekli toplam iterasyon sayısı (N) ve zincirdeki noktaların aynı dağılımlı ve bağımsız olması için gerekli minimum iterasyon sayısı (Nmin) ve “I istatistiği” adı verilen bağımlılık faktörü $I = N/Nmin$ hesaplanır. Bu istatistiğin değerinin beşten büyük olması zincirde yakınsama sorununun olduğuna işaret etmektedir (Ntzoufras, 2009, s. 449).

2.2.5.4.4. Heidelberger-Welch Tanı Testi

Heidelberger ve Welch (1992) tarafından önerilen bu yakınsama testi tek değişkenli gözlemlerden oluşan basit zincirlerin analizinde kullanılmaktadır. İki kısımdan oluşan bu testin ilk kısmında MCMC çıktılarından sağlanan markov zincirinin durağanlığı test edilmektedir. Durağanlığın sağlanmadığı durumda toplam iterasyonların ilk %10’u atılmakta ve geri kalan örneklem ile test tekrarlanmaktadır. Bu süreç durağanlık sağlanana kadar ya da örneklemin %50’sinden daha fazlası atılana

kadar devam ettirilmektedir. Son durumda hala durağanlık sağlanmazsa iterasyon sayısı arttırılmalıdır. Testin ikinci kısmında, halfwidth (yarı genişlik) testi uygulanmaktadır. Burada zincirin durağanlık testini geçen kısmı zaman serisi olarak görülmekte ve sıfırda $S(0)$ spektral yoğunluk tahmini yapılmaktadır. Ardından ortalamanın asimptotik standart hataları, N_p mevcut zincirin uzunluğu olmak üzere $\sqrt{S(0)/N_p}$ olarak hesaplanmaktadır. Eğer ortalamanın %95 güven aralığının genişliği, örneklem ortalamasının ε (genellikle 0.1 değeri alınır) katından küçükse halfwidth testi başarılıdır. Aksi durumda test raporları hatalıdır ve ilgili parametrelerin kesin sonuçlarına ulaşmak için daha uzun zincir gerekmektedir (Ntzoufras, 2009, s. 449).

2.2.5.5. Uyum İyiliği Ölçüleri

MCMC yöntemlerinde yakınsamanın sağlanması iyi modellerin elde edileceği anlamına gelmemektedir. Klasik tahmin yöntemlerinde olduğu gibi bayesyen tahminlerde de modellerin uyum iyiliği ölçüleri incelenebilmektedir. Bayesyen istatistikte sıklıkla kullanılan uyum iyiliği ölçüleri Bayesyen Bilgi Kriteri (BIC),(Schwarz,1978) ve Akaike Bilgi Kriteri (AIC), (Akaike,1973)'dir. Son zamanlarda, Spiegelhalter vd. (2002) tarafından önerilen sapma bilgi kriteri (DIC) de kullanılmaya başlanmıştır. AIC'nın genişletilmiş bir versiyonu olan bu kriter tek aşamalı modellerde AIC ile benzer sonuç vermektedir. Ancak hiyerarşik ve gizli verili modellerde sonuçlar farklılaşmaktadır (Ntzoufras, 2009, s. 424).

2.2.5.6. Veri Genişletme Algoritması

Bayesyen istatistikte sonsal dağılımların ve parametre tahminlerinin elde edilmesinde kullanılan bir diğer yöntem, Tanner ve Wong (1987) tarafından geliştirilen veri genişletme algoritmasıdır. Bu yöntemdeki temel düşünce veri y 'yi gizli veri z ile genişletilerek elde edilen genişletilmiş sonsal dağılımdan çıkarsama yapmaktır. Eğer y ve z biliniyorsa genişletilmiş sonsal dağılım $p(\theta|y,z)$ kolaylıkla hesaplanabilmektedir. Küçük örneklemelerde sonsal dağılım $p(\theta|y)$ 'nin doğrudan hesaplanması genellikle zor olmasına rağmen veri genişletme algoritması ile kestirim dağılımı $p(z|y)$ 'dan gizli veri z 'nin çoklu değerlerinin üretilmesi ile sonsal dağılım yaklaşık olarak sağlanabilmektedir (Tanner ve Wong, 1987).

Veri genişletme algoritması iki aşamadan oluşan iteratif bir yöntem içermektedir. İlk aşamada, y verildiğinde z 'nin kestirim dağılımından gizli veri ikameleri $m > 0$ örneklem için üretilmekte ve y 'ye koşullu olarak parametrenin sonsal dağılımı tahmin edilmektedir. İkinci aşamada ise elde edilen sonsal dağılımdan yararlanılarak yine y 'ye koşullu olarak parametrenin sonsal dağılımı güncelleştirilmektedir. Bu durumda sonsal dağılım,

$$p(\theta | y) = \int_z p(\theta | y, z) p(z | y) dz \quad (2.46)$$

şeklinde verilmektedir. $p(\theta | y)$, y verisi bilindiğinde θ parametresinin sonsal dağılımını, $p(z | y)$, y verisi bilindiğinde gizli veri z 'nin kestirim dağılımını ve $p(\theta | z, y)$ ise genişletilmiş veri $x=(z,y)$ verildiğinde θ parametresinin koşullu dağılımını yani genişletilmiş sonsal dağılımı göstermektedir. Algoritmanın uygulanmasında kestirim dağılımı ise

$$p(z | y) = \int_{\Theta} p(z | \Phi, y) p(\Phi | y) d\Phi \quad (2.47)$$

biçiminde gösterilmektedir. Kestirim dağılımı sonsal dağılımda yerine konulduğunda sonsal dağılım $p(\theta | y)$, $g(\theta)$ 'ye karşılık gelmek üzere Eşitlik (2.48) ile gösterilmektedir.

$$g(\theta) = \int K(\theta, \Phi) g(\Phi) d\Phi \quad (2.48)$$

$$K(\theta, \Phi) = \int_z p(\theta | z, y) p(z | \Phi, y) dz$$

Eşitlik (22)'yi çözmek için ardışık yerine koyma yöntemi kullanılmaktadır. Bu durumda T, f gibi herhangi bir integrallenebilir fonksiyonu Tf gibi herhangi bir integrallenebilir fonksiyona dönüştüren integral dönüşümü Eşitlik (2.49) ile gösterilmek üzere,

$$Tf(\theta) = \int_{\Theta} K(\theta, \Phi) f(\Phi) d\Phi \quad (2.49)$$

herhangi bir başlangıç değeri $g_0(\theta)$ ile işlemlere başlanmakta ve ardışık olarak Eşitlik (2.50) hesaplanmaktadır.

$$g_{t+1}(\theta) = (Tg_t)(\theta) \quad (2.50)$$

Eşitlik (2.49)'da yer alan integrallerinin hesaplanması her zaman mümkün olmadığı için Monte Carlo yöntemine başvurulmaktadır. Monte Carlo yöntemi aşağıdaki aşamaları takip etmektedir

1. Kestirim dağılımı $p(z | y)$ 'nin geçerli tahmininden $z_1, \dots, z_m$ örneklemini üretilir.
2. $p(\theta | y)$ 'nin geçerli tahmini 1. adımda elde edilen genişletilmiş veri bilindiğinde θ 'nın genişletilmiş sonsal dağılımlarının karışımı olarak aşağıdaki gibi güncellenir.

$$g_{i+1}(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m p(\theta | z_j, y) \quad (2.51)$$

İlk adımda y verildiğinde gizli veri z 'nin koşullu dağılımından örneklemeyle (m örnekleme) gizli verinin çoklu değerleri üretildiği için bu sürece Rubin (1980) tarafından “çoklu ikameler” (multiple imputations) adı verilmiştir. Bu yüzden birinci adıma “ikame adımı” da denilmektedir. İkinci adım genişletilmiş veriye dayanan parametrelerinin sonsal dağılımının hesaplanmasını gerektirdiği için bu adıma da “sonsalsal adım” denilmektedir. Sonuç olarak veri genişletme algoritması ikame adımı ile sonsalsal adım arasındaki iterasyonlarda meydana gelmektedir (Tanner and Wong, 1987).

2.3. Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller

Doğrusal regresyon modeli bağımlı değişkenin sürekli ve örneklemin bütün durumlarında ölçülebildiği varsayılmaktadır. Ancak sosyal bilimlerle ilgili birçok ekonometrik model, sürekli olarak gözlenebilen bağımlı değişkenlerden çok, ikili (0 ya da 1) ya da çoklu değerler alan kesikli bağımlı değişkenler üzerine kurulmuştur. Bu tür bağımlı değişkenli modellere literatürde “tercih modelleri”, “kategorik modeller” ya da

“nitel değişkenli modeller” gibi isimler verilmiştir. Nitel değişkenli modeller, bağımlı değişkenin yapısına göre ikili nitel değişkenli modeller, çoklu nitel değişkenli modeller ya da sayı modelleri olarak sınıflandırılmaktadır.

Bağımlı değişkenin 0 ve 1 değerleri aldığı yani özünde iki uçlu olduğu modellere ikili nitel değişkenli modeller denilmektedir. İkili nitel bağımlı değişkenli modellerini tahmin etmede yaygın olarak doğrusal olasılık modeli (DOM), logit modeli, probit modeli kullanılmaktadır.

Çoklu nitel bağımlı değişkenli modeller ise ikili probit ve logit modelin genişletilmiş halidir. Bağımlı değişkenin aldığı değerlerin belli bir sırası olduğu durumda sıralı probit model ve sıralı logit model kullanılırken, bağımlı değişken aldığı değerlerin belli bir sıralaması olmadığı durumda ise multinomial probit model (MNP), multinomial logit model (MNL) kullanılmaktadır (Johnston ve Dinardo, 1997, s.414).

Sayı modellerinde ise bağımlı değişken Y ; 1,2,... gibi verilen bir zaman aralığında meydana gelen olayların sayısını göstermektedir. Bir yılda verilen patentlerin sayısı, bir hastanedeki aylık doğum sayısı, sayı modellerine örnek verilebilir. Bağımlı değişkeni sayı modelleri ile kurulan bu modeller; genelde poisson ya da negatif binomial modeller yardımıyla ifade edilir ve tahmin edilirler (Johnston ve Dinardo, 1997, s.414).

Bu çalışmada nitel bağımlı değişkenli modellerden çoklu tercih modellerine yer verilecektir. Bu amaçla öncelikle ikili tercih modellerine yer verilecek ardından çoklu tercih modelleri ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

2.3.1. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller

Bağımlı değişkenin sıfır ve bir olmak üzere iki değer aldığı modellere ikili nitel bağımlı değişkenli modeller denilmektedir. İkili nitel bağımlı değişkenli modelleri tahmin etmede yaygın olarak Doğrusal olasılık modeli (DOM), Logit modeli, Probit Modelleri kullanılmaktadır.

Doğrusal Olasılık modeli (DOM), Eşitlik (2.52)’de gösterildiği gibi değişkenler arasında doğrusal ilişkiyi göstermektedir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + u \quad (2.52)$$

y , sıfır ve bir değerini alan ikili bir değişken olmak üzere, $y=1$ olma olasılığı, yani başarı olasılığı P_i ve $y=0$ olma olasılığı, yani olayın gerçekleşmeme olasılığı ise $(1-P_i)$

ile ifade edilmektedir. Bu durumda y 'nin beklenen değeri Eşitlik (2.53) ile gösterilmektedir.

$$E(y) = 0(1 - P_i) + 1(P_i) = P_i \quad (2.53)$$

Eşitlik (2.52) ve Eşitlik (2.53)'den yararlanılarak,

$$E(y/x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k = P = P(y = 1/x) \quad (2.54)$$

ikili nitel bağımlı değişkenli model elde edilir. Tepki olasılığı olarak da adlandırılan $P(y = 1/x)$, β_j parametrelerinde doğrusaldır. Böylece doğrusal olasılık modelinde, β_j diğer faktörler sabit olmak üzere X_j değiştiğinde başarı olasılığında ortaya çıkan değişimi ölçmektedir (Wooldridge, 2013, s. 246-247).

Doğrusal olasılık modeli parametrelerde doğrusal olma özelliğini sağlamasına rağmen modelin tahmin aşamasında birçok problem ile karşılaşmaktadır. Bu problemlerin en temel kaynağı, DOM modelinde hata terimi normal dağılmaması ve binom dağılıma uymasındır. Bu durumda hata teriminin varyansı sabit olmamakta ve EKK tahmin edicileri sapmasız olmakla birlikte etkinlik özelliğini sağlamamaktadır. Ancak bu sorun genelleştirilmiş en küçük kareler yöntemi ile kolaylıkla çözülebilmektedir (Gujarati, 2010, s. 543).

DOM'da karşılaşılan bir diğer sorun, $p(y = 1/x) = E(y/x)$ tepki olasılığının X 'e doğrusal olarak bağlı olması yani X 'in ek bir katkısının hep aynı kaldığını varsaymasıdır. Oysaki gerçek yaşamda P_i 'nin X_i 'ye doğrusal olmayan bir biçimde bağlı olması beklenmektedir. Bu durumda P_i 'nin X_i 'ye doğrusal olmayan bir biçimde bağlı olduğu logit ve probit modellerini kullanmak daha uygun olmaktadır (Gujarati, 2010, s. 553-554).

2.3.1.1. Logit ve Probit Modelleri

Logit ve probit modellerinde bağımlı değişken doğrusal olasılık modellerinde olduğu gibi iki değer almaktadır ve bağımlı değişkenin sürekli ve gözlenemeyen ve gizli değişken olarak isimlendirilen bir değişkenin etkisi altında olduğu varsayılmaktadır. Gizli değişken ikili bağımlı değişkenli modellerde iki şekilde yer almaktadır. İlkinde,

gizli değişken ilgilenilen olayın oluşması için gözlenemeyen özelliklerin bir indeksi iken ikincisinde ilgilenilen olay oluştuğunda bireyin tercihlerinden dolayı faydada meydana gelen farklılığı ifade etmektedir (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 475). Eşitlik(2.52)'den yararlanılarak ikili değişken Y_i ile gizli değişken Y^* arasındaki ilişki Eşitlik (2.55) ile gösterilmektedir.

$$Y_i = \begin{cases} 1, & Y_i^* > 0 \\ 0, & Y_i^* \leq 0 \end{cases} \quad (2.55)$$

Y_i 'nin beklenen değeri alındığında ise Eşitlik (2.56) ve takiben Eşitlik (2.57) ve Eşitlik (2.58) elde edilmektedir.

$$E(Y_i) = P_i = P(Y_i = 1) \quad (2.56)$$

$$= P(Y_i^* > 0) = P(u_i > -x_i'\beta) \quad (2.57)$$

$$= P(u_i < x_i'\beta) = F(x_i'\beta) \quad (2.58)$$

Burada $F(\cdot)$, hata terimi u_i 'nin birikimli dağılım fonksiyonudur (Greene, 2003, s. 669). Böylece doğrusal regresyon modelinde yer alan $E(y_i) = x_i'\beta$ varsayımı, modellenmiş olan verinin yapısına göre seçilen ve *bağ fonksiyonu* (link function) olarak adlandırılan $F(\cdot)$ 'nin (ya da $G(\cdot)$), $E(y_i) = G(x_i'\beta)$ şeklinde belirtilmesiyle genelleştirilebilmektedir. Bu şekilde bağ fonksiyonunun yapısına göre elde edilen yeni modele genelleştirilmiş doğrusal model (Generalized Linear Model, GLM) denilmektedir. Genelleştirilmiş doğrusal modeller, hata terimi standart normal dağıldığında probit model hata terimi logistik dağılımlı olduğu durumda ise logit model olarak oluşturulmaktadır (Greenberg, 2008, s. 127, Cameron ve Trivedi, 2005, s. 475).

2.3.1.1.1. Logit Modeli

Doğrusal olasılık modelinde yer alan tepki olasılığının doğrusal olmasından kaynaklanan soruna çözüm olarak önerilen doğrusal olmayan fonksiyonlardan biri de lojistik kümülatif dağılım fonksiyonudur. Bu fonksiyondan türetilen logit modeli Eşitlik (2.59) ile gösterilmektedir.

$$G(x_i'\beta) = P(y = 1 | X) = \frac{e^{x_i'\beta}}{1 + e^{x_i'\beta}} = \Lambda(x_i'\beta) \quad (2.59)$$

Burada $\Lambda(.)$ kümülatif logistik dağılım fonksiyonunu tanımlamaktadır. Gösterimde kolaylık sağlamak amacıyla $Z_i = x_i' \beta$ olarak yazılırsa Eşitlik (2.60) elde edilmektedir.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad (2.60)$$

Burada $Z_i, -\infty$ ' dan $+\infty$ 'a kadar olan aralıkta değişirken P_i de 0 ve 1 arasında değerler almakta ve Z_i (yani X_i) ile ilişkisi doğrusal olmamaktadır. Dolayısıyla DOM'da gerçekleşen iki sorun burada gözlenmemektedir.

Logit model için başarı olasılığı P_i 'ye benzer şekilde başarısızlık olasılığı Eşitlik (2.61) ile ifade edilmektedir.

$$1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad (2.61)$$

Dolayısıyla başarı olasılığının, başarısızlık olasılığına oranı olarak bilinen ve bahis oranı olarak ifade edilen Eşitlik (2.62)'ye ulaşılmaktadır.

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (2.62)$$

Bahis oranının logaritması (log odds ratios) alındığında ise katsayılara göre doğrusal logit model elde edilmektedir. (Gujarati, 2010, s. 554-555).

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i = x_i' \beta \quad (2.63)$$

Logit modelde katsayıların yorumlanması açısından kolaylık sağlanması için hesaplanan marjinal etki değerleri hesaplanılmaktadır. Logit model için marjinal etkiler, Eşitlik (2.64)'ten yararlanarak Eşitlik (2.65)'teki gibi elde edilmektedir (Greene, 2003, s. 668).

$$\frac{d\Lambda(x'_i\beta)}{d(x'_i\beta)} = \frac{e^{x'_i\beta}}{(1 + e^{x'_i\beta})^2} = \Lambda(x'_i\beta)(1 - \Lambda(x'_i\beta)) \quad (2.64)$$

$$\frac{\partial E(y_i^*)}{\partial x_{ik}} = \beta_k \Lambda(x'_i\beta)(1 - \Lambda(x'_i\beta)) \quad (2.65)$$

2.3.1.1.2. Probit Modeli

Doğrusal olasılık modelinde yer alan tepki olasılığının doğrusal olmasından kaynaklanan soruna çözüm olarak önerilen doğrusal olmayan fonksiyonlardan biri de normal birikimli dağılım fonksiyonudur. Bu fonksiyondan türetilen tahmin modeli *probit modeli* adını almaktadır (Wooldridge, 2013, s. 576).

Probit modelinde normallik varsayımı altında gizli değişken Y_i^* 'nin Y_i 'den küçük ya da ona eşit olma olasılığı, standartlaştırılmış normal birikimli dağılım fonksiyonundan hesaplanabilmektedir.

$$P_i = G(Z) = P(Y_i^* \leq Y_i) \quad (2.66)$$

$$P_i = G(x'_i\beta) = \Phi(x'_i\beta) = \int_{-\infty}^{x'_i\beta} \phi(t)dt \quad (2.67)$$

$\Phi(\cdot)$ fonksiyonu, ortalaması sıfır ve varyansı bir olan standart normal birikimli dağılımı ve $\phi(x'_i\beta)$, standart normal yoğunluk fonksiyonu göstermektedir. Eşitlik (2.67)'yi doğrusallaştırmak için standart normal birikimli dağılım fonksiyonun tersi alınmaktadır.

$$Z_i = G^{-1}(P_i) = x'_i\beta \quad (2.68)$$

Buna göre probit modelinde, bağ fonksiyonu $G(\cdot)$ için standart normal birikimli dağılım fonksiyonun tersidir denilmektedir (Wooldridge, 2013, s. 576; Greene, 2003, s. 666; Gujarati, 2010, s.564-566)

Probit modellerinde marjinal etki, $\phi(\cdot)$ standart normal yoğunluk fonksiyonu olmak üzere Eşitlik (2.69) ile gösterilmektedir.

$$\frac{\partial E(y_i^*)}{\partial x_{ik}} = \beta_k \frac{\partial G(x_i' \beta)}{\partial x_{ik}} = \frac{\partial E(y_i^*)}{\partial x_{ik}} = \beta_k \phi(x_i' \beta) \quad (2.69)$$

2.3.1.2. İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerde Tahmin ve Çıkarım

Klasik doğrusal regresyon modelleri, bilinmeyen katsayıların doğrusal olmasından dolayı EKK ile tahmin edilebilirler. Ancak, probit ve logit regresyon modelleri katsayıların doğrusal olmayan fonksiyonu olduğu için söz konusu katsayıların tahmini için EKK yöntemi uygulandığında, tutarlı fakat etkin olmayan tahminler elde edilmektedir (Stock ve Watson, 2011, s. 400). Bu nedenle bu modeller doğrusal olmayan EKK, en çok olabilirlik (ML) ve tartılı EKK yöntemleri ile tahmin edilmektedir. Bu tahmin ediciler arasında en çok tercih edileni ise ML yöntemidir.

Logit modelin ML yöntemi için olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.70) ile gösterilmektedir.

$$L(y/x) = \prod \left[\frac{e^{x_i' \beta}}{1 + e^{x_i' \beta}} \right]^{y_i} \left[\frac{1}{1 + e^{x_i' \beta}} \right]^{1-y_i} = \prod (p_i)^{y_i} (1-p_i)^{1-y_i} \quad (2.70)$$

Eşitliğin her iki tarafının logaritmasının alınması ile Eşitlik (2.71) elde edilmektedir.

$$\log L(y/x) = \sum [y_i \log p_i + (1-y_i) \log(1-p_i)] \quad (2.71)$$

Probit modelinde de parametre tahminleri için ML yöntemi kullanılabilir. Olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.72) ile gösterilmek üzere,

$$L(y/x) = \prod [\Phi(x_i' \beta)]^{y_i} [1 - \Phi(x_i' \beta)]^{1-y_i} \quad (2.72)$$

eşitliğin her iki tarafının logaritması alındığında Eşitlik (2.73) elde edilmektedir.

$$\log L(y/x) = \sum [y_i \log \Phi(x_i' \beta) + (1-y_i) \log(1 - \Phi(x_i' \beta))] \quad (2.73)$$

$L(y/x)$ 'yi en büyük yapan bir β değeri $\log L(y/x)$ 'yi de en büyük yapmaktadır. Dolayısıyla örneklemin gözlenme olabilirliğini en büyük yapan parametre tahminlerini

elde etmek için logit model için Eşitlik (2.71)'in, probit model için Eşitlik (2.73)'ün birinci türevi alınıp sıfıra eşitlenir. Bu şekilde her bir parametre için eşitliğin çözülmesiyle probit ve logit model için ML tahimleri elde edilmektedir (Grene, 2009, s. 675).

2.3.2. Çoklu Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller

Bağımlı değişkenin ikiden fazla nitel değer aldığı nitel bağımlı değişkenli modeller içerisinde çoklu (multiple) probit ve çoklu logit modelleri bağımlı değişkenin sıralanmış ve sıralanmamış olmasına göre ikiye ayrılmaktadır. Bağımlı değişkenin aldığı değerlerin belli bir sırasının olmadığı durumda multinomial probit ve multinomial logit modeller oluşturulmaktadır. Bağımlı değişkenin aldığı değerlerin belli bir sırası varsa sıralı probit ya da sıralı logit modeller kullanılmaktadır. Bu modellere ek olarak multinomial logit modellerin tahmininde herhangi iki alternatifin birbirine oranının diğer alternatiflerden bağımsız olduğunu ifade eden ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı (IIA, the independence of irrelevant alternatives) varsayımının model tahminlerinde yarattığı sıkıntıyı aşabilmek için logit modeline dayanan modeller geliştirilmiştir.

McFadden (1981) tarafından önerilen genelleştirilmiş ekstrem değer (GEV, Generalized Extreme Value) ve yuvalanmış MNL (NMNL, nested MNL) modelleri IIA kısıtının esnetilmesi amacıyla geliştirilen modeller arasında oldukça önemli modellerdir (Baltagi, 2003, s.371). GEV modellerinde her bir alternatifin faydaları arasında korelasyona izin verilirken, GEV modellerinin bir üyesi olan yuvalanmış MNL modelde ise alternatifler alt gruplara ayrılmaktadır. Buna göre birey tercih yaparken önce grup seçimi yapıp ardından bu grup içerisindeki alternatiflerden birini seçmektedir. Bu yöntemde, aynı grup içinde yer alan alternatifler IIA özelliğini sağlarken, farklı gruplarda yer alan alternatifler IIA özelliğini sağlamamaktadır (Train, 2003, s. 80-81).

Çoklu logit modeller içerisinde logit modelden türetilen modeller arasında McFadden(1973) tarafından önerilen koşullu logit model (conditional logit model) de yer almaktadır. Bu modelde MNL modelinden farklı olarak alternatiflerin seçilme olasılıkları bireyin özelliklerine değil, alternatiflerin özelliklerini temsil eden değişkenlere bağlı olmaktadır. Koşullu logit model yalnızca alternatiflere göre değişen değişkenler içerirken, hem alternatiflere göre değişen değişkenleri hem de alternatiflere göre sabit, bireylere özgü değişkenleri içeren karma logit (mixed logit) model logit ailesinin en kapsamlı modeli olmaktadır. Bu model, hem bireyin hem de alternatiflerin

özelliklerini içererek daha zengin bir veri yapısı sağlamaktadır. Parametrelerin rassal yapısının yer aldığı genelleştirilmiş bir MNL model olan rassal parametreler logit modeli de MNL modelindeki en önemli kısıtını genişleterek aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri için her bir alternatifin faydasının korelasyonlu olabilmesini sağlamaktadır (Train, 1997, Revelt ve Train, 1998; Train, 2003, s. 141, Cameron ve Trivedi, 2005, s.491- 495, Croissant, 2012).

Bu bölümde, çoklu nitel bağımlı değişkenli modeller içerisinde multinominal logit, multinomial probit, sıralı logit, sıralı probit ve rassal parametreler logit model incelenecektir.

2.3.2.1. Multinomial Logit Model ve Tahmini

Hem multinomial hem de sıralı çoklu tercih modellerinin oluşturulmasında rassal fayda modeli kuramından yararlanılmaktadır. Öyle ki, J alternatif içinde j-nci alternatifi seçmesinin i-nci bireye sağladığı faydanın en büyük olduğu varsayılmaktadır. Buna göre fayda fonksiyonu Eşitlik (2.74)'teki gibi ele alınmaktadır.

$$U_{ij} = x_i' \beta_j + \varepsilon_{ij}, \quad \text{Prob}(U_{ij} > U_{ik}); \quad k \neq j \quad (2.74)$$

U_{ij} , i-nci bireyin j-nci seçeneği seçimi sonucu elde ettiği faydayı, x_i ise i-nci bireyin özellikleri gösteren matrisi belirtmektedir. McFadden(1974) tarafından önerilen yöntemle, alternatif kümesinde yer alan tercihlerin her birinin gerçekleşme olasılıkları hesaplanabilmektedir. Buna göre, J alternatif içeren bağımlı değişkende j-nci alternatifin gerçekleşme olasılığı Eşitlik (2.75) ile gösterilmektedir.

$$p_{ij} = P(Y_i = j) = \frac{e^{x_i' \beta_j}}{\sum_{k=1}^J e^{x_i' \beta_k}} \quad j=1,2,\dots,J \quad (2.75)$$

Bu model MNL model olarak isimlendirilmektedir. MNL modelde alternatifler arasında karşılaştırma yapıldığı için J-1 seçimin olasılıkları ile J-nci seçimin olasılığına ulaşılmaktadır. Böylece MNL model Eşitlik (2.76)'da verildiği gibi de yazılmaktadır.

$$p_{ij} = P(Y_i = j) = \frac{e^{x_i' \beta_j}}{1 + \sum_{k=2}^J e^{x_i' \beta_k}} \quad j=2, \dots, J, \quad \beta_1 = 0 \quad (2.76)$$

İkili nitel bağımlı değişkenli logit modelde olduğu gibi MNL model için J-1 seçim için bahis oranının logaritması (log odds ratios) elde edilmektedir.

$$\ln \left(\frac{P_{ij}}{P_{ik}} \right) = x_i' (\beta_j - \beta_k) = x_i' \beta_j \quad k=1 \text{ için.} \quad (2.77)$$

MNL model için hataların bağımsızlığından yola çıkılarak, iki alternatifin olasılıklarının oranının (odds oranı), $\frac{P_j}{P_k}$, diğer alternatiflerden bağımsız olduğu yani ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı (IIA, the independence of irrelevant alternatives) varsayımı geçerlidir (Greene, 2003, s. 721). Hataların bağımsız ve sabit varyanslı olduğu varsayımına dayanan IIA varsayımının geçerliliğini test etmek için Hausman ve McFadden (1984) bir test önermişlerdir. Bu teste göre seçim kümesi içinden bir alternatifin varlığı ya da yokluğu diğer alternatiflerin odds oranlarını etkilemiyor ise bu alternatifin modelden çıkarılması parametre tahminlerini sistematik olarak etkilemeyecektir. Bu alternatifin çıkarılması ile etkinlik sağlanmazken, tutarsızlığa da yol açmayacaktır. Ancak ilgili alternatifin, diğer alternatiflerin odds oranlarından bağımsız olmaması durumunda tahmin ediciler tutarsız olacaktır (Greene, 2003, s. 724).

Hausman testi, IIA varsayımının geçerliliğinin test edilmesinde sıklıkla tercih edilmesine rağmen bazı kısıtlar içermektedir. Öyle ki, kullanılan varyans tahmin edicilerinin testin asimptotik özelliklerini gerektirmemesi test istatistiğinin tanımlanamamasına neden olmaktadır. Bunun yanında Hausman testi yalnızca iki tahmin edicinin eşitliğinin test edilmesinde kullanılmaktadır. Bu nedenle, bu tür kısıtları içermeyen Suest (Seemingly unrelated estimation) tahmin yöntemi Hausman testine alternatif olarak kullanılmaktadır. Her iki test de bağımlı değişkendeki kategorilerin bağımsız olduğunu ifade eden yokluk hipotezi altında test edilmektedir (StataCorp, 2013, s.2240).

MNL modelin tahmini için ikili logit modelinin logaritmik olabilirlik fonksiyonunun genelleştirilmiş bir hali olan logaritmik olabilirlik fonksiyonu

kullanılmaktadır. MNL model için logaritmik olabilirlik fonksiyonu, i birey tarafından j -ninci alternatif seçilmesi durumunda $y_{ij} = 1$ aksi durumda $y_{ij} = 0$ olmak üzere Eşitlik(2.78) ile gösterilmektedir.

$$\ln L = \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^J y_{ij} \ln P(Y_i = j) \quad (2.78)$$

$P(Y_i = j) = F_j(X_i, \beta)$, açıklayıcı değişkenlerin ve β parametrelerin bir fonksiyonu olmak üzere en çok olabilirlik tahmin edicisinin elde edilmesi için fonksiyonun her bir parametreye göre birinci ve ikinci türevlerinin alınması gerekmektedir. Bu türevler sırasıyla Eşitlik (2.79) ve Eşitlik (2.80) ile gösterilmektedir.

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_j} = \sum_i (y_{ij} - P_{ij}) x_i \quad j=1,2,\dots,J \quad (2.79)$$

$$\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta_j \partial \beta'_l} = - \sum_{i=1}^n P_{ij} [1(j=l) - P_{il} | x_i x'_i] \quad (2.80)$$

Eşitlik (2.80)'de $1(j=l)$ değeri, j değeri l değerine eşitse 1 aksi durumda 0 değerine eşittir. Yatay-kesit uygulamalarında standart tahmin tekniği en çok olabilirlik yöntemi olmasına rağmen gözlemlenen birimler arasında korelasyon ya da içsellik problemi olduğu zaman genelleştirilmiş momentler metodu (GMM) gibi momente dayalı tahmin ediciler daha uygun olmaktadır (Greene, 2003, s. 720-728, Cameron ve Trivedi, 2005, s. 497-501).

MNL modelde katsayıların doğrudan yorumlanması kolay olmadığı için logit modelde olduğu gibi olasılıklar üzerinden açıklayıcı değişkenlerin marjinal etkileri hesaplanabilmektedir. Eşitlik (2.81)'de açıklayıcı değişkenlerin marjinal etkileri verilmektedir.

$$\delta_j = \frac{\partial P_j}{\partial x_i} = P_j \left[\beta_j - \sum_{k=1}^J P_k \beta_k \right] = P_j [\beta_j - \bar{\beta}] \quad (2.81)$$

MNL modelde marjinal etki değerleri, açıklayıcı değişimdeki bir birimlik değişime göreli seçilen alternatifin olasılığındaki beklenen değişimi vermektedir.

Marjinal etkilerin ve katsayıların işaretleri bütün katsayıların işaretleri ve büyüklüklerine bağlı olduğu için farklı olabilmektedir (Greene, 2003, s. 720-728).

2.3.2.2. Multinomial Probit Model ve Tahmini

MNL modeli ile MNP modeli benzer amaçlara yönelik çözüm sunmalarına rağmen hata terimleri hakkında yapılan varsayımlar farklılaşmaktadır. MNP modelde her bir denklemdeki hata teriminin normal dağılımlı olduğu varsayılmaktadır. Buna göre fayda fonksiyonu,

$$U_{ij} = x_i' \beta_j + \varepsilon_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, J, [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_J] \sim N[0, \Sigma] \quad (2.82)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Bireyin faydasını maksimum yapacağı varsayımı ile MNP model için 1-inci alternatifin seçilmesinin olasılığı Eşitlik (2.83) ile ifade edilmektedir.

$$P(Y_i = 1) = P(U_1 > U_j, j = 1, 2, \dots, J, j \neq 1)$$

$$P(Y_i = 1) = P(\varepsilon_2 - \varepsilon_1 > (x_1 - x_2)' \beta, \dots, \varepsilon_J - \varepsilon_1 > (x_1 - x_J)' \beta) \quad (2.83)$$

Bu ifade, integral yardımıyla Eşitlik (2.84) ile gösterilmektedir.

$$P_{i1} = P(Y_i = 1) = \int_{-\infty}^{x_i' \beta_1 - x_i' \beta_2} \dots \int_{-\infty}^{x_i' \beta_1 - x_i' \beta_J} f(\eta_{21}, \dots, \eta_{J1}) d\eta_{21}, \dots, \eta_{J1} \quad (2.84)$$

Burada $\eta_{kj} = \varepsilon_{ik} - \varepsilon_{ij}$ olarak ele alınmaktadır.

MNP modelde birden fazla denklemde hata teriminin yer alması nedeniyle hata terimlerinin çok değişkenli normal dağılımlı olduğu varsayılmaktadır. Fayda denklemlerinin her birinde yer alan hata terimlerinin birbirleri ile korelasyonlu olma ihtimali oldukça yüksektir. Bunun yanında hata terimleri arasındaki ikili korelasyonların sayısının alternatiflerin sayısı arttıkça artması beklenilmektedir. Böylece çok katlı integrallerin çözümü oldukça güç hale gelmektedir. Bu nedenle MNP model tahmini yapmak için bazı simülasyon yöntemlerinden yararlanılmaktadır (Greene, 2003, s.728; Baltagi, 2003, s.371). Çok değişkenli normal dağılımlar üzerinden Monte Carlo örneklemelerini sağlayan GHK (Geweke(1992), Hajivassiliou and McFadden(1994) ve

Keane(1993)) simülasyonu MNP modelin tahmininde sıklıkla tercih edilen örnekleme yöntemi olmaktadır. Bunun yanında en çok benzetimli olabilirlik tahmin edicisi (Maximum Simulated Likelihood Estimator) ve benzetimli momentler yöntemi (method of simulated moments) MNP modelin tahmininde kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 518).

2.3.2.3. Sıralı Logit ve Sıralı Probit Modeller

Sosyal bilimlerde ilk olarak McKelvey ve Zavoina (1975) tarafından kullanılan sıralı logit ve sıralı probit modeller, kategorik bağımlı değişkenin değerinin ikiden fazla olması ve alternatifler arasında belli bir sıralı yapı olduğunda kullanılmaktadır. Örneğin, arabanızdan memnun musunuz? diye bir soru karşısında, 1) çok memnunum 2) memnunum 3) kararsızım 4) memnun değilim ve 5) hiç memnun değilim şeklinde alternatifler sıralanabilir. Bunun gibi, sıralı nitel bağımlı değişkenli modeller için bir örnek daha vermek gerekirse; bireylerin gelir durumlarının, düşük, orta ve yüksek düzeyli olarak sınıflandırılmasıdır.

Sıralı nitel bağımlı değişkenli modellerde bağımlı değişken, gizli değişkenin belli eşik değer (τ_k) aralıklarında aldığı değerlere göre sınıflandırılmaktadır. Buna göre gizli değişken için herhangi bir regresyon modeli Eşitlik (2.85)'te verilmektedir.

$$y_i^* = \beta x_i + \varepsilon_i \quad (2.85)$$

i-nci bireyin birinci sıradaki kategoriye tercih etme olasılığı Eşitlik (2.86)'da verilmek üzere,

$$P(Y_i = 1) = P(\tau_0 \leq y_i^* < \tau_1) \quad (2.86)$$

ve gizli değişken yerine yazılıp eşitsizlik içinden $x_i\beta$ çıkartılırsa,

$$P(Y_i = 1) = P(\tau_0 \leq x_i\beta + \varepsilon_i < \tau_1) \quad (2.87)$$

$$P(Y_i = 1) = P(\tau_0 - x_i\beta \leq \varepsilon_i < \tau_1 - x_i\beta) \quad (2.88)$$

denklemleri elde edilmektedir. İki değer arasındaki rassal değişkenin olasılığı, bu değerlerden türetilen kümülatif dağılımların farkına eşittir. Böylece yeni denklem, Eşitlik (2.89) ile ifade edilmektedir.

$$P(Y_i = 1) = P(\varepsilon_i < \tau_1 - x_i\beta) - P(\varepsilon_i \leq \tau_0 - x_i\beta) \quad (2.89)$$

$$P(Y_i = 1) = F(\tau_1 - x_i\beta) - F(\tau_0 - x_i\beta) \quad (2.90)$$

Sonuç olarak bu işlemler J sıralı çıktı için genelleştirilirse Eşitlik (2.91) elde edilir.

$$P(Y_i = J) = F(\tau_J - x_i\beta) - F(\tau_{J-1} - x_i\beta) \quad (2.91)$$

Kümülatif dağılım fonksiyonlarının, $F(\tau_0 - x_i\beta) = 0$ ve $F(\tau_J - x_i\beta) = 1$ olmasından yola çıkılarak, $\Phi(\cdot)$, sıralı probit modelinin kümülatif dağılım fonksiyonunu temsil etmek üzere sıralı probit model için formülasyon Denklem (2.92) gibi gösterilmektedir.

$$P(Y_i = 1) = \Phi(\tau_1 - \beta x_i) \quad (2.92)$$

$$P(Y_i = 2) = \Phi(\tau_2 - \beta x_i) - \Phi(\tau_1 - \beta x_i)$$

$$P(Y_i = 3) = \Phi(\tau_3 - \beta x_i) - \Phi(\tau_2 - \beta x_i)$$

$$\vdots$$

$$P(Y_i = J) = 1 - \Phi(\tau_{J-1} - \beta x_i)$$

Hataların logistik dağılıma sahip olduğu varsayıldığında benzer model $\Lambda(\cdot)$ kümülatif dağılım fonksiyonu ile sıralı logit modeli için de yazılabilmektedir.

Sıralı logit ve sıralı probit modellerinin tahmini en çok olabilirlik yöntemi ile yapılabilmektedir. Olasılıkların birbirinden bağımsız olduğu varsayıldığında sıralı nitel bağımlı değişkenli modeller için olabilirlik fonksiyonu,

$$L(\beta, \tau \mid y, X) = \prod_{j=1}^J \prod_{Y_i} P(Y_i = j \mid x, \beta, \tau) \quad (2.93)$$

$$L(\beta, \tau | y, X) = \prod_{j=1}^J \prod_{Y_i=j} F(\tau_j - x_i \beta) - F(\tau_{j-1} - x_i \beta) \quad (2.94)$$

şeklinde yazılabilir. Eşitlik (2.94)'ün logaritmasının alınmasıyla logaritmik olabilirlik fonksiyonu elde edilmektedir (Long, 1997, s. 122-124; Greene, 2003, s.736-738).

$$\ln L(\beta, \tau | y, x) = \sum_{j=1}^J \sum_{Y_i=j} \ln[F(\tau_j - X\beta) - F(\tau_{j-1} - X\beta)] \quad (2.95)$$

2.3.2.4. Rassal Parametreler Logit Model ve Tahmini

Rassal parametreler logit modeli fayda teorisinden yararlanılarak i-nci bireyin j-nci alternatifi seçmesinin faydası üzerinden Eşitlik (2.96) ile gösterilmektedir.

$$U_{ij} = x'_{ij} \beta_i + \varepsilon_{ij} \quad (2.96)$$

ε_{ij} , birbirinden bağımsız ve aynı dağılımlı uç değer dağılımlı (type I extreme-value distribution)¹ ve MNL modeline ek olarak bu modelde β_i rassal bir parametredir. Parametre için en genel varsayım $\beta_i \sim N[\beta, \Sigma_\beta]$ ile gösterilmektedir (Cameron, Trivedi, 2005, ss. 513-514). Rassal parametrelili panel veri modellerinden esinlenerek bu model literatürde karma (mixed) logit model olarak yer almaktadır. (bkz. Train, 2003, s.138; Greene, 2003; Revelt ve Train, 1998; Erdem, 1996).

Rassal parametreler logit modeli için fayda modeli Eşitlik (2.96), Eşitlik (2.97) ve Eşitlik (2.8) yardımı ile de ifade edilmektedir.

$$U_{ij} = x'_{ij} \beta + v_{ij} \quad (2.97)$$

$$v_{ij} = x'_{ij} u_i + \varepsilon_{ij} \quad (2.98)$$

¹ Uç değer dağılımı (Type I extreme value distribution): $f(\varepsilon) = e^{-\varepsilon} \exp(-e^{-\varepsilon})$, $-\infty < \varepsilon < \infty$; Uç değer dağılımları, aynı dağılımlardan çekilen N rassal değişkenin maksimizasyonunun $N \rightarrow \infty$ 'ken sınırlı dağılımlarından sağlanmaktadır (Cameron, Trivedi, 2005, s. 477).

Rassal teriminin dağılımı, $u_i \sim N[0, \Sigma_\beta]$ ve hata terimlerinin kovaryansı, $Cov[v_{ij}, v_{ik}] = x'_{ik} \Sigma_\beta x_{ik}$, $j \neq k$ ile gösterilmektedir. Rassal parametrelerin varlığı alternatifler arasında korelasyonun içerildiği ek bir özellik sağlamaktadır (Cameron ve Trivedi, 2005, s.513).

Rassal parametrelili doğrusal regresyon modellerinde EKK tahmin edicisi etkin olmamasına rağmen tutarlıdır. Doğrusal olmayan modellerde ise tahmin ediciler, parametrenin rassallığını kontrol edemediği için tutarlı olmamaktadır. Bu nedenle, en çok olabilirlik tahmininde rassal parametre β_i 'nin dağılımı dikkate alınmalıdır. Eğer β_i bilinseydi, rassallığın tek kaynağı ε_{ij} olacak ve model $p_{ij} = e^{x'_{ij}\beta_i} / \sum_{l=1}^m e^{x'_{il}\beta_i}$ olasılığı ile sağlanabilecektir. Ancak β_i 'nin rassal olması nedeniyle her bir rassal terime göre integralin alınması gerekmektedir. Bu durumda olasılık, Eşitlik (2.99) ile gösterilen çok katlı integral ile elde edilmektedir.

$$P_{ij} = P[y_i = j] = \int \frac{e^{x'_{ij}\beta_i}}{\sum_{l=1}^m e^{x'_{il}\beta_i}} \phi(\beta_i | \beta, \Sigma_\beta) d\beta_i \quad (2.99)$$

$\phi(\beta_i | \beta, \Sigma_\beta)$, β ortalamalı ve Σ_β varyanslı, rassal parametreler β_i 'nin çok değişkenli normal yoğunluğunu ifade etmektedir (Cameron ve Trivedi, 2005, s.513-514).

Rassal parametreler logit modelde en çok olabilirlik tahmin edicisi β ve Σ_β 'ye göre logaritmik olabilirlik fonksiyonunu, $\ln L = \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^J y_{ij} \ln P(Y_i = j)$, maksimize etmektedir. Bu maksimizasyon işleminde integralin boyutu, rassal β_i 'lerin sayısına göre belirlendiği için modelin tahmininin simülasyon yöntemleri ile yapılması gerekmektedir. Bu amaçla MSL tahmin edicisi ve bayesyen yaklaşım rassal parametreler logit modelinin tahmini için genellikle tercih edilen simülasyon yöntemleridir (Cameron ve Trivedi, 2005, s.513- 514).

Rassal parametreler logit modeli, multinomial logit modelinde olduğu gibi IIA kısıtını içermemektedir. Bunun yanında bu model, her bir birey için tekrarlanan tercihler arasındaki gözlenemeyen faydadaki korelasyonu da açıkça dikkate almaktadır. Böylece

aynı bireyler tarafından tekrarlı seçimlerin yer aldığı panel veri çalışmalarında daha etkin sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır (Train, 1997). Daha önce bahsedildiği gibi panel veri teorisinde sabit terim ve/veya katsayı parametrelerinin rassal etkiler içerdiği modeller rastsal katsayılar ya da karma (mixed) modeller olarak isimlendirilmektedir (Greene, 2003, s. 286; Swamy, 1970). Rassal etkilerin yer aldığı bağımlı değişkenli nitel modellere ise genelleştirilmiş doğrusal karma modeller (generalized linear mixed models, GLMM) denilmektedir (McCulloch ve Searle, 2001). GLMM, rassal etkilerin yer aldığı panel nitel bağımlı değişkenli modelleri de içeren geniş bir kavram olmaktadır.

2.3.3. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellere İlişkin Testler

Nitel bağımlı değişkenli modellerde, açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin sınanması için kullanılan kısıtlamaların geçerliliğini test etmek için F testi iyi bir ölçüt olmadığı için alternatif olarak benzerlik Oranı (LR) , Wald ve Lagrange Çarpanı (LM) testleri önerilmiştir (Wooldridge, 2013, s. 579).

Wald testi sadece kısıtsız modelin tahminini gerektirmektedir ve doğrusal model durumunda Wald istatistiği basit bir dönüşümden sonra temelde F istatistiğidir. Bu istatistik kısıtsız model tahmin edildikten sonra kısıtların test edilmesine izin veren ekonometrik paketlerle hesaplanılmaktadır. Wald istatistiği, kısıtlama sayısına eşit serbestlik derecesi ile χ^2 dağılmaktadır. H_0 hipotezi doğru ise kısıtlamaların geçerli olduğu söylenmektedir (Wooldridge, 2013, s. 579).

Hem kısıtlı hem kısıtsız modellerin tahmin edilmesi kolay ise LR testi tercih edilmektedir. LR testi kısıtlı ve kısıtsız modeller için logaritmik benzerlik fonksiyonlarındaki farka dayanmaktadır. En çok olabilirlik yöntemi, logaritmik benzerlik fonksiyonunu maksimize ettiğinden değişkenleri çıkarmak genellikle daha küçük –veya en azından daha büyük olmayan- logaritmik benzerlik oranına yol açmaktadır. Böylece logaritmik benzerlik oranındaki düşüşün çıkarılan değişkenlerin önemli olduğu sonucuna varmak için yeterince büyük olup olmadığı sınanmaktadır.

Benzerlik oranı istatistiği logaritmik benzerlik değerleri farkının iki katıdır.

$$LR = 2(\mathcal{L}_{ur} - \mathcal{L}_r) \quad (2.100)$$

Burada, $\mathcal{L}_{ur}$ ve $\mathcal{L}_r$ sırasıyla kısıtsız ve kısıtlı modeller için logaritmik benzerlik değeridir. LR test istatistiği, χ^2 dağılımına sahiptir. q dışsal kısıtları test edildiği durumda LR, χ^2_q dağılımına uymaktadır (Wooldridge, 2013, s. 580). Benzer şekilde, LM test istatistiği de test edilen parametre sayısına eşit serbestlik derecesi ile χ^2 dağılımına uymaktadır. F testi gibi modeldeki tüm eğim katsayılarının anlamlılığının sınanmasında kullanılan LM test istatistiği,

$$LM=nR^2 \quad (2.101)$$

şeklinde yazılmaktadır. R^2 , sınırlandırılmamış modelin belirlilik katsayısıdır (Greene, 2003, s. 678).

MNL modelde hataların bağımsız ve sabit varyanslı olduğu varsayımına dayanan IIA varsayımının geçerliliğini test etmek için Hausman ve McFadden (1984) önerilen Hausman testi, bağımlı değişkendeki kategorilerin bağımsız olduğunu ifade eden yokluk hipotezi altında test edilmektedir. Hausman test istatistiği Eşitlik (2.102)'de gösterilmektedir.

$$\chi^2 = (\hat{\beta}_s - \hat{\beta}_f)' [\hat{V}_s - \hat{V}_f]^{-1} (\hat{\beta}_s - \hat{\beta}_f) \quad (2.102)$$

$\hat{\beta}_s$ ve $\hat{V}_s$ sırasıyla kısıtlı modelin parametreleri ve kovaryans matrisini göstermek üzere, $\hat{\beta}_f$ ve $\hat{V}_f$ ise sırasıyla tüm alternatiflerin yer aldığı kısıtsız modelin parametreleri ve kovaryans matrisini göstermektedir (Greene, 2003, s. 724).

Hausman testi, IIA varsayımının geçerliliğinin test edilmesinde sıklıkla tercih edilmesine rağmen varyans tahmin edicilerinin, testin asimptotik özelliklerini gerektirmemesi ve yalnızca iki tahmin edicinin eşitliğini test edilmesinde kullanılması gibi kısıtlar içermektedir. Bu nedenle, bu tür kısıtları içermeyen Suest (Seemingly unrelated estimation) tahmin yöntemi Hausman testine alternatif olarak kullanılmaktadır. Bu test de Hausman testi gibi bağımlı değişkendeki kategorilerin bağımsız olduğunu ifade eden yokluk hipotezi altında test edilmektedir (StataCorp, 2013, s. 2240).

2.3.4. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Uyum İyiliği Ölçüleri

Doğrusal olasılık modellerinde, EKK yönteminden sağlanan modelin uyum iyiliği ölçütü olarak belirlilik katsayısı R^2 'den yararlanılırken, ikili nitel bağımlı değişkenli modellerde R^2 zayıf bir uyum iyiliği ölçüsü olmaktadır. Bu nedenle, ikili bağımlı değişkenli modellerin uygunluğu değerlendirmek için iki ölçütten yararlanılmaktadır. Bu ölçütler; kestirim doğruluk oranı ve yapay- R^2 'dir (Stock ve Watson, 2011 s. 403-421).

Kestirim doğruluk oranında $Y_i=1$ ve kestirimi yapılan olasılık %50'nin üzerinde ise veya $Y_i=0$ ve kestirimi yapılan olasılık %50'nin altında ise Y_i doğru kestirilmiş aksi takdirde Y_i yanlış kestirilmiş denilmektedir. Yapay- R^2 'de ise olasılık fonksiyonunu kullanarak modelin uygunluğunu ölçülmektedir (Stock ve Watson, 2011 s. 403-421).

Literatürde modellerin uygunluğunu ölçmek için çeşitli yapay- R^2 formülleri geliştirilmiştir: Cragg ve Uhler (1970), McFadden (1973), McKelvey ve Zavoina (1975), McFadden(1984), Maddala (1983), Cox ve Snell (1989). Yapay- R^2 değerleri, standart R^2 gibi 0-1 aralığında değişmektedir ve en yüksek değere sahip modelin tahmin edilen en iyi model olduğu bilinmektedir. Ancak farklı yapay- R^2 değerleri farklı değerler ile elde edildiği için standart R^2 gibi yorumlanılmamaktadır (Bruin, 2006).

McFadden(1973) tarafından önerilen yapay- R^2 değeri, ML tahmin edicisi ile tahmin edilen herhangi bir modele uygulanabildiği için sıklıkla kullanılan bir ölçüt olmaktadır. *Olabilirlik oran indeksi* olarak da bilinen McFadden R^2 değeri Eşitlik (2.103)'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$R_{McF}^2 = 1 - \frac{\ln \hat{L}(M_U)}{\ln \hat{L}(M_R)} \quad (2.103)$$

M_β tüm açıklayıcı değişkenleri içeren modeli temsil ederken, M_α yalnızca sabit terimi içeren modeli temsil etmektedir. Buna göre kısıtsız modelin logaritmik olabilirlik değerinin, kısıtlı modelinin logaritmik olabilirlik değerine oranının bir eksiği McFadden R^2 değerini vermektedir. McFadden R^2 , modele yeni değişken eklendikçe arttığı için Ben-Akiva ve Lerman(1985) tarafından modelin parametrelerinin sayısı için düzeltilmiş McFadden R^2 değeri önerilmiştir (Long, 1997, s.104).

Eşitlik (2.104)'te gösterilen düzeltilmiş McFadden R^2 istatistiğine göre $\ln \hat{L}(M_\beta)$ 'nin değeri modele eklenen her bir parametre için birden daha fazla arttığı durumda $\bar{R}_{McF}^2$ değeri de artacaktır (Long, 1997, s.104)

$$\bar{R}_{McF}^2 = 1 - \frac{\ln \hat{L}(M_U) - 1}{\ln \hat{L}(M_R)} \quad (2.104)$$

Maddala (1983) tarafından önerilen bir diğer yapay - R^2 de kısıtlı ve kısıtsız modellerin maksimize edilen logaritmik olabilirlik fonksiyonlarına dayanmaktadır.

$$\text{Yapay- } R_M^2 = 1 - (L_R / L_U)^{2/n} \quad (2.105)$$

Maddala daha sonra bu ölçümde üst sınırın bazı durumlarda birden küçük olduğunu belirterek Cragg ve Uhler (1970) tarafından modifiye edilen Eşitlik (2.106)'da gösterilen formülü önermiştir (Magee, 1990).

$$\text{Yapay- } R_M^2 = \frac{L_U^{2/n} - L_R^{2/n}}{L_U^{2/n} (1 - L_R^{2/n})} \quad (2.106)$$

2.4. Nitel Bağımlı Değişkenli Panel Veri Modelleri

Panel veri modellerinde bahsedildiği gibi aynı bireylerin/birimlerin tekrarlı gözlemlerin yer aldığı veri setlerinde birimler arasındaki korelasyonun modellenmesi için zaman değişmezi, birimlere özgü etkiler modellere dahil edilmektedir. Bağımlı değişkeni nitel modeller için de benzer şekilde sabit ya da rassal birim etkiler kullanılmaktadır. Daha önce bahsedildiği gibi sabit etkiler modelinde gözlenemeyen birim etki modelde yer alan açıklayıcı değişkenler ile ilişkili olabiliyorken, rassal etkiler modelinde gözlenemeyen birim etkinin rassal ve açıklayıcı değişkenler ile ilişkisiz olduğu varsayılmaktadır (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 781).

Nitel bağımlı değişkenli modeller daha çok pazarlama, işletme, psikoloji gibi sosyal bilim alanlarında birimlerin (firmalar, haneler, fertler) rassal olarak seçildiği anket çalışmalarında kullanılmaktadır. Bu şekilde birimlerin rassal ve tekrarlı örneklemelerin yer aldığı çalışmalarda, her bir birime özgü gözlenemeyen birim etkinin

rassal olduğu bilinmektedir. Rassal etkiler içeren genelleştirilmiş doğrusal modeller arasında Beta-binomial (Williams, 1982) ve Poisson-gamma modelleri (Breslow, 1984) literatürde ele alınan ilk çalışmalar arasında yer almaktadır. Bunun yanında kesikli ve sınırlı bağımlı değişkenli modellerde rassal etkilerin varlığını dikkate alan ilk uygulama Buttler ve Moffitt (1982)'in çalışmalarıdır. Ochi ve Prentice (1984) ve Gilmour, Anderson ve Rae (1985) rassal etkiler içeren probit modelini, Harville ve Mee (1984) sıralı kategorik veriler için rassal etkiler modellerini ele almışlardır (Zeger ve Karim, 1991; McCulloch ve Searle, 2001, s.2).

Literatürde rassal etkiler içeren genelleştirilmiş doğrusal modellere genelleştirilmiş doğrusal karma modeller (GLMM) denilmektedir (McCulloch ve Searle, 2001, s.2; Erdem, 1996; Revelt ve Train, 1998; Bhat, 2000; Hadfield, 2010). GLMM'de bağımlı değişkenin dağılımı rassal etkilere koşullu olarak tanımlanmaktadır ve bu rassal etkilerin genellikle çok değişkenli normal dağılımlı² olduğu varsayılmaktadır (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s. 263).

GLMM modellerin genel yapısı Eşitlik (2.107) ile ifade edilmektedir.

$$y_{ij} = x'_{ij}\beta + z'_{ij}b_i + \varepsilon_{ij} \quad (2.107)$$

y_{ij} i-nci bireyin j-nci gözlemini, x_{ij} açıklayıcı değişkenler vektörünü, β

regresyon katsayıları vektörünü, z_{ij} , x_{ij} vektörünün alt kümesini göstermektedir. b_i ise birimlere özgü rassal etkileri içeren ve sıfır ortalama, bilinmeyen D varyansına sahip normal dağılımlı rassal etkiler vektörünü göstermektedir. Genelleştirilmiş doğrusal modellerde b_i , rassal etki değişkenine koşullu olarak y_{ij} 'nin üssel aile dağılım formu Eşitlik (2.108) ile gösterilmektedir.

$$f(y_{ij} | b_i) = \exp \left\{ \left[y_{ij}\theta_{ij} - \alpha(\theta_{ij}) + b(y_{ij}) \right] / \phi \right\} \quad (2.108)$$

ϕ ölçek parametresi ve $\eta(\cdot)$ bağ fonksiyonu olmak üzere Eşitlik (2.109) ile gösterilmektedir (Zeger ve Karim, 1991; Molenberghs ve Verbeke, 2005, s. 264- 266).

² Lee ve Nelder (1996), alternatif olarak rassal etkiler için conjugate dağılımı kullanmışlardır.

$$\eta(\mu_{ij}) = \eta[E(Y_{ij} | b_i)] = x'_{ij}\beta + z'_{ij}b_i \quad (2.109)$$

Rassal etkiler modellerinin tahmini için marjinal olabilirlik yöntemi ve bayesyen yöntemler kullanılmaktadır. Rassal etkilere göre integralinin alınmasıyla sağlanan marjinal olabilirliğin maksimizasyonu ile tahmin edilen rassal etkiler modelinde i-nci birimin olabilirliğe katkısı Eşitlik (2.110) ile elde edilmektedir.

$$f_i(y_i | \beta, D, \phi) = \int \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(y_{ij} | b_i, \beta, \phi) f(b_i | D) db_i \quad (2.110)$$

$f(b_i | D)$, rassal etkiler b_i 'nin olasılık yoğunluk fonksiyonu olmak üzere β, D ve ϕ için olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.111) ile gösterilmektedir.

$$L(\beta, D, \phi) = \prod_{i=1}^N f_i(y_i | \beta, D, \phi) \quad (2.111)$$

Eşitlik (2.111)'de, Eşitlik (2.110)'un yerine konulması ile marjinal olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.112) ile ifade edilmektedir.

$$\prod_{i=1}^N \int \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(y_{ij} | b_i, \beta, \phi) f(b_i | D) db_i \quad (2.112)$$

Marjinal olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonunda rassal etkilerin varlığıyla birlikte integrallerin sayısının artması önemli bir problem olarak ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle integrallerin yaklaşımları için Laplace yöntemi, Taylor serisi gibi sayısal metotlardan yararlanılmaktadır (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s. 267).

Son yıllarda GLMM'lerin tahmini için bayesyen yaklaşım, analizlerde sayısal problemler içermemesi nedeniyle oldukça ilgi görmüştür. β, D ve ϕ için önsel dağılımların belirlenmesini gerektiren yaklaşımda, β için genelde normal dağılım, düz ya da bilgi içermeyen önsel dağılım tercih edilmektedir. D için standart bilgi içermeyen önsel ve ϕ için Jefferys önseli tercih edilmektedir. Önseller belirlendikten sonra sonsal dağılım Eşitlik (2.113)'te gösterildiği gibi formüle edilmektedir.

$$f(\beta, D, \phi, b_1, \dots, b_N | Y_1, \dots, Y_N) \\ \propto \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{n_i} f_i(y_{ij} | \beta, \phi, b_i) \prod_{i=1}^N f(b_i | D) f(D) f(\beta) f(\phi) \quad (2.113)$$

Burada sabit etkiler β , rassal etkiler b_i ve D ve ϕ varyans bileşenleri sıklıkla basit formlar almaktadırlar. Böylece sonsal dağılımlardan örneklemeler çekilerek standart algoritmalar kullanılabilmektedir (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s. 266).

Panel nitel bağımlı değişkenli modellerin analizinde bayesyen yaklaşım, sabit etkiler yaklaşımının zenginliği ile rassal etkiler modelinin avantajlarını içermesi nedeniyle son yıllarda sıklıkla tercih edilmiştir. McCulloch ve Rossi (1994), binomial çok periyotlu modelin, Geweke, Keane ve Runkle (1997) ise multinomial çok periyotlu probit modelinin analizlerini gibbs örnekleme yaklaşımı ile sağlamışlardır. Bayesyen yaklaşımda sabit ve rassal etkiler arasında gerçek bir farklılık olmaması yalnızca bağımsız önseller (sabit etkiler) ve bağımlı önseller (hierarchical ya da rassal katsayı modelleri) arasında farklılığın varlığı, panel veride karşılaşılan kavram karışıklığını da ortadan kaldırmaktadır (McCulloch ve Rossi, 1994).

Çalışmanın alt bölümlerinde öncelikle ikili nitel bağımlı değişkenli probit ve logit modeller panel veri ekonometrisi altında ele alınacaktır. Ardından panel verilerle çoklu nitel bağımlı değişkenli modellerden sıralı probit, sıralı logit, multinomial probit ve multinomial logit modeller ayrıntılı olarak incelenecektir.

2.4.1. Panel İkili Nitel Bağımlı Değişkenli Modeller

İkili nitel veri modellerinin panel veri formunda genişletilmiş hali Eşitlik (2.114) ile gösterilmek üzere,

$$Y_{it}^* = X_{it}' \beta + \mu_i + u_{it} \quad i=1,2,\dots,N, t=1,2,\dots,T, \quad u_{it} \sim iid(0, \sigma^2) \quad (2.114)$$

$$Y_{it} = 1 \text{ eğer } Y_{it}^* > 0, \text{ diğer durumlarda } 0$$

μ_i , gözlenemeyen, birimlere özgü heterojenliği ifade eden birim etkiyi ifade etmektedir. Panel veri modelleri kısmında değinildiği gibi birim etki ile açıklayıcı değişkenler arasında ilişkinin yapısına göre sabit etkiler ve rassal etkiler modelleri

oluşmaktadır. Eğer $f(\mu_i / x_{it})$ koşullu dağılımı, x_{it} 'den bağımsız ise rassal etkiler modeli oluşmaktadır. Bu durum, heterojenliğin dağılımı üzerine bir kısıt koymaktadır. Ancak dağılım kısıtsız ise μ_i ve x_{it} korelasyonlu olabilmektedir. Bu durumda da sabit etkiler modeli oluşmaktadır (Greene, 2003, s. 690).

Sabit etkiler modeli tahmin yöntemleri ve rassal etkiler modeli tahmin yöntemleri farklılık göstermesinin yanında bu yöntemlerin ikili nitel bağımlı değişkenli modellerde ve çoklu nitel bağımlı değişkenli modellerde uygulanma biçimi benzerlik göstermektedir. Bu nedenle çalışmada ikili nitel bağımlı değişkenli modellerde sabit etkiler ve rassal etkilerin varlığı ayrıntılı olarak ele alınarak panel çoklu nitel bağımlı değişkenli modeller için ön hazırlık sağlanmaktadır.

2.4.2. Sabit Etkiler Probit ve Logit Modelleri ve Tahmini

Panel ikili nitel bağımlı değişkenli modellerin sabit etkiler içermesi ile oluşan sabit etkiler modeli Eşitlik (2.115) ile gösterilmek üzere,

$$Y_{it}^* = X_{it}' \beta + \mu_i d_{it} + v_{it} \quad i=1,2,\dots,N, t=1,2,\dots,T, \quad v_{it} \sim iid(0, \sigma^2) \quad (2.115)$$

$$Y_{it} = 1 \text{ eğer } Y_{it}^* > 0, \text{ diğer durumlarda } 0$$

d_{it} , i-nci birey için 1, diğer durumlar 0 değerini alan bir kukla değişkeni, X_{it}' ise sabit terimi içermeyen değişkenler matrisini göstermektedir. Buna göre sabit etkiler modelinin logaritmik olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.116) ile gösterilmektedir.

$$\ln L = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \ln P(y_{it} | \mu_i + X_{it}' \beta) \quad (2.116)$$

$P(\cdot)$, gözlemlenen çıktının olasılığı olmak üzere, probit model için $\Phi[q_{it}(\mu_i + X_{it}' \beta)]$ ve logit model için $\Lambda[q_{it}(\mu_i + X_{it}' \beta)]$ olarak gösterilmektedir.

Doğrusal panel veri modellerinde, sabit etkiler modelinin tahmini için birim etkileri yok eden grup ortalamalarından sapmaların alındığı dönüştürme yöntemi kullanılmaktadır. Ancak doğrusal olmayan modellerde bu dönüştürmeyi yapmak mümkün olmamaktadır. Bu durumda sabit terimleri de dikkate alarak logaritmik olabilirlik fonksiyonunun türevlerini almak gerekmektedir. $z_{it} = \mu_i + X_{it}' \beta$ olmak üzere

olasılık fonksiyonu $\text{Prob}(Y_{it} = y_{it} | X_{it}) = P(q_{it}z_{it})$ ile gösterilsin. Buna göre logaritmik olabilirlik fonksiyonlarının birinci türevleri Eşitlik (2.117) ve Eşitlik (2.118) ile verilmektedir.

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \mu_i} = \sum_{t=1}^T \frac{q_{it} f(q_{it}z_{it})}{P(q_{it}z_{it})} = \sum_{t=1}^T g_{it} = g_{ii} = 0 \quad (2.117)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \sum_{t=1}^T \frac{q_{it} f(q_{it}z_{it})}{P(q_{it}z_{it})} X_{it} = \sum_{t=1}^T g_{it} X_{it} = 0 \quad (2.118)$$

$f(\cdot)$, $P(\cdot)$ 'nin olabilirlik fonksiyonunu göstermek üzere normal dağılım için $g_{it} = q_{it} \phi(q_{it}z_{it}) / \Phi(q_{it}z_{it})$, lojistik dağılım için $g_{it} = q_{it} [1 - \Lambda(q_{it}z_{it})]$ olarak ifade edilmektedir. Bu dağılımlar y_{it} sıfıra eşit olduğunda daima negatif, y_{it} bire eşit olduğunda ise daima pozitif olmaktadır. Olabilirlik fonksiyonlarının ikinci türevleri alındığında Eşitlik (2.119) ve Eşitlik (2.120) elde edilmektedir (Greene, 2003, s. 695-696).

$$\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \mu_i^2} = \sum_{t=1}^{T_i} \left[\frac{f'(q_{it}z_{it})}{P(q_{it}z_{it})} - \left(\frac{f(q_{it}z_{it})}{P(q_{it}z_{it})} \right)^2 \right] = \sum_{t=1}^{T_i} h_{it} = h_{ii} < 0, \quad (2.119)$$

$$\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta \partial \mu_i} = \sum_{t=1}^{T_i} h_{it} x_{it}, \quad \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta \partial \beta'} = \sum_{t=1}^{T_i} h_{it} x_{it} x_{it}' = H_{\beta\beta'} \quad (2.120)$$

Olabilirlik denklemleri büyük bir sistem olmasına rağmen çözümü oldukça basit olmaktadır. Ancak sabit etkiler modelinin en çok olabilirlik yöntemi ile çözümünde birim etkilerin varlığı nedeni ile parametre sayısının fazla olması bazı problemlere neden olmaktadır. *Rastlantısal (Incidental) parametre problemi* (bkz. Neyman ve Scott, 1948; Lancaster, 2000) olarak bilinen problemde birim etki μ_i 'nin parametre sayısının gözlem sayısı N ile birlikte artması ancak bu artışın birim etki hakkında ek bir bilgi sağlamaması nedeniyle μ_i 'nin tüm tahmin edicileri N büyük olsa bile T sonlu ise sapmalı olacaktır. Doğrusal regresyon modellerinde T sabit olduğu durumda ise μ_i 'nin tahmin edicileri tutarsız olsa bile β ve μ_i 'nin asimptotik bağımsız olması nedeniyle β 'nin grup içi (within) tahmin edicisi tutarlı olmaktadır. Ancak doğrusal olmayan

modellerde β ve μ_i 'nin birbirinden bağımsız olmaması nedeniyle, örneklem sayısı sonsuza gitmesine rağmen, $\hat{\mu}_i$ 'nin tutarsızlığı β 'nın tahmincisine yansımaktadır (Baltagi, 2003, s. 179). Parametrelerin tutarlı tahminlerini sağlamak için birim etki parametrelerinin *minimum yeterli istatistikleri* kullanılabilmektedir. Buna göre birim etkiyi içermeyen ve yerine başka bir istatistiğin kullanıldığı fonksiyonlar ile parametre tahminleri sağlanabilmektedir. Çok az dağılım için yeterli istatistiğin uygun olmasıyla birlikte logit model için bu istatistik uygun olmaktadır (Greene, 2003, s. 698).

Panel logit model Eşitlik (2.121) ile ifade edilmek üzere,

$$P(y_{it} = 1 | x_{it}) = \frac{e^{\mu_i + x'_{it}\beta}}{1 + e^{\mu_i + x'_{it}\beta}} \quad (2.121)$$

nT bağımsız gözlem için koşulsuz olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.122) ile gösterilmektedir.

$$L = \prod_i \prod_t (F_{it})^{y_{it}} (1 - F_{it})^{1-y_{it}} \quad (2.122)$$

Birim etkileri de içeren koşulsuz olabilirlik fonksiyonu yerine Chamberlain (1980) tarafından rastsal parametreler μ_i 'lerden bağımsız koşullu olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.123) önerilmiştir.

$$\begin{aligned} L^c &= \prod_{i=1}^n P(Y_{i1} = y_{i1}, Y_{i2} = y_{i2}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i} | \sum_{t=1}^{T_i} y_{it}) \\ &= \frac{\exp\left(\sum_{t=1}^{T_i} y_{it} x'_{it}\beta\right)}{\sum_{\sum_{t=1}^{T_i} d_{it} = S_i} \exp\left(\sum_{t=1}^{T_i} d_{it} x'_{it}\beta\right)} \end{aligned} \quad (2.123)$$

Paydada yer alan fonksiyon $S_i = \sum_{t=1}^{T_i} y_{it}$, bütün farklı $\begin{pmatrix} T_i \\ S_i \end{pmatrix}$ kümeleri üzerinden toplanmaktadır (Greene, 2003, s. 698).

Doğrusal panel veri modellerinde olduğu gibi modelde birim etkininin yani heterojenliğin varlığının sınanmasında kullanılan Hausman(1978) testinde, Chamberlain'in koşullu en çok olabilirlik (CML) tahmin edicisi ile klasik en çok

olabilirlik (ML) tahmin edicisini karşılaştırılmaktadır. Bu teste göre boş hipotez homojenlik varsayımı altında Chamberlain'in koşullu en çok olabilirlik tahmin edicisi de klasik en çok olabilirlik yaklaşımı da tutarlı olurken, Chamberlain'in tahmin edicisi etkin olmamaktadır. Alternatif hipotez altında ise koşulsuz en çok olabilirlik tahmin edicisi tutarsız, Chamberlain'in koşullu en çok olabilirlik tahmin edicisi ise tutarlı ve etkin olmaktadır. Ki-kare istatistiğine dayanan Hausman testi Eşitlik (2.124) ile gösterilmektedir (Greene, 2003, s. 699).

$$\chi^2 = \left(\hat{\beta}_{CML} - \hat{\beta}_{ML} \right)' \left(\text{Var}[CML] - \text{Var}[ML] \right)^{-1} \left(\hat{\beta}_{CML} - \hat{\beta}_{ML} \right) \quad (2.124)$$

Panel ikili nitel bağımlı değişkenli modellerin tahmini için ML ve CML tahmin yöntemlerinin yanında Semi-Parametrik yöntem ve Maksimum Skor tahmin edicisi de kullanılmaktadır.

2.4.3. Rassal Etkiler Probit ve Logit Modelleri

Rassal etkiler panel ikili nitel bağımlı değişkenli modeller genel olarak Eşitlik (2.125) ile gösterilmek üzere,

$$Y_{it}^* = X_{it}' \beta + \mu_i + v_{it} \quad i=1,2,\dots,N, t=1,2,\dots,T, \quad (2.125)$$

$$Y_{it} = 1 \text{ eğer } Y_{it}^* > 0, \text{ diğer durumlarda } 0$$

doğrusal panel veri modellerinde yer aldığı gibi birleşik hata terimi Eşitlik (2.126) ile ifade edilebilmektedir.

$$\varepsilon_{it} = \mu_i + v_{it} \quad (2.126)$$

μ_i ve v_{it} bağımsız rassal değişkenler olmak üzere aşağıdaki varsayımları sağlamaktadırlar (Johnston ve Dinardo, 1997, s. 391).

$$E[v_{it} | X] = E[\mu_i | X] = 0, \quad E[v_{it}^2 | X] = \sigma_v^2, \quad E[\mu_i^2 | X] = \sigma_\mu^2, \quad (2.127)$$

$$E[v_{it} \mu_j | X] = 0 \text{ bütün } i, t, j \text{ için}, \quad (2.128)$$

$$E[v_{it}v_{js}|X] = 0 \quad t \neq s \text{ ve } i \neq j, \quad (2.129)$$

$$E[\mu_i\mu_j|X] = 0 \quad i \neq j \quad (2.130)$$

Birleşik hata terime ilişkin varyans kovaryans değerleri de Eşitlik(2.131)-Eşitlik(2.133) ile belirtilmiştir (Baltagi, 2005, s. 15; Johnston ve Dinardo,1997, s. 391; Greene, 2003, s. 691).

$$\text{var}(\varepsilon_{it}) = \sigma_\mu^2 + \sigma_v^2 \quad (2.131)$$

$$\text{cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 + \sigma_v^2 = \sigma_\mu^2 + 1 \quad i = j, t = s \quad (2.132)$$

$$\text{corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_\mu^2 / (\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2) = \rho \quad i = j, t \neq s \quad (2.133)$$

Yatay-kesit veriler için bir gözlemlilik olabilirlik fonksiyonu $P(y_i | x_i) = \int_{L_i}^{U_i} f(\varepsilon_i) d\varepsilon_i$, $y_i = 0$ için $(L_i, U_i) = (-\infty, -x_i'\beta)$ ve $y_i = 1$ için $(-x_i'\beta, +\infty)$ aralığında olmaktadır. Hata teriminin dağılımı da normal dağılım için $\Phi[(2y_i - 1)x_i'\beta]$, logistik dağılım için ise $\Lambda[(2y_i - 1)x_i'\beta]$ olarak yazılmaktadır. Panel veri ile modelin genişletilmesi sonucunda i-nci grubun olabilirlik fonksiyonuna katkısı tüm zamanlar için gözlemlerin bileşik olasılığı olarak yazılmaktadır.

$$L_i = P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i} | X) = \int_{L_{i1}}^{U_{i1}} \dots \int_{L_{iT_i}}^{U_{iT_i}} f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i}) d\varepsilon_{i1} d\varepsilon_{i2} \dots d\varepsilon_{iT_i} \quad (2.134)$$

Bileşik yoğunluğun integralinin alınması genel olarak zor olmasına rağmen rassal birim etkilerin varlığı bu işlemi kolaylaştırmaktadır. Birim etkiler ve hata terimlerinin bileşik olasılığı Eşitlik (2.135) ve hata terimlerinin bileşik olasılığı Eşitlik(2.136) ile gösterilmektedir.

$$f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i}, \mu_i) = f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i} | \mu_i) f(\mu_i) \quad (2.135)$$

$$f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i} | \mu_i) f(\mu_i) d\mu_i \quad (2.136)$$

Birim etkiye koşullu bu gösterimin avantajı hata terimlerinin bağımsız olmasıdır. Böylece hata terimlerinin bileşik olasılığı, ayrı ayrı birim etkiye koşullu hata terimlerinin olasılık fonksiyonlarının çarpımı olarak yazılmaktadır.

$$f(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT_i}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^{T_i} f(\varepsilon_{it} | \mu_i) f(\mu_i) d\mu_i \quad (2.137)$$

Bu gösterimler, gözlemlerin bileşik olasılığı Eşitlik (2.134)'te yerine konulduğunda olabilirlik fonksiyonu yeniden yazılabilmektedir.

$$L_i = P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i} | X) = \int_{L_{iT_i}}^{U_{iT_i}} \dots \int_{L_{i1}}^{U_{i1}} \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^{T_i} f(\varepsilon_{it} | \mu_i) f(\mu_i) d\mu_i d\varepsilon_{i1} d\varepsilon_{i2} \dots d\varepsilon_{iT_i} \quad (2.138)$$

İntegrallerin sırası bağımsız olduğu için yerlerinin değiştirilmesi ile Eşitlik (2.138) yeniden düzenlenebilmektedir.

$$L_i = P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i} | X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\prod_{t=1}^{T_i} \left(\int_{L_{it}}^{U_{it}} f(\varepsilon_{it} | \mu_i) d\varepsilon_{it} \right) \right] f(\mu_i) d\mu_i \quad (2.139)$$

Eşitlik (2.139)'da yer alan birim etkiye koşullu olasılıklar, $x'_{it}\beta + \mu_i$ 'ye koşullu birim olasılıkları vermektedir. Böylece ikili nitel bağımlı değişkenli rassal etkiler modeli için olabilirlik fonksiyonu genel olarak Eşitlik (2.140)'ta verildiği gibi yazılabilmektedir (Greene, 2003, s. 691-692).

$$L_i = P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i} | X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\prod_{t=1}^{T_i} P(Y_{it} = y_{it} | x'_{it}\beta + \mu_i) \right] f(\mu_i) d\mu_i \quad (2.140)$$

Olabilirlik fonksiyonunun hesaplanabilmesi için denklemden yer alan integrallerin hesaplanması ve bunun için de birim etkinin dağılımının belirlenmesi gerekmektedir. Butler ve Moffitt (1982) çalışmalarında birim etkinin normal dağılımlı olduğunu varsaymışlar ve Gauss-Hermite kuadratik yaklaşımından yararlanarak integral için çözüm önermişlerdir. İntegralin çözümü için alternatif olarak, kuadratik yaklaşıma göre daha esnek bir yaklaşım olan MSL (maksimum simulated likelihood) yönteminden yararlanılmaktadır. MSL yaklaşımı, rassal etkiler modeli için birim etkinin herhangi bir

dağılımı için logaritmik olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonunu sağlamaktadır. Bu yöntemlerin yanında rassal etkiler probit modelinin tahmini için GMM ve simüle edilmiş logaritmik olabilirlik yöntemleri de kullanılmaktadır (Greene, 2003, s. 691-692; Contoyannis vd., 2004). Bunlara ek olarak, Nelder (1972) ve Lindley ve Smith(1972)'in çalışmalarında yer verdikleri gibi bayesyen yaklaşım ve rassal etkiler modelleri arasındaki güçlü bağlantıdan yola çıkılarak rassal etkiler modellerinin analizi için bayesyen yaklaşım oldukça tercih edilen bir yöntem olmuştur (Zeger ve Karim, 1991)

2.4.4. Panel Sıralı Probit ve Panel Sıralı Logit Modeller

Panel sıralı logit ve panel sıralı probit modellerin kurulumları genel olarak benzer olmasıyla birlikte hata teriminin dağılımından kaynaklı olarak bazı farklılıklar gözlenmektedir. Panel sıralı probit modeli kurulumu Eşitlik (2.141) ile gösterilmek üzere,

$$P(y_{it} > k \mid \tau, x_{it}, \mu_i) = \Phi(x_{it}\beta + \mu_i - \tau_k) \quad (2.141)$$

$i=1,2,...,n$ bireyleri, $t=1,2,...,n_i$ tercihlerin gerçekleştiği zamanı göstermektedir. Birim etki μ_i , $\mu_i \sim IIDN(0, \sigma_\mu^2)$ şeklinde dağılmakta ve $\Phi(\cdot)$, standart normal dağılım fonksiyonunu temsil etmektedir. Kümülatif logistik dağılım fonksiyonunun kullanıldığı durumda ise panel sıralı logit modeli ile çalışılmaktadır. Sıralı çoklu tepki modellerinde bağımlı değişkenin, gizli değişkenin belli eşik değer (τ_k) aralıklarında aldığı değerlere göre sınıflandırıldığı daha önce bahsedilmiştir. Burada eşik değer τ , k tane eşik değer kümesini temsil etmektedir. Buna göre y_{it} tepkisi için çıktı k'yı gözlemlemenin olasılığı Eşitlik (2.142) ile gösterilmektedir.

$$\begin{aligned} P(y_{it} > k \mid \tau, x_{it}, \mu_i) &= P(\tau_{k-1} < x_{it}\beta + \mu_i + \varepsilon_{it} \leq \tau_k) \\ &= P(\tau_{k-1} - x_{it}\beta - \mu_i < \varepsilon_{it} \leq \tau_k - x_{it}\beta - \mu_i) \\ &= P(\tau_{k-1} - x_{it}\beta - \mu_i) - P(\tau_k - x_{it}\beta - \mu_i) \end{aligned} \quad (2.142)$$

Rassal değişkenin iki değer arasında bulunma olasılığı, bu değerlerden türetilen kümülatif dağılımların farkına eşittir. Dağılım fonksiyonu $P(\cdot)$, sıralı probit model için

$\Phi(\cdot)$, sıralı logit model için ise $\Lambda(\cdot)$ ile gösterilmektedir. Rassal etkiler sıralı probit model için hatalar, birim etkiden bağımsız, sıfır ortalama ve bir varyans ile standart normal dağılırken, rassal etkiler sıralı logit model için ise hatalar birim etkiden bağımsız sıfır ortalama ve $\pi^2/3$ varyans ile logistik dağılmaktadır (StataCorp, 2013).

Rassal etkiler sıralı logit ve sıralı probit model tahmini için en çok olabilirlik yönteminden yararlanılmaktadır. Modelde bağımlı değişkenin aldığı değerlerin olasılığını belirlemek amacıyla koşullu dağılım kullanılmaktadır.

$$I_k(y_{it}) = \begin{cases} 1 & y_{it} = k \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad \text{olmak üzere,}$$

$$f(y_{it}, k, x_{it}\beta + \mu_i) = \prod_{k=1}^K p_{itk}^{I_k(y_{it})} = \exp \sum_{k=1}^K \{I_k(y_{it}) \log(p_{itk})\} \quad (2.143)$$

yazılmaktadır ve $i = 1, 2, \dots, M$ için $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{in_i})'$ 'nin koşullu dağılımı Eşitlik (2.144) gibi gösterilmektedir.

$$\prod_{t=1}^{n_i} f(y_{it}, k, x_{it}\beta + \mu_i) \quad (2.144)$$

Son olarak panel düzeyinde olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (2.145) ve Eşitlik(2.146) ile gösterilmektedir.

$$l_i(\beta, k, \sigma_\mu^2) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-\mu_i^2/2\sigma_\mu^2}}{\sqrt{2\pi}\sigma_\mu} \left\{ \prod_{t=1}^{n_i} f(y_{it}, k, x_{it}\beta + \mu_i) \right\} d\mu_i \quad (2.145)$$

$$\equiv \int_{-\infty}^{\infty} g(y_{it}, k, x_{it}\beta + \mu_i) d\mu_i \quad (2.146)$$

Olabilirlik fonksiyonunun hesaplanmasında integrallerin yakınsamasının sağlanması amacıyla integralin çözümü için M-point Gauss-Hermite kuadratik yaklaşımı, ortalama ve varyans uyarlamalı Gauss-Hermite yaklaşımı ya da uyarlamasız

Gauss-Hermite yaklaşımından yararlanılmaktadır (Skrondal ve Rabe-Hesketh, 2004, s.326-330; StataCorp, 2013).

2.4.5. Panel Multinomial Probit Model

Belli zaman periyodu boyunca aynı birimlerin (bireyler, haneler, firmalar, ülkeler vb.) tekrarlı ölçümlerinden oluşan panel veri setlerinin yer aldığı çalışmalarda, bağımlı değişkenin ikiden fazla, kesikli ve herhangi bir sıra içermediği durumda çoklu periyotlu Multinomial Probit (multinomial multiperiod probit model, MMNP) modellerinden yararlanılabilmektedir. MNP modeli fayda maksimizasyonu teorisine dayanmak üzere i-nci bireyin t zamanında j alternatifini seçmesinin fayda fonksiyonu,

$$U_{ijt} = X'_{ijt} \beta_j + \varepsilon_{ijt} \quad (j=1,2,\dots,J \quad t=1,2,\dots,T) \quad (2.147)$$

şeklinde yazılmaktadır. Burada X_{ijt} açıklayıcı değişkenlerin matrisi, β_j katsayılar vektörü olmak üzere hata terimi $\varepsilon_{ijt} \sim IIDN(0, \Sigma)$ şeklinde gösterilmektedir. Kesikli tercih modellerinde faydanın değeri ölçülemediği için alternatiflerin sağladığı faydalar arasındaki fark hesaplanarak, diğer alternatife göreli olarak seçilen alternatifin faydası belirlenebilmektedir. Ancak MNP model tahminlerin yapılması için gerekli bir aşama hata teriminin varyansının ilk köşegen elemanının ($\sigma_{11}=1$) bire eşit olmasıdır. Bu amaçla model hata terimleri ile normalleştirilmektedir. Son olarak model, Eşitlik (2.148)-Eşitlik (2.150) ile gösterilmektedir.

$$U_{ijt}^* = (U_{ijt} - U_{i1t})(\sigma_{11} + \sigma_{JJ} - 2\sigma_{1J})^{-1/2} \quad (2.148)$$

$$= [(X'_{ijt} \beta_j - X'_{i1t} \beta_1) + (\varepsilon_{ijt} - \varepsilon_{i1t})] (\sigma_{11} + \sigma_{JJ} - 2\sigma_{1J})^{-1/2} \quad (2.149)$$

$$= X_{ijt}^{*'} \beta_j^* + \varepsilon_{ijt}^* \quad (i=1,2,\dots,N) \quad (t=1,2,\dots,T) \quad (2.150)$$

Hata terimlerinin $\varepsilon_i^* \sim IIDN(0, \Sigma^*)$ ile dağıldığı ve $U_{i1t}^* = 0$ ve $\varepsilon_{i1t}^* = 0$ olduğu varsayılmaktadır. Dönüştürülmüş modelden yola çıkılarak i-nci bireyin t zamanında j alternatifi seçtiği durumda fayda fonksiyonu Eşitlik (2.151) gibi yazılmaktadır.

$$P(U_{ijt}^* > U_{ikt}^*) = (\varepsilon_{ijt}^* - \varepsilon_{ikt}^* > X_{ikt}^{*'} \beta_k^* - X_{ijt}^{*'} \beta_j^*) \quad k \neq j (j = 1, 2, \dots, J-1) \quad (2.151)$$

Hata terimi ε_{ijt}^* 'nin ardışık olarak bağımsız olması nedeniyle J-1 seçimin faydasının hesaplanması için her bir T boyutlu J-1 integrallerin yani $T \times (J-1)$ integralin çözülmesi gerekmektedir. MMNP modellerde alternatiflerin sayısı arttıkça integralleri hesaplanmasında yaşanan problemlerden kaçınmak için literatürde farklı simülasyon yöntemleri kullanılmıştır. Simülasyon yöntemleri içinde en klasik olanı Monte-Carlo simülasyon tekniğidir (Geweke, Keane ve Runkle, 1997).

MMNP modelin tahmini için GHK (Geweke-Hajivassiliou-Keane) simülasyon yönteminin dayanan SML (simulated maximum likelihood) ve yine GHK simülasyon yöntemine dayanan MSM (method of simulated moment) yöntemlerinden de yararlanılmaktadır (Geweke, Keane ve Runkle, 1997).

MMNP modelin tahmini için Rossi ve Allenby (1993) ise gibbs örnekleme (Gelfand ve Smith, 1990) ve veri genişletme algoritması (Tanner ve Wong, 1987) kullanılarak bayesyen yaklaşım uygulamışlardır. Benzer şekilde, Geweke, Keane ve Runkle (1997), çok periyotlu multinomial probit modelinin analizlerini gibbs örnekleme yaklaşımını ile sağlamışlardır.

2.4.6. Panel Multinomial Logit Model

Panel veriden yararlanılarak herhangi bir bireyin t-nci zamanda j-nci alternatifi seçmesi Y_{ijt} , bireylere ait bilgileri içeren açıklayıcı değişken matrisi X_{ijt} ve j-nci alternatifin seçilmesine özgü sabit terim ise α_j olmak üzere doğrusal regresyon modeli Eşitlik (2.152) ile gösterilmektedir.

$$Y_{ijt} = \alpha_j + X_{ijt} \beta + \varepsilon_{ijt} \quad (2.152)$$

Hata terimi matrisi, ε_{ijt} Gumbel (type I extreme-value distribution) dağılımına göre birbirinden bağımsız aynı dağılımlı ve hata terimleri arasındaki fark logistik dağılımlı ise bu model McFadden(1973) modeli olarak da bilinen çok periyotlu MNL modeli göstermektedir. MNL modele göre t zamanında i-nci bireyin j-nci alternatifi seçmesinin olasılığı Eşitlik (2.153) ile gösterilmektedir (Sarma ve Simpson, 2007)

$$P_{ijt} = P(y_{it} = j) = \frac{\exp(\alpha_j + x'_{ijt}\beta)}{\sum_{j=1}^J \exp(\alpha_j + x'_{ijt}\beta)} \quad (2.153)$$

Multinomial logit modelde hataların bağımsızlığı varsayımı, panel veri ile çalışıldığında hataların zamanla bağımsız olması varsayımını da gerektirmektedir. Buna göre gözlenemeyen faktörlerin aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri üzerinde bağımsız olduğu varsayımı geçerli olmaktadır (Train, 2003, s.56). Ancak bu kısıt, bireylerin şimdiki tercihlerinin geçmişteki tercihlerinden etkilenmesi gibi durumlarda çok gerçekçi olmamaktadır³. Bu kısıtı genişletmek yani aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri arasındaki korelasyonlu hataları dikkate almak için seçimler arasında rassal olarak değişen bazı parametrelerin varlığı gerekmektedir. Bu fikir, aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri için tercih olasılıklarının aynı rassal etkiyi paylaştıkları rassal etkiler MNL modelini ortaya çıkarmaktadır (Train, 2003, s.55; Sarma ve Simpson, 2007). Buna göre Rassal etkiler MNL model aşağıdaki gibi yazılmaktadır.

$$Y_{ijt} = \alpha_j + x'_{ijt}\beta + z'_{ijt}u_i + \varepsilon_{ijt} \quad (2.154)$$

Burada u_i , model içerisinde bireylere özgü gözlenemeyen birim heterojenliği gösterirken, z_{ijt} , bilinen açıklayıcı değişkenler vektörüdür. Böylece, aynı birimlerin tekrarlı gözlemlerinin olasılıklarının aynı gözlenemeyen rassal etkiyi içerdiği rassal etkiler MNL model Eşitlik (2.155) ile ifade edilmektedir (Chen ve Kuo, 2001; Sarma ve Simpson, 2007).

$$P_{ijt}(Y_{ijt} = j | u_i) = \frac{\exp(\alpha_j + x'_{ijt}\beta + z'_{ijt}u_i)}{\sum_{j=1}^J \exp(\alpha_j + x'_{ijt}\beta + z'_{ijt}u_i)} \quad (2.155)$$

$z_{ijt} = 1$ olduğu durumda rassal etkiler MNL modelde, aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri üzerinde aynı gözlenemeyen faktörlerin etkisi yalnızca sabit terim ile modellenmektedir. Bunun yanında, aynı bireylerin tekrarlı gözlemleri arasındaki korelasyonlu hataları dikkate almak için eğim katsayısının değiştiği ($z_{ijt} = x_{ijt}$) ve hem

³ Bu çalışmada bireylerin yoksulluk durumları geçmişteki yoksulluk durumlarının etkisi altındadır.

sabit hem de eğim katsayısının değiştiği ($z_{ij} = (1, x'_{ij})'$) modeller de kullanılabilmektedir (Chen ve Kuo, 2001). Bu modeller literatürde rassal parametreler logit modeli ya da karma logit modeli olarak bilinmektedir (Sarma ve Simpson, 2007; Train, 2003, s.56). Daha önce de bahsedildiği gibi rassal etkilerin yer aldığı bağımlı değişkeni nitel modeller genelleştirilmiş doğrusal karma modeller (GLMM) olarak da bilinmektedir (McCulloch ve Searle, 2001, s.2).

GLMM'lerde en çok olabilirlik tahminlerinin sağlanması için tepkinin marjinal dağılımının hesaplanması gerekmektedir. Ancak bu dağılımın kapalı formda çözümü olmadığı için rassal etkilere göre integrallerin alınabilmesi amacıyla sayısal tümleştirme yöntemlerinden (numerical integration), uyarlamalı gaussian kuadratik (adaptive gaussian quadrature, AGQ), uyarlamalı gauss–hermite kuadratik, gauss–hermite kuadratik, uyarlamalı kuadratik ve bayesyen uyarlamalı kuadratik yaklaşımları ya da Laplace yaklaşıklığı, Taylor serileri yaklaşıklığı gibi yaklaştırma yöntemlerinden yararlanılmaktadır (bkz. Hartzel, Agresti ve Caffo, 2001; Haan ve Uhlenborff, 2006).

Rassal etkiler MNL modelin tahmininde marjinal olabilirlik hesaplamasında integrallerin çözülmesinde yaşanan sayısal problemlere çözüm olarak simülasyon tabanlı MSL yaklaşımı ve bayesyen yaklaşım da önerilmiştir. En çok olabilirlik yönteminde integrallerin çözümü için yararlanılan MSL yaklaşımının, veri setinde yer alan bireylerin sayısının çok olması durumunda oldukça fazla hesaplama süresi gerektirmesi, hesaplama kolaylığı ve zaman açısından oldukça avantaj sağlayan bayesyen yaklaşıma olan ilgiyi arttırmıştır (Haynes, vd., 2008).

BÖLÜM III

YOKSULLUK

Yoksulluk ekonomik, sosyal ve politik boyutları olan karmaşık yapısı nedeniyle tanımlanması güç bir kavramdır ve bu nedenle çeşitli yoksulluk tanımları bulunmaktadır. Dünya bankası (2016), yoksulluğu hanehalkları ya da bireylerin ihtiyaçlarını karşılamak için yeterli kaynaklar ya da yeteneklere sahip olmaması olarak tanımlamıştır (The World Bank, 2016). Benzer şekilde TÜİK (2016), yoksulluğu insanların temel ihtiyaçlarının karşılayamama durumu olarak tanımlamıştır. Bunun yanında TÜİK (2016), dar anlamda yoksulluğu açlıktan ölme ve barınacak yer sahibi olmama olarak tanımlarken geniş anlamda gıda, giyim ve barınma gibi imkânların bireylerin yaşamlarının sürdürmeleri için yeterli düzeyde olması ancak toplumun genel düzeyinin gerisinde kalması olarak yoksulluğu tanımlamıştır. Yoksulluk kavramı çok boyutlu bir yapıya sahip olmasına rağmen yoksulluk üzerinde genel olarak ekonomik etmenler söz konusu olmaktadır. Bu nedenle literatürde yoksulluk ölçümleri genellikle gelire dayalı olarak ölçülmekte ve bu şekilde gelir yoksulluğundan söz edilmektedir. Bu çalışmada da yoksulluk hesaplamaları hanelerin geliri baz alınarak ele alınacaktır.

Yoksulluk sorunu son yıllara kadar büyük ölçüde gelişmekte olan ülkelerde gözlenirken günümüzde gelişmiş ülkelerin de en önemli problemleri arasında yer almaktadır. Özellikle, dünya üzerinde var olan savaşlar, göçler, ekonomik etmenler yoksulluğun bazı bölgelerde artmasına bunun yanında belirli toplumsal kesimlerde kronik hale gelmesine neden olmaktadır. Yoksulluğun azaltılması amacıyla uygulanacak politikaların etkin olarak sürdürülebilmesi için yoksulluk derecesinin belirlenmesi önem arz etmektedir. Bu amaçla yoksulluk çalışmalarında, kimlerin yoksul olduğunun belirlenmesi ilk aşamayı oluşturmaktadır. Yoksul sınıfına kimlerin girdiğinin belirlenmesi için kullanılan yoksulluk sınırının hesaplanması amacıyla mutlak yoksulluk ve göreceli yoksulluk yaklaşımlarından yararlanılmaktadır. Dünya Bankası (2016), göreceli yoksulluğun bir ülkenin gelir ya da tüketim dağılımı ile ilişkili olduğunu ve göreceli yoksulluk çizgisinin, ülkenin gelirinin ya da tüketiminin %50'si olarak ele alınabileceğini belirtmiştir. Ancak bu oran öznel olarak da belirlenebilmektedir. Öyle ki TÜİK tarafından, Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması aracılığıyla Avrupa ülkeleri ile karşılaştırmak amacıyla eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert medyan gelirinin, %40, %50, %60 ve %70 sınırına göre göreceli yoksulluk oranları

elde edilmektedir. Böylece göreceli yoksulluk, kişinin toplumun genel refah düzeyinin altında kalması olarak tanımlanmış olmaktadır.

Mutlak yoksulluk yaklaşımında ise sınırlı bir dönem için geliri veya harcamaları önceden saptanmış belirli bir miktarın altında olanlar yoksul sayılmaktadır (Önder ve Şenses, 2006). Diğer bir deyişle, mutlak yoksulluk sınırı, kişi başına tüketilen kalori miktarına bağlı olup hane ya da kişilerin yaşamlarını devam ettirebilmeleri için ihtiyaç duydukları asgari gelir ve harcama düzeyine göre hesaplanmaktadır. Bu yöntemin kullanılmasında tüm nüfus için aynı kalori miktarının kullanılması önemli bir kısıt oluşturmaktadır (Doğan, 2014).

Yoksulluk çalışmalarında, yoksulluk sınırının belirlenmesinden sonra belirli bölgedeki ya da ülkedeki toplam yoksulluğun hesaplanması yoksulluğun boyutu hakkında bilgi sağlanması açısından oldukça yararlı olmaktadır. Toplam yoksulluğun ölçümünde farklı yöntemler uygulanmakta olup bu yöntemler arasında yaygın kullanılanlar, yoksulluk oranı (kafa sayım oranı), yoksulluk açığı oranı, yoksulluk açığının karesi oranı ve Foster, Greer ve Thobbecke (2010, FGT) Endeksidir.

Yoksulluk oranı, eşdeğer hanehalkı kullanılabilir geliri yoksulluk sınırının altında olanların toplam nüfus içindeki oranı olarak tanımlanmaktadır.⁴ Bu oran, basit ve kolay anlaşılır olması nedeniyle sıklıkla tercih edilmesine rağmen yoksulluğun şiddeti ve yoksullar arasındaki gelir farklılıklarını açıklamakta yetersiz kalmaktadır. Bu eksikliği dikkate alan yoksulluk açığı oranı, yoksulların eş değer fert başına medyan gelirlerinin, yoksulluk sınırına uzaklıklarının ortalamasının yoksulluk sınırına oranı ile hesaplanmaktadır. Buna göre yoksulluk açığı, toplumdaki ortalama yoksulluk açığının, yoksulluk çizgisine oranına eşit olmaktadır. Yoksulluk açığının 100'e yaklaşması, yoksulluğun derecesinin yüksek olduğunu, sıfıra yaklaşması ise yoksulluk riskinin düşük olduğunu ifade etmektedir (TÜİK, Gelir ve Yaşam Koşulları İstatistikleri, 2016). Yoksulluk açığının yoksulluk sınırına oranının karesinin alınmasıyla elde edilen yoksulluk açığının karesi oranı ise yoksulluk sınırı ile geliri arasında çok fark olan bireylere hesaplamada daha fazla ağırlık vermektedir. Böylece yoksulluğun şiddetini göstermekte ve hem yoksulların gelirinin yoksulluk sınırına uzaklığını hem de yoksullar arasındaki eşitsizliği dikkate almaktadır (Doğan, 2014, s. 15).

⁴ http://www.tuik.gov.tr/PreTablo.do?alt_id=1011, (Erişim:21.10.2016).

Toplam yoksulluğunun ölçümünde kullanılan bir diğer yöntem, Foster, Greer ve Thorbecke (FGT) Endeksi yoksulluk ölçüm yöntemleri içerisinde en kapsamlı yöntemlerden biridir. FGT Endeksi aşağıdaki denklem ile gösterilmek üzere,

$$P_{\alpha} = \frac{\sum_{i=1}^{N_y} ((z - y_i) / z)^{\alpha}}{N} \quad (3.1)$$

P_{α} , ortalama yoksulluk düzeyini, z yoksulluk sınırını, y_i i-inci bireyi gelirini, N_y geliri yoksulluk sınırının altında kalan nüfusu, N toplam nüfusu, α ise yoksulluk düzey parametresini göstermektedir. P_{α} , $\alpha = 0$ ise yoksulluk oranına, $\alpha = 1$ ise yoksulluk açığı oranına ve $\alpha = 2$ ise yoksulluk açığının karesi oranına dönüşmektedir (Foster, Geer, Thorbecke, 2010). FGT endeksi, toplam yoksulluğun değişik alt gruplara ayrılabilmesini ve bunlara ilişkin yoksulluk oranlarının ayrı ayrı hesaplanmasını sağlamaktadır. Böylece yoksulluğun derinliği ve değişik alt gruplar arası göreceli yoksulluğun ölçümü sağlanabilmektedir (Şenses, 2013, s. 67).

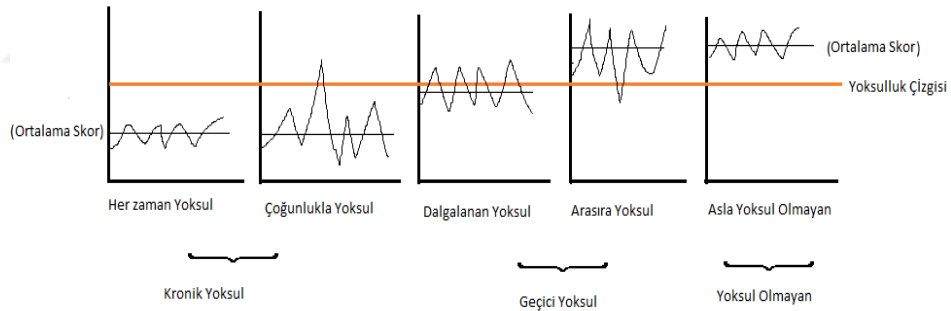
Yoksulluğun boyutunun belirlenmesinin yanında, yoksulluğun zaman içindeki değişiminin belirlenmesi de oldukça önemlidir. Son yirmi yılda panel veri bilgisinin sağlanması ile hanehalkı yoksulluğunun dinamik yapısının izlenmesi ve analizinin sağlanması mümkün olmaktadır. Türkiye’de yoksulluk literatüründe, TÜİK tarafından 2002 yılından itibaren her yıl düzenli olarak derlenen yatay-kesit Hanehalkı Bütçe Anketleri(HBA)’nden veri sağlanarak yoksulluğun statik yapısı ele alınmıştır. 2006 yılından itibaren ise TÜİK tarafından Avrupa Birliği’ne uyum çerçevesinde panel anket yönteminin kullanıldığı Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) uygulanmaya başlanmıştır. GYKA’nda gelir dağılımının yanında, yaşam koşulları, sosyal dışlama ve göreceli gelir yoksulluğu konularında panel niteliğinde veri sağlanması Türkiye’de yoksulluğun dinamik boyutunun ele alınması açısından oldukça faydalı olmuştur.

Yoksulluğun dinamik yapısı, ilgili kavramlar ve literatürdeki yeri daha ayrıntılı olarak alt başlıkta ele alınacaktır.

3.1. Yoksulluğun Dinamik Yapısı

Geçmişte panel verinin eksikliğinden ötürü yoksulluk çalışmalarında temel olarak yoksulluğun statik yaklaşımı ele alınmaktaydı. Bu nedenle zamanın bir noktasında çeşitli ülkelerdeki yoksulluk karşılaştırmaları ve zamanla birlikte yoksulluğun nasıl değiştiğinin analizi sağlanabiliyordu. Ancak panel verinin toplanması ve kullanılmasındaki artış ile birlikte yoksulluğun dinamik yönleri incelenmeye başlanmıştır. Öyle ki, aynı hanehalklarının izlenmesi ile daima yoksul olan hanehalkları ve yoksulluğa giriş-çıkış yapan hanehalkları gözlemlenebilmektedir.

Bireylerin yoksulluk durumlarının zaman içerisinde değişiklik göstermesi ya da göstermemesi olarak karşımıza çıkan yoksulluğun dinamik yapısı, Kronik Yoksulluk Araştırma Merkezi(The Chronic Poverty Research Center, 2005) tarafından şekil yardımıyla gösterilmiştir. Şekil 1'e göre kişilerin durumlarında meydana gelen dalgalanmalar sonucu "kronik yoksul", "geçici yoksul" ve "yoksul olmayan" olmak üzere üç temel değerlendirme ortaya çıkmaktadır (The Chronic Poverty Report 2005, s. 5).



Şekil 1. Yoksulluğun zaman içerisindeki değerlendirilmesi

Kaynak: The Chronic Poverty Report 2004-2005, s.5

Şekil1'de görüldüğü gibi kronik olarak yoksul olanlar; yoksulluk skorları her dönemde tanımlanmış yoksulluk çizgisinin altında olan sürekli yoksullar ve tüm dönemlerin ortalama yoksulluk skoru yoksulluk çizgisinin altında ancak her dönem yoksul olmayan çoğunlukla yoksul olanlardan oluşmaktadır. Geçici yoksullar ise bazı dönemlerde yoksul olup bazı dönemlerde yoksul olmayan ve ortalama yoksulluk skoru yoksulluk çizgisi etrafında dalgalanan yoksullar ve ortalama yoksulluk skoru, yoksulluk çizgisinin üzerinde olmasına rağmen en az bir dönemde yoksul olan ara sıra yoksul kimselerden oluşmaktadır. Yoksul olmayanlar ise yoksulluk skoru tüm dönemlerde

yoksulluk çizgisinin üzerinde olanlardan oluşmaktadır (The Chronic Poverty Report 2005, s. 5).

Jalan ve Ravallion (1998) geçici yoksulluğu, hanelerin zaman içindeki tüketim ya da gelirindeki değişikliklerle birlikte ortaya çıkan yoksulluk olarak tanımlarken, zaman içinde ortalama tüketimdeki sürekli yoksulluğu kronik yoksulluk olarak tanımlamaktadırlar. Kronik yoksulluk ve geçici yoksulluk ayrımı için benzer bir tanımlamayı ise Osmani(2007), “bir insanın geliri bazen yoksulluk sınırının üstüne çıkıyor, bazen de altına iniyorsa geçici yoksul olarak kabul edilmektedir, geliri her zaman yoksulluk sınırının altında kalanlar ise kronik yoksul olarak tanımlanmaktadır”, şeklinde yapmıştır.

Genel olarak literatürde, kronik ve geçici yoksulluğun ölçülmesi ve tanımlanması için iki yaklaşımdan yararlanılmaktadır. Bu yaklaşımlardan biri kronik yoksulluğun ölçülmesi ile başlayan tamamlayıcı (component) diğer bir deyişle sürekli gelir yaklaşımı, bir diğeri ise dönem (spells) yaklaşımıdır. Rodgers ve Rodgers (1993) tarafından literatüre giren sürekli gelir yaklaşımında, $\bar{y}_i$, analiz edilen süre boyunca i-nci hanenin ortalama geliri olmak üzere hanenin ortalama geliri yoksulluk çizgisinin altında ise kronik yoksul olarak sınıflandırılmaktadır. Eğer hanehalkının ortalama geliri yoksulluk doğrusunun üstünde ancak ele alınan zaman içinde en az bir kere yıllık geliri yoksulluk doğrusunun altına düşüyorsa geçici yoksul olarak tanımlanmaktadır. Asla yoksul olmayan haneler ise yıllık gelirleri daima yoksulluk çizgisinin üstünde olanlardır (McCulloch ve Baulch, 1999; Israeli ve Weber, 2014). Literatürde sürekli gelir yaklaşımlarının hesaplanmasında farklılıklar gözlenmektedir. Jalan ve Ravallion (1998), Cruces ve Wodon(2003), Haddad ve Ahmed(2003), Duclos vd. (2010) çalışmalarında sürekli gelir için hanehalklarının zaman içindeki ortalama gelirini ele almışlardır. Gaiha ve Deolalikar (1993), Jalan ve Ravallion (2000) çalışmalarında ise hanehalkı özellikleri üzerinden tahmin edilen gelirin kullanıldığı regresyon modelini kullanarak sürekli geliri elde etmişlerdir.

Bane ve Ellwood (1986) tarafından yoksulluk literatürüne eklenen dönem yaklaşımında ise analiz edilen sürenin yarısı ya da daha fazla sürece geliri yoksulluk doğrusunun altında kalan haneler kronik yoksul, analiz edilen sürenin yarısından daha az sürede geliri yoksulluk doğrusunun altında kalan haneler ise geçici yoksul haneler olarak tanımlanmaktadır. Geliri hiçbir zaman yoksulluk çizgisinin altına düşmeyen

haneler ise yoksul olmayan haneler olarak sınıflandırılmaktadır (Yaqub, 2000; Israeli ve Weber, 2014).

Dönem yaklaşımında, kullanılan panel verinin dönem uzunluğuna göre kronik yoksulluğun belirlenmesinde belirlenen süre öznel olabilmektedir. Baulch ve Hoddinott(2000), iki yıllık panel veri çalışmalarında iki dönem yoksul olanları kronik yoksul olarak tanımlarken, Jalan ve Ravallion (2000), üç dönemlik panel veri çalışmalarında iki ve üç dönem yoksul olanları kronik yoksul olarak tanımlamıştır. Başka bir tanımlamaya göre ise hanehalkının geliri ya da tüketim düzeyi veri döneminin her bir yılında ya da hanehalkının geliri ya da tüketim düzeyi zamanın bazı yüzdelikleri süresince (%30, %50 ya da %70) yoksulluk doğrusunun altında ise kronik yoksul olarak tanımlanabilmektedir (Israeli ve Weber, 2014). Yani bir insanın kronik yoksul olarak kabul edilmesi için ne kadar süre yoksul kalması gerektiği sorusunun kesin bir cevabı bulunmamaktadır.

Bane ve Ellwood(1986)'un dönem yaklaşımı, geçici yoksulluğu kronik yoksulluktan ayırmak ve yoksulluğun geçici olduğu sürenin belirlenmesi açısından da bir temel sağlamaktadır. Geçici yoksulluk tanımlarına göre geçici yoksul hanelerin kimi zaman yoksulluğa düştükleri kimi zaman da yoksulluğa girdikleri söylenebilmektedir. Bu durum, yoksulluğun azaltılması konusundaki politikaların yanında risk altındaki bireylerin/hanelerin de gözden kaçırılmaması gerektiğini vurgulamaktadır. Daha makro temelde düşünülecek olursa, ekonomik büyüme akımlarının belirli bölgeleri, toplulukları, haneleri ve bireyleri etkilemeden geçtiği yolları belirlemek gerekmektedir.

Kronik yoksul olanlar ve geçici olarak yoksul olanların belirlenmesi ile yoksulluğa etki eden faktörlerin belirlenmesi yoksulluğun azaltılması konusunda daha etkili politikaların belirlenmesine katkı sağlayabilmektedir. Buna ilişkin olarak panel veri ile yoksulluk çalışmaları genel olarak, yoksulluk dönemlerinin uzunluğunun belirlenmesi, yoksulluk dönemlerinin tekrarlanması- yoksulluktan çıkma ve yoksulluğa düşme durumları ve yoksulluk geçişlerinin belirleyicileri üzerine olmaktadır (Polin ve Raitano, 2014). Bane ve Ellwood(1986)'un çalışması hem dönem yaklaşımının sağladığı fayda hem de yoksulluğa giriş-çıkışın belirleyicilerinin etkilerini ortaya çıkarması açısından öncü bir çalışma olmaktadır. Stevens (1994) çalışması da Bane ve Ellwood(1986)'un çalışmasındaki analizleri geliştirmesi açısından oldukça önemli olmaktadır. Panel verinin kullanılması ile yoksulluk geçişlerini inceleyen çalışmalar yoksulluğun azaltılması yanında, yoksulluk riskinin ortadan kaldırılması için önemli katkılar sağlamaktadırlar (bkz. Baulch, Hoddinott, 2000; Devicienti, 2002; Layte,

Whelan, 2003; Valletta, 2004; Woolard, Klasen, 2005; Krishna, 2006; Andriopoulou, Tsakloglou, 2011; Dartanto, Nurkholis, 2013; Walelign, vd., 2016). Bunun yanında, yoksulluğu kronik yoksulluk, geçici yoksulluk olarak ayırıştırarak ele alan çalışmalar da yoksulluk literatüründe oldukça yer almıştır (bkz. Ravallion, 1988; Rodgers, Rodgers, 1993; Ravallion, Walle ve Gautam, 1995; Jalan, Ravallion, 1998; McCulloch, Baulch, 2000, 2011; Muller, 2003; Haddad, Ahmet, 2002; 2003; Cruces, Wodon, 2003; Alisjahbana, Yusuf, 2003; Hasegawa, Ueda, 2007).

Türkiye’de yoksulluk geçişlerini ilk olarak inceleyen Şeker (2011), çalışmasında 2006-2007 yılları GYKA verileri ile hanelerin iki yıllık yoksulluğa giriş-çıkış geçişlerini incelemiştir. Şeker (2011) çalışmasını daha sonra, Acar ve Başlevant (2014), Şeker ve Dayıoğlu (2014), Gürsel ve Acar (2015), Dalgıç, İyidoğan ve Güven (2015)’in çalışmaları takip etmiştir.

3.2. Yoksulluğun Nedenleri ve Çözüm Yolları

Yoksulluk tüm dünyada yaşanan bir problem olmasına rağmen, özellikle gelişmekte olan ülkelerde kronik yoksulluğun daha fazla olması kronik yoksulluğun nedenlerinin ve alınacak önlemlerin belirlenmesi açısından bir izlenim vermektedir. 2005 yılında 300 ve 420 milyon arasında değişirken, 2015 yılında 900 milyona ulaşan kronik yoksul nüfusunun büyük bir bölümü (190 milyondan 135 milyonu) Güney Asya’da yaşamaktadır. Bununla birlikte Sahra altı Afrika ülkeleri (120 milyon insandan 90 milyonu) ve Doğu Asya ülkelerinden özellikle Çin (85 milyondan 55 milyonu) kronik yoksul nüfusun en fazla olduğu ülkeler arasındadır (Chronic Poverty Report, 2005).

Kronik yoksulluğun bu kadar yoğun yaşandığı gelişmekte olan ülkelerin yanında Headey vd.(1994), yaptığı çalışmaya göre ABD’de yoksulluğa düşenlerin genellikle kısa süreli yoksul kaldıklarının ve yoksulluğa düşenlerin %66’sının üç yıl içinde, %45’inin ise bir yıl içinde yoksulluktan kurtulduğunu belirtmektedir. Bunun yanında Mead (1994), çalışmasında ABD’de insanların %25’inin on yıllık bir süre içinde bir dönem yoksul olduklarını ancak yoksulluğa yol açan nedenlerin ortadan kalkması (yeniden evlenme iş bulma, vd.) sonucu yoksulluktan kurtulabildiklerine değinmiştir (Şenses, 2009, s. 138-139).

Yoksulluk dünya genelinde yaşanan bir problem olmasına rağmen gelişmiş ülkelerde bu etkinin daha çok geçici gelişmekte olan ülkelere ise daha uzun süreli ve

şiddetli olarak hissedilmesi yoksulluğun nedenlerinin geçici ve kronik yoksulluk kavramları altında ayrıştırılmasını gerektirmektedir.

Kısa süreli veya dönemsel yoksulluk olarak da adlandırılan geçici yoksulluk kişilerin yaşam standartlarında ve refah düzeylerinde dönemsel olarak meydana gelen dalgalanmalar sonucunda ortaya çıkmaktadır. Finansal krizler, doğal afetler, mevsimlik ve geçici işsizlik durumları, yüksek enflasyon ve dışsal şoklar gibi 27 faktörden kaynaklanan geçici yoksulluk kriz dönemlerinde daha belirgin bir biçimde hissedilmekte ve dönemsel olarak ortalama gelir seviyesinin üzerindeki kişileri bile etkileyebilmektedir (Kaya, 2011, s. 40).

2005 yılında yayınlanan kronik yoksulluk raporuna göre kronik yoksul olarak tanımlanan bireyler çok uzun süre hatta hayatları boyunca yoksulluk içinde yaşamaktadırlar. Dolayısıyla kronik yoksul bireylerin birçoğu yoksul doğup yoksul olarak ölmekte ve genellikle yoksulluklarını çocuklarına aktarmaktadırlar (The Chronic Poverty Report, 2005, s. 5). Dahası kronik yoksullar için yoksulluk, sadece düşük gelir sahibi olmak değil aynı zamanda açlık, kötü beslenme düzeyi, sağlıklı içme suyuna erişememe, eğitim ve sağlık hizmetlerine eşirimden yoksul olma, ayrımcılık ve istismar anlamına da gelmektedir. Bu durumda kronik yoksulluk temel insani gereksinimlerden yoksun olma anlamına da gelmektedir (Temiz, 2008; Chronic Poverty Report, 2005, s.4).

Kronik yoksulluğun nedenlerinin belirlenmesi ise oldukça karmaşık bir konudur. Kronik yoksulluk aniden ortaya çıkan bir problem olmadığı için insanların yoksul olmasının ve yoksullukta kalma süreçlerinin sosyal, ekonomik ve politik nedenlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Yoksulluğun belirleyicileri üzerine birçok çalışma yapılmasına rağmen kronik yoksulluğun nedenleri hakkında bilgiler oldukça kısıtlıdır. Bazı durumlarda kronik yoksulluğun nedenleri ile yoksulluğun nedenleri benzer olmasıyla birlikte bu etmenler kronik yoksullukta daha uzun süre ve şiddetli olarak kendini göstermektedir.

Geçici ve kronik yoksulluğun farklı nedenlerinin olması farklı tedbirlerin alınmasını gerektirmektedir. Örneğin, sigorta uygulamaları ve tüketimi yumuşatan önlemler geçici yoksulluğu azaltabilir. Ancak, kronik yoksulluğu azaltmak için önemli beşeri ve sağlık sermayesi yatırımları ve varlıkların yeniden dağıtımı (toprak vb.) gerekmektedir (McCulloch, Calandrino, 2003). Yani, geçici yoksulluğun azaltılması için önerilen politikalar daha çok gelirdeki dalgalanmaların düzgünleştirilmesi yani gelirin zaman içinde eşit olarak dağılması ile sağlanması yönündedir. Bunun için

önerilen hükümet müdahalesi tüketim için mikro krediler, mevsimsel kamu çalışmaları, ekin garantisi vb. olabilir. Bu tür zamanla birlikte gelirdeki dalgalanmaları düzenleyen politikalar“ düzeltme (smoothing) politikası” olarak isimlendirilmiştir. Kronik yoksulluğu azaltmak için uzun dönemde hanehalkı gelirlerinde büyük ve devamlı bir artış ile sağlanmalıdır. Hanehalkının ortalama gelirlerinin yükseltilmesini amaçlayan bu tür politikalar ise “büyümeyi teşvikleyen politikalar” olarak isimlendirilmektedir. Toprak reformu, eğitime ve sağlığa yapılan yatırımlar, hızlı kırsal kalkınma için yatırımlar kronik yoksulluğu azaltan politikalar arasında sayılabilir (McCulloch, Baulch, 1999).

Geçici ve kronik yoksulluğun büyüklüklerinin politika uygulayıcılar tarafından öğrenilmesi, iki tür yoksulluğa karşı uygulanacak politikaların hedeflenmesi, geliştirilmesi ve uygulanması açısından oldukça önemlidir. Bu nedenle yoksulluk çalışmaları son dönemde yoksulluğun ölçülmesinden ziyade yoksulluğun geçici veya kronik yoksulluk olarak ölçülmesinde kullanılan yöntemlerin geliştirilmesi ve yoksulluğun bu şekilde ayrıştırılması üzerine yoğunlaşmıştır.

BÖLÜM IV

LİTERATÜR İNCELEMESİ

4.1. Nitel Bağımlı Değişkenli Modellerin Bayesyen Analizine İlişkin Literatür

Nitel bağımlı değişkenli modellerin bayesyen analizi Lindley (1964)'in ikili ve çoklu nitel bağımlı değişkenli modellerin analizinde önsel dağılımdan yararlanmasının ardından oldukça dikkat çekmiş ve diğer araştırmacılar için teşvik edici olmuştur.

Zellner ve Rossi (1984), ikili nitel bağımlı değişkenli modellerin tahmini için bayesyen metotları genel bir açıdan ele aldıkları çalışmalarında tam sınırlı örneklem bayes, geniş örneklem bayes ve bayes olmayan tahmin sonuçlarını karşılaştırmışlardır. Model parametreleri için önsel dağılım olarak hem belirsiz tek biçimli dağılım hem de bilgi içeren önsel dağılımların bir sınıfı alınarak her iki durum için yaklaşık sonsal dağılımlar hesaplamışlardır. Küçük örneklem için asimptotik yaklaşımların kesin sonuç vermediğini buna rağmen bayesyen metotların kullanımı ile doğrusal regresyon modelleri için ideal sonuçların sağlandığını belirtmişlerdir.

İbrahim ve Laud (1991), genel olarak tercih edilen önsel dağılımların aksine genelleştirilmiş doğrusal modeller için Jeffreys önselini kullanmayı destekleyen iki teorem öne sürmüşlerdir. Ayrıca ikili nitel bağımlı değişkenli model için bilgi içeren, bilgi içermeyen ve jeffreys önselleri ile elde ettiği sonuçları karşılaştırmışlardır. Jefferys önsel dağılımı ile elde edilen marjinal sonsal yoğunluk sonuçlarının diğerlerine göre daha uygun sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir.

Albert ve Chib (1993), ikili nitel bağımlı değişkenli modeller için parametrelerin sonsal dağılımını elde etmek amacıyla veri genişletme yöntemi ile Gibbs örnekleme algoritmasını kullanmışlardır. Ayrıca bu yöntemi multinomial model için de genişletmişlerdir.

McCulloch ve Rossi (1994), multinomial probit modelin sonsal dağılımlarından örneklem çekimi sağlayan algoritmalara yer verdikleri çalışmalarında hem simüle edilen veri hem de gerçek tüketici panel verisi kullanmışlardır. Bunun yanında çalışmalarında çoklu ve rassal katsayılı probit modellerinin analizi için geliştirdikleri yöntemlere yer vermişlerdir. Bu çalışmanın ardından MNP modelinin bayesyen analizi hakkında teori çeşitli yaklaşımlar ile oldukça geliştirilmiştir.

Nobile (1995), MNP modelin bayesyen analizi için McCulloch ve Rossi(1994) tarafından öne sürülen veri genişletme ile Gibbs örnekleme algoritmasına bir düzeltme önerdiği çalışması, MNP modelinin bayesyen analiz ile tahmin teorisine önemli bir katkı sağlamıştır. Metropolis algoritması olarak bilinen bu yöntemde her bir Gibbs döngüsünden sonra hybrid markov zinciri kullanılmaktadır. Metropolis adımı, sabit olabilirlik doğrultusunda hareket ettiği için daha az hesaplama zorluğu içermektedir.

Rossi, McCulloch ve Allenby (1996), hanehalkı tercihlerini ve duyarlılığını yani tüketici heterojenliğini dikkate alan yeni bir model olarak rassal etkiler tercih modeli önermiştir. Uygulamada, hiyerarşik probit modelin çıkarımlarını sağlamak için bayesyen yaklaşım kullanılmaktadır. Ayrıca, McCulloch ve Rossi(1994)'in kullandığı hiyerarşik MNP modeli için Gibbs örnekleme oluşturmuşlardır.

Bedrick, Christensen ve Johnson (1996), ikili nitel bağımlı değişkenli modellerinin analizinde önsel dağılım için farklı bir yaklaşım öne sürmüşlerdir. Bu yaklaşıma göre bağımsız değişkenlerin çeşitli değerlerinde elde edilen başarı olasılıkları için önsel dağılımlar beta olarak alınmakta ve bire bir dönüşüm ile model parametrelerinin önsel dağılımları elde edilmektedir. Daha sonra Bedrick, Christensen ve Johnson (1997) önselliğin duyarlılık analizi, probit ve logit modelleri karşılaştırmak için link seçimi, olasılıklar ve regresyon katsayıları hakkındaki çıkarımlar ve tahminler için basit monte carlo yöntemini kullanmışlardır.

Chib, Greenberg ve Chen (1998), MCMC yöntemine dayanan yeni algoritmalarını tanıttıkları çalışmalarında MNP modelin bayesyen analiz ile tahminini sağlamışlardır. Bunun yanında, MNP, MNL ve MNT (Multivariate-t)'in modellerin tahmininde farklı algoritmaların performanslarını karşılaştırmışlardır.

Allenby ve Rossi (1999), tüketici heterojenliği tekrar ele aldıkları çalışmada heterojenlik için hiyerarşik bayes modeli önermişlerdir ve çıkarımlar için hem bayesyen hem de bayesyen olmayan yöntemden yararlanmışlardır.

McCulloch, Polson ve Rossi (2000), McCulloch ve Rossi (1994)'nin çalışmasında ele aldığı MNP modelindeki parametrelerin tamamen tanımlanmamasının uygun olmayan önsellere neden olacağını öne sürerek, tanımlanan parametreler kümesi üzerinde önsel dağılımlara yer veren yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Çalışmalarında aynı zamanda tanımlanmış ve tanımlanmamış parametreler ile elde ettikleri sonuçları McCulloch ve Rossi (1994)'nin modeli olan MR modeli ile karşılaştırmışlardır. Çalışma sonucunda tanımlanmış ve tanımlanmamış parametreler ile farklı algoritmalar yoluyla analiz yaparak bu farklı yaklaşımın avantaj ve dezavantajlarına değinmiştir.

Nobile (2000) çalışmasında bu kez McCulloch, Polson ve Rossi (2000)'nin kovaryans matrisinin ilk köşegen elemanının bire eşit olduğunu söyleyen normalleştirme kısıtı ile MNP modellerinin bayesyen analizi için önerdiği önsel dağılıma alternatif bir yol sunmuşlardır. Kovaryans matrisinin ilk köşegen değerine koşullu Wishart ve ters Wishart dağılımlarından, simulasyon yoluyla yeni kovaryans matrisi değerleri elde edilebileceğini göstermiştir. Bu sayede McCulloch ve Rossi (1994)'nin çalışmalarında yer alan tanımlanmamış (NID) önsellerin tanımlanmasının da sağlanacağını belirtmiştir.

Bruno (2004), probit ve tobit modelleri gibi sınırlı bağımlı değişkenli panel veri modelleri için LIMDEP ve STATA programlarını kullanarak klasik en çok olabilirlik yöntemi ve Gibbs örnekleme kullanılarak bayes yaklaşımı ile parametre tahminlerini sağlamıştır. Elde edilen sonuçlara göre klasik ve bayesyen çıkarım için kullanılan paket programlarının birbirlerine yakın sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Contoyannis, Jones ve Leon-Gonzalez (2004), panel probit model tahmininde kullandıkları simülasyon teknikleri ve en çok olabilirlik yöntemi ile sağlanan sonuçları karşılaştırmışlardır. Bunun yanında rassal etkiler probit modelinin MCMC yöntemi ile sağlanan sonuçları ile klasik tahmin yöntemi ile sağlanan sonuçlarını karşılaştırmışlardır.

Imai ve Dyk (2005a), MNP modelin bayesyen analizi için tanımlanabilir parametreler hakkında yeni bir önsel dağılım, genel olarak uygun olmayan önsel, önermişlerdir. Bu sayede sonsal dağılımı elde etmek ve yorumlamak oldukça kolay hale gelmiştir. Marjinal veri geliştirme yöntemine dayanan önerdikleri algoritmalar, standart dağılımlardan örneklem çekilmesini içermesinin yanında oldukça hızlı yakınsamayı sağlayan bayesyen metotları da içermektedir. Imai ve Dyk (2005b) bir diğer çalışmalarında MNP modeli tahmin etmek için yeni algoritmalarını R paket programında uygulama yaparak tanıtmışlardır.

Pettitt, Tran, Haynes ve Hay (2006), Avustralya'daki göçmenlerle üç kez görüşülmesi ile elde edilen panel veri aracılığıyla göçmenlerin iş durumlarını üzerinde etki eden faktörleri araştırmak için bayesyen hiyerarşik MNL modelden yararlanmışlardır. Veri setindeki eksik gözlemleri dikkate almak için uygun önsel dağılımlar belirlenmiş ile Gibbs örnekleme kullanılmıştır.

Nasrollahzadeh (2007) bayesyen iki düzeyli probit regresyonunun analizini yaptığı çalışmada, ikili ve çoklu tepki verilerinin bayesyen analizi hakkında genel bir özet sunmasıyla literatüre katkıda bulunmuştur.

Tektas ve Günay (2008), probit ve logit modellerin tahmininde Albert ve Chib (1993) tarafından önerilen bayesyen yöntemi ve en çok olabilirlik yöntemini kullanmıştır. Her iki yöntemle benzer sonuçlar elde ettiği çalışmasında, küçük örneklemelerde asimtotik özellikleri sağlamayan en çok olabilirlik yöntemi yerine bayesyen yöntemin kullanılmasını daha uygun olduğunu belirtmiştir.

Hasegawa (2009), çalışmasında dinamik panel sıralı probit modelin tahmini için bayesyen yöntemi kullanmıştır. Japonya tüketicileri panel araştırmalarından yola çıkarak tüketicilerin yaşam memnuniyetini dinamik sıralı probit model ile incelemiştir. Çalışmada dört farklı algoritma ile tahmin sonuçlarının elde edilmesi ve bu sonuçların karşılaştırılmasına yer verilmiştir.

Burgette ve Nordheim (2012), çalışmalarında Gibbs tahmin yöntemiyle birlikte gözlemlenemeyen seçim ve tepki değişkenleri için bayesyen multinomial probit switching modelini tahmin etmişlerdir. Kovaryans matrisi için Imai, van Dyk (2005a) tarafından önerilen önseli düzenlemişler ve marjinal veri genişletme algoritmasını kullanmışlardır.

Fong, Kim, Chen ve Desarbo (2014), çalışmalarında panel tercih verilerinin analizi için yeni bir bayesyen multinomial model önermişlerdir. Bayesyen tahminlerin etkinliğini hesaplamak için MCMC algoritmasını kullanmışlardır. Önsel bilginin belirsiz olduğu durumda bile tek periyotlu multinomial probit model için bireysel düzeyde katsayıların tahmini sağlayan bir yöntem sunmuşlardır. Bu yöntemin avantajlarını göstermek amacıyla Rossi vd. (1996) ve McCulloch ve Rossi (1994)'nin önerdiği modeller ile kıyaslama yapmışlardır. Sonuç olarak önerdikleri yöntemin çeşitli koşullar ve farklı faktörlere göre oldukça güvenilir sonuçlar sağladığını belirtmişlerdir.

Sedefoğlu ve Akay (2016), 2006-2013 yıllarına ait Türkiye Hanehalkı Bütçe Anketi verileri ile Türkiye’de kent ve kırsal yoksulluğunun belirleyicilerini probit ve logit model ile incelemiştir. Probit ve logit modelleri hem en çok olabilirlik hem de bayesyen yaklaşım ile tahmin etmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre bayesyen yaklaşım ile daha düşük standart hatalar ile daha çok katsayının anlamlı olduğu sonucunu elde etmişlerdir.

4.2. Yoksulluk Üzerine Literatür Taraması

4.2.1. Kronik Yoksulluk, Geçici Yoksulluk ve Yoksulluk Geçişleri Üzerine Yapılmış Bazı Çalışmalar

Ravallion (1988) yoksulluğu ele aldığı çalışmasında, risk ve yoksulluk arasındaki ilişkiyi ayrıştırarak yoksulluk bileşenlerini belirlemiştir. Bunun yanında refah değişimlerindeki riskin toplam yoksulluk üzerindeki etkisinden ve kronik yoksulluktan geçici yoksulluğu ayırmanın öneminden bahsetmiştir. Aynı zamanda Foster vd. (1984) tarafından önerilen yoksulluk ölçümünü kullanarak Hindistandaki hanehalklarından oluşan panel veri setiyle yoksulluğun iki bileşeni olan kronik yoksulluk ve geçici yoksulluğu ölçmek için bir metot öne sürmektedir. Bu çalışmada hanehalkı reisinin tarım sektöründe çalışmasının yoksulluk riskini arttıracığını belirtmiştir.

Rodgers ve Rodgers (1993) 1970 ve 1980 süresince Amerika’da kronik ve geçici yoksulluğun boyutunu ölçtükleri çalışmalarında sürekli gelir yaklaşımını önermiştir. Bu yaklaşıma göre yoksul geçirilen süre kadar yoksulluğun derinliğinin önemi dikkate alınmakta ve ölçülmektedir. Çalışmalarının sonucunda ilgili yıllarda Amerika’da geçici yoksulluğun etkisi azalırken, kronik yoksulluğun şiddetinin arttığı gözlenmiştir.

Ravallion, Walle ve Gautam (1995) Macaristan hanehalklarından oluşan panel veri setini kullandıkları çalışmalarında yoksulluğu, geçici yoksulluk ve kronik yoksulluk ayrıştırmalarının yanında ve geçici ve kronik yoksulluğun ölçümünü de yapmışlardır.

Jalan ve Ravallion (1998), Çin’in kırsal bölgesindeki hanehalklarından oluşan panel veri çalışmasında kronik ve geçici yoksulluk üzerinde hanehalkı ve coğrafi özelliklerin etkisini araştırmak için sansürlü koşullu kuantil regresyon modelini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda, hanehalkı üyelerinin sağlık durumlarını ve eğitim düzeyini kronik yoksulluk için önemli, geçici yoksulluk için önemsiz değişkenler olarak belirlemişlerdir.

McCulloch ve Baulch (1999) hanehalkı karakterleri temelinde kronik ve geçici yoksulluğun ayrıştırılması için Pakistanın kırsal bölgesinden 686 hanehalkından oluşan 5 yıllık panel veriyi kullanmışlardır. Hanehalkını, geçici yoksul, kronik yoksul ve yoksul olmayan şeklinde 3 gruba ayırarak, yoksulluk tipi üzerinde hanehalkı özelliklerinin belirlenmesini amaçlamışlardır. Üç gruba ayırtıran hanehalkı karakterlerin belirlenmesi için hem multinomial hem de sıralı logit modelini tercih

etmişlerdir. Çalışmalarında ayrıca geçici ve kronik yoksulluk üzerinde farklı politikaların etkisini simülasyon yoluyla ele almışlardır. McCulloch ve Baulch (2007), aynı veri setinden yararlandıkları çalışmalarında Pakistan’da kronik ve geçici yoksulluğun büyüklüğünü hesaplamışlardır. Bunun yanında kronik ve geçici yoksulluk üzerinde politikanın etkisini simüle ettiği çalışmalarını genişletilmiş olarak yeniden ele almışlardır.

Haddad ve Ahmet (2002), Mısırda 1997-1999 yıllarında hanehalkı tüketimlerindeki değişimleri ölçmek ve değişikliklerin arkasındaki nedenleri belirlemek için 347 hanehalkından oluşan panel veri setini kullanmıştır. Çalışmalarında toplam, kronik ve geçici yoksulluğu açıklayan faktörleri belirlemek için Jalan ve Ravallion (2000) yaklaşımını takip ederek kantil regresyon yöntemini kullanmışlardır.

Alisjahbana ve Yusuf (2003) Endonezya’nın kırsal ve ketsel alanları için 1993 ve 1997 yıllarında derlenen 6742 haneye ait verilerden yola çıkarak, hanelerin yoksul olmama, geçici yoksul olma ve kronik yoksul olma durumlarını etkileyen etmenleri Multinomial Logit model ile analiz etmişlerdir. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, diğer çalışmalarla tutarlı olarak, hanehalkı boyutunun geçici yoksulluk üzerinde daha fazla etkisi olduğunu, hanedeki altı yaşından küçük çocuk sayısının ve 55 yaşından büyük bireylerin sayısının kronik yoksulluk üzerinde güçlü bir pozitif etkisi olduğunu göstermektedir. Bunun yanında hanehalkı reisinin eğitim düzeyi her iki yoksulluk türü üzerinde önemli bir etkiye sahiptir.

Krishna (2006) Hindistan’da 36 köyün halkının yoksulluğa giriş ve yoksulluktan çıkışını incelediği çalışmasında her iki geçişin de farklı faktörlere duyarlı olduğunu bulmuştur. Hastalık, yüksek sağlık bakımları, sosyal ve geleneksel masraflar, yüksek faizli özel borçlar ve kuraklık yoksulluğa girme olasılığını en çok etkileyen etmenler iken, gelir kaynağının çeşitlendirilmesi, arazi geliştirme, endüstriyel büyüme, eğitim gibi faktörlerin yoksulluktan çıkma olasılığı üzerinde oldukça etkili olduğunu vurgulamıştır.

Hasegawa ve Ueda (2007) kronik ve geçici yoksulluğun hesaplanmasında farklı bir yaklaşıma çalışmalarında yer vermiştir. Çalışmalarında istatistiksel bir model kurmak amacıyla geçici ve kronik yoksulluğu tahmin etmek için bayesyen yaklaşımı kullanmışlardır. Bu yaklaşım için öncelikle yararlanılan panel gelir verisi için çok değişkenli dağılım tanıtmışlar. Ancak çok değişkenli dağılımın karmaşık yapısından ötürü çalışmalarında gelir için normal dağılımın sınırlı karmaşık dağılımını (finite

mixture of normal distribution) kullanmışlardır. Böylece gelir dağılımları için dağılımların en zengin sınıfı sağlanmaktadır.

Dartanto ve Nurkholis (2013) Endonezya’da yoksulluk dinamiklerinin belirleyicilerini, haneleri yoksul, yoksulluğa giren, yoksulluktan çıkan ve yoksul olmayan şeklinde sınıflandırarak, sıralı logit model yaklaşımı ile incelemişlerdir. 2005-2007 yılı için panel veri kullandıkları çalışmada, her iki dönemde yoksul kalan haneleri, kronik yoksul, ilk dönemde yoksul/yoksul değil iken, ikinci dönemde yoksul değil/yoksul olan haneler geçici yoksul haneler ve son olarak her iki dönemde yoksul olmayan haneler ise yoksul olmayan haneler olarak sınıflandırmışlardır. Çalışmada Endonezyada dinamik yoksulluğun belirleyicileri, eğitime katılım, hane halkı üyelerinin sayısı, fiziksel yatırımlar, iş durumu, sağlık şokları, mikro kredi programları, elektriğe ulaşım ve çalışma sektöründeki değişim olarak bulunmuştur.

Walelign, Charlery, Smith-Hall, Chhetri, Larsen (2016), 2006-2009-2012 yılları için Nepal hanehalklarına ilişkin panel veri setinden yararlandıkları çalışmada hem çevresel gelirin -çevresel kaynaklardan sağlanan gelir, özellikle kırsal kesimde bu gelir kaynağı oldukça önemlidir- içerildiği hem de içerilmediği hanehalkı gelirini baz alarak yoksulluğun belirleyicilerini rassal etkiler logit ve rassal etkiler sıralı logit yaklaşımları ile araştırmışlardır. Çalışmalarında Foster-Greer- Thorbecke indeksinden yararlanarak yoksulluğun değerlendirilmesinin yanında yoksulluğun dinamik yapısını yoksulluk geçiş matrisi ile incelemişlerdir. 2006-2009, 2009-2012 yılları şeklinde iki yıllık geçiş dönemlerini kullanarak, yoksul olmayan, yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan ve sürekli yoksul olarak haneleri sınıflandırarak rassal etkiler sıralı logit modeli tahminini sağlamıştır. Sonuç olarak çevresel gelir ile elde edilen yoksulluk sonuçlarının daha iyi sonuç verdiğini belirtmişlerdir.

4.2.2. Türkiye’de Yoksulluk Üzerine Yapılmış Bazı Çalışmalar

TÜİK tarafından ilk kez 2004 yılında yoksulluk sınırı yayınlanana kadar Türkiye’de çoğu çalışma yoksulluk kavramının tartışılması ya da yoksulluk sınırının hesaplanması konularına değinmiştir. 2004 yılından itibaren ise yoksulluk çalışmaları Türkiye’de yoksulluğun profili, yoksulluğun belirleyicilerini ve sonuçları konularında gelişmiştir: Şengül(2004); Şentürk (2009); Kızılgöl (2009); Canbay, Selim(2010); Şengül, Cafri (2010); Öztürk (2012). Bu çalışmalar içerisinde yalnızca Kızılgöl (2009), TÜİK tarafından yayınlanan 2002-2006 yıllarına ait Hanehalkı Bütçe Anketi (HBA)

verileri ile birleştirilmiş panel veri kullanarak yoksulluğun dinamik yapısını incelerken diğer çalışmalarda yoksulluğun statik yapısı dikkate alınmıştır. Bunun yanında, 2006 yılında TÜİK tarafından Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri setinin yayınlaması ile yoksulluğun dinamik yapısının, yoksulluğa giriş-çıkışın ve sürekli yoksulluğun belirleyicilerini araştıran çalışmalar da Türkiye’de yoksulluk literatüründe yer almaya başlamıştır. GYKA panel mikro veri setinden yararlanılarak yapılan bazı çalışmalara aşağıda yer verilmiştir.

Şeker (2011) 2006-2007 yılları GYKA verileri ile hanelerin iki yıllık yoksulluğa giriş-çıkış geçişlerini incelediği çalışmasında hanelerin yoksulluk geçişlerini tetikleyen en önemli etkenin gelir tipi (işgücü geliri, kira ve özel gelir vs.) olduğunu bulmuştur. Sürekli yoksul olan hanehalklarının genel özelliklerini ise daha az eğitilmiş bireyler, gündelik ya da kendi hesabına çalışan işçiler, kırsal alanda yaşayan ve daha az işgücüne katılan hanelerde yaşayan bireylerin oluşturduğunu çalışmasında belirtmiştir.

Çağlayan, Koşan ve Astar (2012) daha önceki çalışmalardan farklı olarak yoksulluğu, aşırı yoksul, kronik yoksul, yoksul, yoksulluğa eğilimli, yoksul olmamaya geçiş, yoksul olmayan olarak 6 kategoriye ayırmıştır. Sıralı ve genelleştirilmiş sıralı logistik regresyon modellerinden yararlandıkları çalışmalarında 2009 yılı Hanehalkı bütçe anketi verilerini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda hanehalkı reisinin yaşı, erkek olması, tarım ve ticaret sektöründe çalışması, evli olması ve hanenin kırsal bölgede yaşaması yoksulluk riskini arttıran etmenler olarak belirlenmiştir.

Şeker ve Jenkins (2013), çalışmalarında 2003-2011 yılları arasında Türkiye’deki yoksulluk göstergeleri hakkında ayrıntılı bir analiz yapmışlardır. 2003-2008 yılları arasında mutlak yoksulluğun hızlı bir şekilde azalırken, 2008-2011 yılında bu azalmanın daha küçük gerçekleştiğini bulmuşlardır. Ayrıca yoksulluk ayrıştırma yöntemleri kullanarak, mutlak yoksulluk oranındaki azalma oranının, gelir dağılımındaki değişimlerden ya da yoksulluk riskinin ülke içindeki çeşitli alt gruplar arasında dağılımının çeşitliliğinden ziyade genel olarak ulusal ekonomik büyüme oranındaki değişimlerden sorumlu olduğuna değinmişlerdir.

Şeker ve Dayıoğlu (2014), 2005-2008 yıllarını kapsayan panel GYKA veri seti ile Türkiye’de yoksulluğa giriş ve yoksulluktan çıkıştaki geçişleri incelemişlerdir. Türkiye’de yoksulluk dinamiklerini analiz eden ilk kapsamlı çalışma olarak literatürde yer almıştır. Bunun yanında, Türkiye’de yoksulluk ve sürekli yoksulluk- tüm dönemde yoksul olan- olarak yoksulluğu ayrıştıran ender çalışmalardan biridir. Çalışmalarında

hem yoksulluğa giriş hem de yoksulluktan kurtulma olasılıkları üzerinde iş piyasasının önemli bir etken olduğunu vurgulamışlardır.

Doğan (2014), Türkiye, kent-kır ve Düzey 1 bölgeler bazında 2006-2011 yılları için yoksulluk sınırı, yoksulluk sayıları ve yoksulluk oranlarını hesaplamıştır. Böylece mekansal olarak yoksulluk düzeyi ve profilinin belirlenip, hangi tür yoksulluğun ön planda olduğunu belirlenmeye çalışmıştır. Çalışmasında gelir yoksulluğu ve insani yoksulluğu ayrı ayrı ele almıştır. Çalışmada ayrıca 4 yıllık panel veri için sürekli yoksulluk oranını hesaplarken, son yılda ve önceki üç yıldan en az ikisinde yoksulluk riski altında olanlar sürekli yoksul olarak tanımlanmıştır. Bu kriteri sağlamayan fertlerin yoksulluk riski altında olmadığı kabul edilmektedir.

Acar ve Başlevent (2014), 2007-2010 yıllarını kapsayan Panel GYKA veri seti ile Türkiye’de hanehalklarının yoksulluğa giriş-çıkış nedenlerini ikili seçim modelleri ile araştırmışlardır. Bu amaçla 2007-2008, 2008-2009 ve 2009-2010 yılları için üç noktada ikili tercih modelleri kurmuşlardır. Çalışmada yoksul, yoksul olmayan, yoksul olmaya aday ve yoksulluktan çıkmaya aday haneler hanehalkı özellikleri bazında karşılaştırılmıştır. Hanehalkı reisinin iş durumu ve eğitimi yanında hanehalkı boyutunu, hanehalkı yoksulluk durumlarındaki geçişlerde önemli etmenler olarak bulmuşlardır.

Gürsel ve Acar (2015), 2008-2011 arası dönemi kapsayan GYKA panel veri setini kullandığı çalışmasında bireylerin yoksulla giriş ve yoksulluktan çıkış nedenlerini araştırmışlardır. Çalışmalarında 4 yıl boyunca yoksul olmayanlar, 4 yıl boyunca yoksul olanlar, yoksul iken yoksulluktan çıkanlar ve yoksul değilken yoksulluğa giren haneleri veri setine dahil etmiştir. Yoksulluğa girip çıkan haneler ise örneklem dışı tutulmuştur. Çalışma sonucunda Türkiye’de düşük eğitim seviyesi ile yoksul olma durumu arasında pozitif bir ilişki bulmuşlardır. Yoksulluk geçişlerine ise hanehalkı işgücü piyasası durumlarındaki değişikliklerden çok gelir türündeki parasal değişikliklerin (emek, müteşebbis, emeklilik, kira/varlık gelirindeki parasal artışlar-azalışlar) anlamlı etkilere sahip olduğunu göstermişlerdir.

Dalgıç, İyidoğan ve Güven(2015), TÜİK 2005-2011 GYKA mikro veri setinden yararlanarak elde edikleri yoksulluk sınırları, yoksulluk oranı ve endeksleri ile yoksulluğa ait genel bir çerçeve çizmişlerdir. Bunun yanında ilgili yıllarda, yoksul ve yoksul olmayan hane ve hanehalkı reisinin özelliklerine göre Türkiye’de yoksulluğun profilini ve yoksulluktan çıkışta ve yoksul olma durumuna geçişte ilgili faktörlerin etkisini ve yönünü Probit modelinin tahmini ile incelemişlerdir. Sonuç olarak, hanehalkı reisinin kadın olmasının yoksulluktan çıkışı pozitif etkilediğini, yoksulluğa geçişte bir

önemi olmadığını, hanehalkı reisinin yaşının ve eğitim düzeyindeki artışın yoksulluk riskini düşürdüğünü, hanehalkı reisinin kronik bir hastalığının olmasının ise yoksulluk riskini arttırdığını bulmuşlardır.

Limanlı (2015), 2006-2009 yılı GYKA panel mikro veri setini kullandığı çalışmada dönem(spells) yaklaşımı aracılığıyla Gradin, Ria ve Canto (2012)'nin yoksulluk endeksini kullanarak dönemler arası toplam yoksulluğu hesaplamıştır. Bunun yanında çalışmada Türkiye’de yoksulluğu belirleyen etmenler pooled probit, panel probit modellerinin yanında dinamik panel probit ve Stewart model tahminleri ile elde etmiştir. Çalışmada, GRC endeksine göre örneklemin tüm dönemler boyunca yoksul olan yani kronik yoksul hanehalklarının oranı %10.93, tüm dönemler boyunca yoksulluk çizgisinin altına hiç düşmeyenlerin oranı ise %61.37 olarak bulunmuştur. Çalışmada ayrıca hanehalkı reisinin kadın olmasının, hanedeki bağımlı ve işsiz bireylerin sayısının, hanehalkı büyüklüğünün beklenildiği gibi yoksulluk riskini arttırdığı, daha sağlıklı ve eğitilmiş hanehalkı ortalamasına sahip olmanın ise yoksulluk riskini önemli ölçüde düşürdüğü belirlenmiştir.

Türkiye’de GYKA mikro panel veriler ile yapılan çalışmalar içerisinde Acar ve Başlevent (2014), Dalgıç vd. (2015) ve Gürsel ve Acar (2015)’in çalışmalarında hanelerin yoksulluğa girmesini ve yoksulluktan çıkmasını etkileyen etmenler incelenmiştir. Yoksulluğun dinamik yapısının analizini yapan bu çalışmaların hepsinde panel veri kullanılmasına rağmen yatay-kesit analizlerden yararlanılmıştır. Bu çalışmada ise hanelerin dinamik yoksulluğunun incelenmesi amacıyla multinomial logit model oluşturularak panel veri ekonometrisinden yararlanılmaktadır. Bu açıdan çalışmanın yoksulluk literatürüne katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

BÖLÜM V

MATERYAL VE YÖNTEM

5.1. Çalışmada Kullanılan Veriler ve Özellikleri

Çalışmada TÜİK tarafından derlenen 2009-2012 dönemine ait Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) veri setinden yararlanılmıştır. GYKA’da 2009 yılındaki 2975 hanehalkı devam eden üç yıl boyunca takip edilerek panel veri seti oluşturulmuştur. Bu süreçte bazı hanehalkları, adrese ulaşılamama, ülke sınırları dışına taşınma, iki yıl üst üste cevapsızlık ve ölüm gibi nedenlerle örnekleminden çıkarılmıştır. Son olarak panel veri seti için hanehalkı sayısı 2732 ve 4 yıllık dengeli panel veri seti için örneklem boyutu 10928 olmuştur.

Çalışmada Türkiye’de haneleri “yoksul” ve “yoksul değil” şeklinde sınıflandırmak amacıyla, öncelikle TÜİK tarafından kullanılan OECD eşdeğerlik ölçeği⁵ kullanılarak eşdeğer hanehalkı büyüklükleri hesaplanmıştır. Hanelerin hanehalkı toplam yıllık geliri, eşdeğer hanehalkı büyüklüğüne bölünerek o hanehalkı için eşdeğer fert başına düşen gelir⁶ hesaplanmıştır. Daha sonra TÜİK tarafından belirlenen 2009-2012 yıllarına ait eşdeğer fert başına düşen medyan gelirin % 60’ı olarak belirlenen yoksulluk sınırları temel alınarak, yoksulluk sınırının altında gelire sahip olan haneler yoksul, sınırın üstünde gelire sahip olan haneler ise yoksul değil şeklinde sınıflandırılmıştır.

Tablo 2’de 2006 - 2015 yılları için Türkiye’de eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert medyan gelirinin %60’ına göre hesaplanan yoksulluk sınırı, yoksul sayısı, yoksulluk oranı ve yoksulluk açığı değerleri sunulmuştur. Tablo 2’ye göre 2006 - 2015 döneminde yoksulluk sınırının 2821 TL’den 7495 TL’ye yükselerek, 2,65 kat artış gösterdiği belirlenmiştir. Ancak yoksulluk oranının ve yoksulluk açığının ise düştüğü gözlenmektedir. Türkiye’de 2006 yılında %25.4 olan yoksulluk oranı 2015 yılında

⁵Yoksulluk göstergeleri hanehalkı yerine bireyler bazında hesaplanmaktadır. Bu nedenle hanehalkı düzeyinde hesaplanan gelir ya da harcama verisinin bireysel verilere dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu dönüştürmede hanelerin yetişkin-çocuk bileşimlerindeki farklılıkların dikkate alınması gerekmektedir. Bu doğrultuda, eşdeğerlik ölçeği olarak adlandırılan katsayılar kullanılarak her bir hanehalkı büyüklüğünün kaç eşdeğer ferde denk olduğu bulunarak eşdeğer hanehalkı büyüklüğü hesaplanmaktadır. Hanehalkı toplam yıllık gelir ya da harcaması hanehalkının eşdeğer hanehalkı büyüklüğüne bölünerek, o hanehalkı için eşdeğer fert başına düşen gelir ya da harcama hesaplanmaktadır. Böylelikle, farklı büyüklük ve bileşimlerdeki hanehalkları arasında karşılaştırmalara imkân sağlanmaktadır. TÜİK, eşdeğer hanehalkı büyüklüğünün hanehalkındaki referans kişi için 1, 14 yaş ve üzerindeki tüm fertler için 0,5 ve 14 yaşın altındaki tüm fertler için 0,3 katsayısının kullanılarak bulunduğu OECD ölçeğini kullanmaktadır.

⁶ Eşdeğer fert geliri, hanelerin yetişkin ve çocuk sayısı ile bunların bileşimi dikkate alınarak hesaplanmaktadır. Böylelikle, hanehalklarının gıda ve giysi gibi bireysel tüketimlerinin yanı sıra konut harcamaları gibi ortak tüketimleri de hesaba katılmaktadır. Böylece farklı büyüklüğe ve bileşime sahip hanelere ait bireylerin gelirlerini hesaplamak için hane gelirini toplam fert sayısına bölmek yerine, eşdeğer fert büyüklüğüne bölünmektedir (Dalgıç, İyidoğan, Güven,2015).

%21.9'a düşüş gösterirken, yoksulluk açığı ise sözü edilen yıllarda %33.6'dan %26.8'e düşmüştür. Diğer bir ifadeyle yoksulların yoksulluk sınırının üstünde bir gelire sahip olabilmeleri için gelirlerinin 2006 yılında %33.6, 2015 yılında %26.8 oranında artması gerektiği görülmektedir.

Tablo 2

Türkiye Eşdeğer Hanehalkı Kullanılabilir Fert Medyan Gelirinin %60'ına Göre Hesaplanan Yoksulluk Göstergeleri, 2006-2015

	Yıllar									
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Yoksulluk Sınırı (TL)	2821	3649	3797	4227	4457	4883	5418	6012	6665	7495
Yoksul Sayısı (Bin kişi)	17165	16053	16714	17123	16963	16569	16741	16706	16501	16706
Yoksulluk Oranı (%)	25,4	23,4	24,1	24,3	23,8	22,9	22,7	22,4	21,8	21,9
Yoksulluk Açığı⁷	33,6	28,4	27,9	29,6	28,7	29,2	29,2	26,7	27,2	26,8

Kaynak: TÜİK, Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması, 2006-2014. Gelirlerin referans dönemi bir önceki takvim yılıdır.

Çalışmada hanelerin yoksulluk durumuna etki eden faktörlerin belirlenmesinin yanında yoksullar arasındaki ayrımı dikkate alan geçici yoksulluk; yoksulluğa giriş, yoksulluktan çıkış ve kronik yoksulluğun belirleyicileri de incelenmektedir. Bu nedenle hanelerin kronik yoksul, yoksulluğa giren, yoksulluktan çıkan ve yoksul olmayan olarak kategorilere ayrılabilmesi için Bane ve Ellwood (1986)'un dönem yaklaşımından yararlanılmaktadır. Bane ve Ellwood (1986) tarafından yoksulluk literatürüne giren dönem yaklaşımında, analiz edilen sürenin yarısı ya da daha fazla sürede geliri yoksulluk sınırının altında kalan haneler kronik yoksul, analiz edilen sürenin yarısından daha az sürede geliri yoksulluk sınırının altında kalan haneler ise geçici yoksul haneler olarak tanımlanmaktadır. Geçici yoksul hanelerde kendi içerisinde, bir önceki dönemde yoksul iken daha sonraki dönemde yoksul değil ise "yoksulluktan çıkan", bir önceki

⁷Yoksulluk açığı=((Yoksulluk sınırı-Yoksulların EFB medyan geliri)/Yoksulluk sınırı)*100 formülüne göre hesaplanmıştır.

dönemde yoksul değil ancak bir sonraki dönemde yoksul ise “yoksulluğa giren” olarak tanımlanmaktadır. Hane her iki dönemde de yoksul değil ise “yoksul olmayan” olarak tanımlanırken üst üste ya da daha sonraki dönemde de yoksul ise analiz edilen sürenin yarısında yoksul olduğu için “kronik yoksul” olarak değerlendirilmektedir.

Tablo 3’te 2009-2012 dönemi için hanelerin yoksulluğa geçiş durumları verilmiştir.

Tablo 3

Türkiye’de 2009-2012 Dönemi için Yoksulluk Geçiş Matrisleri

		2010	
		Yoksul	Yoksul Değil
2009	Yoksul	460 (%73)	171 (%27)
	Yoksul Değil	144 (%7)	1957 (% 93)
		2011	
		Yoksul	Yoksul Değil
2010	Yoksul	431 (%71)	173 (%29)
	Yoksul Değil	163 (%8)	1965 (%92)
		2012	
		Yoksul	Yoksul Değil
2011	Yoksul	460 (%77)	134 (% 23)
	Yoksul Değil	174 (%8)	1964 (%92)

Kaynak: TÜİK, 2009-2012 GYKA verisi kullanılarak yazar tarafından hesaplanmıştır. Parantez içindeki değerler geçiş olasılıklarını vermektedir.

Tablo 3’e göre 2009’da yoksul olanların %27’sinin 2010 yılında yoksulluktan çıktığı ve 2009 yılında yoksul olmayanların %7’sinin ise 2010 yılında yoksul olduğu gözlenmiştir. Benzer şekilde, 2010 yılında yoksul olanların %29’unun 2011 yılında yoksulluktan çıktığı, 2010 yılında yoksul olmayanların %8’inin ise yoksulluğa geçtiği belirlenmiştir. 2011 yılında ise yoksul olanların %23’ünün 2012 yılında yoksulluktan çıktığı, 2011 yılında yoksul olmayanların %8’inin yoksulluğa geçtiği saptanmıştır.

Genel olarak bakıldığında, 2009 - 2012 dönemine ait GYKA’ya göre Türkiye’de incelenen yıllarda yoksulluğa geçiş oranı %8 iken, yoksulluktan çıkma oranı %23-%29 aralığında değişmektedir. Bunun yanında çalışmada yer alan 2732 hane içerisinde 1773 hanenin geliri dört yıl boyunca yoksulluk sınırı altına düşmezken, 267 hane bir yıl,

193 hane iki yıl, 186 hane üç yıl ve 313 hane dört yıl boyunca yoksulluk sınırının altında yaşamıştır. Buna göre sadece 4 yıl boyunca sürekli yoksulluk içinde yaşayanlar kronik yoksul olarak sınıflandırıldığında Türkiye’de kronik yoksul olanların oranı %12, üç ve dört yıl üst üste yoksul olanlar kronik yoksul olarak değerlendirildiğinde ise kronik yoksulluk oranı %18,2’dir. Bane ve Ellwood (1986)’un önerdiği dönem yaklaşımına göre analiz edilen sürenin yarısı ya da daha fazla bir süre boyunca geliri yoksulluk sınırının altında kalan haneler kronik yoksul olarak ele alındığında ise iki, üç ve dört yıl boyunca yoksul olanların sayısının 692, kronik yoksulluk oranının ise % 25 gibi oldukça ciddi bir oranda olduğu görülmektedir.

Tablo 4’te modelde kullanılan açıklayıcı değişkenler ve tanımları sunulmuştur. Bu değişkenler ilgili literatür takip edilerek oluşturulmuştur. Açıklayıcı değişkenler hanenin özelliklerini ve hanehalkı reisinin özelliklerini ifade etmek üzere ikiye ayrılmaktadır. Hanehalkı reisinin yaşı ve yaşının karesinin dışında diğer hanehalkı reisinin özelliklerini yansıtan değişkenler kategorik ve kukla değişkendir. Çalışmada hanehalkı reisinin yaşı ile hanenin yoksulluk durumu arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi görmek adına yaşın karesi açıklayıcı değişken olarak modelde yer almaktadır. Hanehalkı reisinin özelliklerinden biri de cinsiyet değişkenidir. Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde sınırlı iş olanaklarından kadının aleyhine erkeğin yararlanması ve hanehalkı reisinin kadın olduğu haneler daha yoksul olabileceğinden çalışmada hanehalkı reisi erkek olanlar referans değişken olarak alınmıştır. Modelde yer alan diğer bir önemli değişken hanehalkı reisinin medeni durumudur. TÜİK tarafından derlenen GYKA panel mikro veri setinde hanehalkı reisinin medeni durumu, hiç evlenmedi, evli, eşi öldü ve boşandı şeklinde dört sınıfa ayrılmaktadır. Çalışmada yer alan 10928 hanehalkı reisinin %2.3’ü hiç evlenmedi, %11.3’ü eşi öldü, %3.5’i boşandı ve % 82.9’u ise evli sınıfındadır. Buna göre çalışmada hanehalkı reisinin evli olduğu hanelerin oranının daha yüksek olması nedeniyle diğer medeni (eşi ölmüş, boşanmış, hiç evlenmemiş) durumlar birleştirilerek referans değişken olarak alınmıştır.

Çalışmada hanehalkı reisinin kronik hasta olup-olmaması, sosyal güvenlik kurumuna (SGK) kayıtlılık durumu ve son bir yıldaki iş değiştirip-değiştirmemesi gibi hanehalkı reisi özelliklerinin, hanenin yoksulluğu üzerindeki etkisini incelemek için bu özellikleri gösteren değişkenler açıklayıcı değişken olarak modele dahil edilmiştir. Çalışmada hanehalkı reisinin son bir yılda iş değiştirip-değiştirmemesinin incelenmesi ile dolaylı olarak Türkiye’de uygulanan işsizlik sigortasının hanenin yoksulluğunu engelleme de başarılı olup olmadığına bakılmaktadır.

Hanelerin yoksulluğunu etkilediği düşünülen bir diğer önemli değişken hanehalkı reisinin eğitim durumudur. Hanehalkı reisinin eğitim durumu, okur-yazar olmayan, okur-yazar olup bir okul bitirmedi (1), ilkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve ilköğretim (2), genel lise, mesleki ve teknik lise (3) ve yüksekokul, fakülte ve üzeri (4) öğrenim düzeyinde olması şeklinde dörde ayrılmaktadır. Burada kukla değişken tuzağına düşmemek ve eğitim düzeyindeki artışla birlikte hane yoksulluğunun etkisini gözlemek amacıyla hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmemesi durumu referans değişken olarak belirlenmiştir.

Hanehalkı reisine ilişkin bir diğer önemli değişken olarak hanehalkı reisinin iş durumu dikkate alınmıştır. TÜİK tarafından derlenen GYKA verisinde hanehalkı reisinin iş durumu ücretli-maaşlı, yevmiyeli, işveren, kendi hesabına ve ücretsiz aile işçisi olmak üzere beş grupta değerlendirilmektedir. Çalışmada kullanılan veri setinde yer alan hanehalkı reisi çalışanların %49.2'si ücretli-maaşlı, %34.8'i kendi hesabına çalışan iken % 5.9'u işveren, %8.7'si yevmiyeli ve % 1.4'ü ücretsiz aile işçisidir. Buna göre veri setinde ağırlığı oldukça küçük olduğu için hanehalkı reisi işveren, yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi olanların etkisi referans alınarak hanehalkı reisinin ücretli-maaşlı ve kendi hesabına çalışması açıklayıcı değişken olarak modele dahil edilmiştir. Hanehalkı reisi emekli olanların da tüm örneklem içinde %18.1 değerinde bir orana sahip olması ve yoksulluk üzerinde emeklilik maaşlarının dolaylı etkisini görmek amacıyla hanehalkı reisinin emekli olması da kukla değişken olarak modelde yer almıştır. Çalışmada ayrıca hanehalkı reisinin dezavantajlı olmasının hane yoksulluğunu nasıl etkileyeceğini belirlemek için hanehalkı reisinin yaşlı, engelli ve çalışamaz halde olması da açıklayıcı değişken olarak modele eklenen değişkenlerdendir.

Hanenin toplam kullanılabilir gelirinin, eşdeğer hanehalkı büyüklüğüne bölünmesi ile elde edilen hanehalkı kullanılabilir fert geliri çalışmada kullanılan önemli bir açıklayıcı değişkendir. Gelir değişkeni, yoksulluk çalışmalarında öncelikle bireyler/haneler gelirlerine göre yoksul ya da yoksul değil şeklinde sınıflandırıldıkları için en önemli değişken olmaktadır.

Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırmasında, hanenin oturduğu konuttaki mülkiyet tipi, ev sahibi, kiracı, lojman ve herhangi bir kira ödemeyen olmak üzere dört şekilde sınıflandırılmaktadır. Çalışmada yer alan hanelerin %65'i ev sahibi, %18'i kiracı, %1'i lojmanda yaşıyorken, %16'sı herhangi bir kira ödememektedir. Çalışmada hanenin ev sahibi olmasının/olmamasının hanenin yoksulluğu üzerindeki etkisini belirlemek

amacıyla hanenin ev sahibi olmasını ifade eden kukla deęiřken modele dahil edilmiř, dięer zellikler birleřtirilerek referans deęiřken olarak alınmıřtır.

alıřmada aıklayıcı deęiřken olarak hanehalkı tipi modele eklenen dięer nemli deęiřkenlerden biridir. Hanehalkı tipi; tek kiřilik hanehalkı, baęımlı ocuk olmayan hanehalkı ve baęımlı ocuk olan hanehalkı olmak zere  kategoriye ayrılmıř, tek kiřilik hane referans deęiřken olarak alınmıřtır. Bylece hanehalkı byklęnn ve hanedeki baęımlı nfusun hane yoksulluęu zerindeki etkisi incelenebilmektedir.

Tablo 5’te ise modelde kullanılan aıklayıcı deęiřkenlere ait tanımlayıcı istatistikler tm haneler, yoksul olmayan ve yoksul olan haneler iin sunulmuřtur. alıřmanın veri seti hanelerin tekrarlı gzlemlerinden oluřtuęundan tanımlayıcı istatistikler 4 yıllık panel veri setinden hesaplanmıřtır.

Tablo 4

Açıklayıcı Değişkenlerin Tanımları

Değişkenler	Tanımlar
Hanehalkı Reisinin Özellikleri	
Cinsiyet	Hanehalkı reisi kadın ise 1, değil ise 0
Yaş	Hanehalkı reisinin yaşı
Yaşın karesi	Hanehalkı reisinin yaşının karesi
Evli	Hanehalkı reisi evli ise 1, diğer durumda 0
Kronik hastalık	Hanehalkı reisi kronik hasta ise 1, değil ise 0
SGK	Hanehalkı reisi sosyal güvenlik kuruluşuna kayıtlı ise 1, değil ise 0
İş değiştirme	Hanehalkı reisinin son bir yılda iş değiştirdiği durumda 1, diğer durumda 0
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu	
Okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmedi (Referans)	Hanehalkı reisi okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmedi ise 1, diğer durumda 0
İlkokul,ortaokul,mesleki ortaokul ve ilköğretim	Hanehalkı reisi ilköğretim mezunu ise 1, değil ise 0
Genel lise, mesleki veya teknik lise	Hanehalkı reisi genel lise, mesleki veya teknik lise mezunu ise 1, değil ise 0
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	Hanehalkı reisi yükseköğretim fakültesi ve üzeri mezunu ise 1, değil ise 0
Hanehalkı Reisinin İş Durumu	
Ücretli, maaşlı	Hanehalkı reisi ücretli, maaşlı çalışıyor ise 1, değil ise 0
Kendi hesabına	Hanehalkı reisi kendi hesabına çalışıyor ise 1, değil ise 0
Emekli	Hanehalkı reisi emekli ise 1, değil ise 0
Yaşlı,engelli veya çalışamaz	Hanehalkı reisi yaşlı, engelli veya çalışamaz halde ise 1, değil ise 0
Hanenin Özellikleri	
Gelir	Hanenin eşdeğer hanehalkı kullanabilir fert geliri
Logaritmik gelir	Hanenin eşdeğer hanehalkı kullanabilir fert gelirinin logaritması
Ev sahipliği	Ev sahibi ise 1, değil ise 0
Hanehalkı Tipi	
Tek kişilik (Referans)	Tek kişilik hanehalkı ise 1, diğer durumda 0
Bağımlı çocuk olmayan	Bağımlı çocuk olmayan hanehalkı ise 1, diğer durumda 0
Bağımlı çocuk olan	Bağımlı çocuk olan hanehalkı ise 1, diğer durumda 0

Tablo 5

Modelde Kullanılan Değişkenler ve Tanımlayıcı İstatistikleri 2009-2012 Yılları

Değişkenler	Tüm Örneklem		Yoksul Olmayan		Yoksul Olan	
	Ort.	Std. Sapma	Ort.	Std. Sapma	Ort.	Std. Sapma
Hanehalkı Reisinin Özellikleri						
Cinsiyet	0.163	0.003	0.161	0.003	0.172	0.007
Yaş	50.03	0.137	50.392	0.155	48.80	0.293
Yaşın karesi	2710.9	14.780	2744.8	16.623	2594.4	87.425
Evli	0.829	0.003	0.827	0.376	0.834	0.375
Kronik hastalık	0.400	0.004	0.387	0.005	0.440	0.010
SGK	0.362	0.004	0.411	0.005	0.192	0.007
İş değiştirme	0.068	0.002	0.059	0.002	0.094	0.005
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu						
Okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmedi (Referans)	0.184	0.003	0.134	0.003	0.353	0.009
İlkokul,ortaokul,mesleki ortaokul ve ilköğretim	0.551	0.004	0.543	0.005	0.579	0.009
Genel lise, mesleki veya teknik lise	0.158	0.003	0.187	0.004	0.060	0.004
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	0.107	0.002	0.136	0.003	0.007	0.001
Hanehalkı Reisinin İş Durumu						
Ücretli, maaşlı	0.310	0.004	0.350	0.005	0.173	0.007
Kendi hesabına	0.219	0.003	0.194	0.004	0.306	0.009
Emekli	0.181	0.003	0.220	0.004	0.046	0.004
Yaşlı,engelli veya çalışamaz	0.078	0.002	0.050	0.002	0.170	0.007
Hanenin Özellikleri						
Gelir	10599	106.7	12751	128.63	3208	21.31
Gelirin logaritması	8.979	0.007	9.263	0.006	8.005	0.008
Ev sahipliği	0.644	0.004	0.652	0.005	0.619	0.009
Hanehalkı Tipi						
Tek kişilik (Referans)	0.073	0.002	0.077	0.002	0.062	0.004
Bağımlı çocuk olmayan	0.305	0.004	0.353	0.005	0.139	0.006
Bağımlı çocuk olan	0.621	0.004	0.569	0.005	0.797	0.008
Gözlem Sayısı	10928		8464		2464	

Kaynak: TÜİK, 2009-2012 GYKA verisi kullanılarak yazar tarafından hesaplanmıştır.

Tablo 5'e göre tüm örnekleme hanehalkı reisinin kadın olduğu hanelerin oranı %16.3 iken yoksul olmayan hanelerde bu oran % 16.1, yoksul hanelerde % 17.2'dir. Bütün gözlemler için hanehalkı reisinin ortalama yaşı yaklaşık olarak 50 bulunurken, yoksul olan haneler için hanehalkı reisinin ortalama yaşı 48'tir. Çalışmada ayrıca hanehalkı reisinin yaşı ile hanenin yoksulluk durumu arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi görmek adına yaşın karesi açıklayıcı değişken olarak modelde yer almaktadır.

Tüm örneklem için hanehalkı reisinin evli olduğu hane oranı %82 iken yoksul haneler ve yoksul olmayan hanelerde de hanehalkı reisi evli olan hane oranı yaklaşık %83 civarında olup yoksul ve yoksul olmayan haneler arasında önemli bir farklılık göstermemektedir.

Tablo 5'te hanehalkı reisinin eğitim durumu incelendiğinde, hanehalkı reisinin eğitim seviyesi arttıkça yoksul hanelerde düşüşün olacağı beklentisiyle uyumlu olarak yoksul hanelerde hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmeyenlerin oranı %35 iken hanehalkı reisinin yüksekokul, fakülte ve üzeri öğrenim düzeyinde olduğu hanelerin oranı %0.7'dir. Yoksul olmayan hanelerde ise hanehalkı reisinin yüksekokul, fakülte ve üzeri öğrenim düzeyine sahip olanların oranı %13.4'tür.

Hanehalkı reisinin iş durumu ücretli, maaşlı olan hanelerin, yoksul olmayan haneler içindeki oranı %35 iken yoksul haneler içindeki oranı %17'dir. Yoksul hanelerde hanehalkı reisinin kendi hesabına çalıştığı hanelerin oranı %30 iken yoksul olmayanlar içindeki oranı ise %19'dur (Tablo 5). Benzer şekilde, Şeker ve Dayıoğlu (2015) çalışmalarında hanehalkı reisinin kendi hesabına çalıştığı haneler arasında sürekli yoksulluğun daha yaygın olduğunu ve Türkiye'deki işgücü piyasasında kayıt dışı sektörün önemli bir rol oynaması ve kayıt dışı sektörde istihdam edilenlerin büyük çoğunluğunun sürekli yoksullar olmasının da bu sonucu ortaya çıkardığından bahsetmişlerdir. Hanehalkı reisinin kendi hesabına çalıştığı hanelerin aynı zamanda ekonomik krizler, mevsimsel etkiler gibi negatif şoklardan, düzenli maaş alanlara göre daha çok etkilendikleri göz önüne alındığında yoksulluk oranlarının fazla olması beklenen bir durumdur. İsteğe bağlı olarak son bir yılda hanehalkı reisinin iş değiştirdiği hanelerin oranı tüm örnekleme %6.8 iken yoksul olan hanelerde %9.4'tür. Yoksul olmayan hanelerde ise bu oran %5.9'dur.

Hanehalkı reisinin sosyal güvenlik kurumuna (SGK) kayıtlılık durumuna bakıldığında yoksul olan haneler içerisinde hanehalkı reisinin %19'unun SGK'una kayıtlı olduğu gözlenmektedir. Hanehalkı reisinin kronik hasta olduğu hanelerin yoksul haneler arasındaki oranı %44 iken yoksul olmayan haneler arasındaki oranı %38 ve tüm

örneklem içindeki oranı %40'dır. Kronik hastalığın hem sağlık harcamasının yüksek olmasına hem de bireyi emek gelirinden yoksun bırakma gibi negatif bir etkiye sahip olduğu söylenebilir.

Tablo 5'te yoksul ve yoksul olmayan haneler arasında hanehalkı reisinin emekli olması durumu incelendiğinde, hanehalkı reisi emekli olan hanelerin yoksul olmayanlar içindeki oranı, yoksul olanlar içindeki oranına göre yaklaşık olarak 5 kat daha fazladır. Buna göre emeklilik maaşının düzenli gelir sağlaması gibi etkisi nedeniyle hane yoksulluğunu azaltacağı söylenebilir. Yoksul olan haneler içinde hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışma hayatında aktif yer almayan hanelerin oranı, bu grupta yer alan ve yoksul olmayan hanelerden yaklaşık olarak üç kat daha fazladır.

Çalışmada kullanılan bir değişken de hanehalkı reisinin ev sahipliği durumudur. Tüm örneklem içinde ev sahibi olan hanelerin oranı %64 iken yoksul olmayan haneler içinde ev sahibi olan hanelerin oranı %65, yoksul olan haneler içinde ise %61 oranındadır. Ancak yoksulların müstakil, gecekondü tipi evlerde oturdukları bilinmektedir.

Tek bireyli, bağımlı çocuklu ve bağımlı çocuksuz hane olmak üzere üç kategoride incelenen hane tiplerine bakıldığında tüm örneklem içinde tek kişilik hanelerin, bağımlı çocuğu olmayan ve bağımlı çocuğu olan hanelerin oranının sırasıyla %7, %31 ve %62 olduğu görülmektedir. Bununla birlikte beklenildiği gibi bağımlı çocuklu yoksul hanelerin oranı %80 iken tek kişilik yoksul hanelerin oranı %6 gibi düşük bir orana sahiptir. Bağımlı çocuğa sahip olmayan ve yoksul olmayan hanelerin oranı %35 iken yoksul hanelerde bağımlı çocuğu olmayanların oranı %14'tür (Tablo 5).

Çalışmada kullanılan önemli bir diğer değişken ise hanenin eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert gelirinin logaritmasıdır. Yoksul olmayan hanelerin eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert gelirinin ortalaması 12751 TL, yoksul olan hanelerin eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert gelirinin ortalaması ise 3208 TL'dir. Yoksul ve yoksul olmayan hanelerin eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert geliri arasındaki yaklaşık dört katlık fark Türkiye'de gelir eşitsizliğinin önemli olduğunun bir göstergesidir.

Çalışmada iki yıl üst üste ve üç ve dört yıl yoksul olanlar kronik yoksul olarak sınıflandırılmıştır. Buna göre dört yıllık panel veride bir yıl yoksul olanlar geçici yoksul olarak sınıflandırılmak üzere Tablo 6'da Türkiye'de geçici yoksul ve kronik yoksullarla ilgili özet istatistikler sunulmuştur.

Tablo 6

2009-2012 Yılları İçin Geçici ve Kronik Yoksulların Tanımlayıcı İstatistikleri

		Yoksul Olmayan		Geçici Yoksul		Kronik Yoksul	
Değişkenler		Ort.	Std. Sapma	Ort.	Std. Sapma	Ort.	Std. Sapma
Hanehalkı Reisinin Özellikleri							
Cinsiyet		0.161	0.005	0.168	0.013	0.166	0.008
Yaş		51.27	0.195	47.73	0.495	49.30	0.318
Evli		0.823	0.005	0.825	0.013	0.830	0.008
Kronik hastalık		0.388	0.006	0.358	0.016	0.435	0.010
SGK		0.424	0.006	0.352	0.016	0.209	0.008
İş değiştirme		0.052	0.003	0.121	0.011	0.102	0.006
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu							
Okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmedi		0.112	0.004	0.196	0.014	0.354	0.010
İlkokul,ortaokul,mesleki ortaokul ve ilköğretim		0.523	0.006	0.680	0.016	0.575	0.010
Genel lise, mesleki veya teknik lise		0.202	0.005	0.107	0.010	0.062	0.005
Yüksekokul, fakülte ve üzeri		0.160	0.005	0.016	0.004	0.008	0.001
Hanehalkı Reisinin İş Durumu							
Ücretli, maaşlı		0.367	0.006	0.264	0.015	0.184	0.008
Kendi hesabına		0.166	0.005	0.329	0.016	0.305	0.010
Emekli		0.250	0.005	0.106	0.010	0.050	0.004
Yaşlı,engelli veya çalışamaz		0.042	0.002	0.062	0.008	0.174	0.008
Hanenin Özellikleri							
Gelir		14110	154.12	7280.5	489.92	3979.3	42.67
Ev sahipliği		0.670	0.006	0.575	0.017	0.622	0.010
Hanehalkı Tipi							
Tek kişilik		0.083	0.003	0.044	0.007	0.060	0.005
Bağımlı çocuk olmayan		0.384	0.006	0.245	0.015	0.138	0.007
Bağımlı çocuk olan		0.531	0.006	0.707	0.016	0.798	0.008

Kaynak: TÜİK, 2009-2012 GYKA verisi kullanılarak yazar tarafından hesaplanmıştır.

Tablo 6’da hanehalkı reisinin kadın olduğu hane oranının, geçici yoksul ve kronik yoksullar arasında yaklaşık %16 değeriyle aynı olduğu belirlenmiştir. Hanehalkı reisinin eğitim düzeyinin ise geçici ve kronik yoksul haneler arasında farklılık gösterdiği saptanmıştır. Kronik yoksullarda hanehalkı reisinin okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmediği hane oranı %35,4 iken bu oran geçici yoksullarda %19,6’dır. Hanehalkı reisinin ilkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve ilköğretim düzeyinde olduğu geçici yoksul hane oranı %68 iken kronik yoksul hane oranı %57,5’tir.

Tablo 6’ya göre hanehalkı reisinin kronik hasta olduğu geçici yoksul hane oranı %35,8, kronik yoksul hane oranı %43,5’tir. Hanehalkı reisinin ücretli,maaşlı olarak çalıştığı geçici yoksul hane oranı %26,4 iken kronik yoksul hane oranı %18,4 ile daha düşüktür. Hanehalkı reisinin emekli olduğu geçici yoksul hane oranı %10,6, kronik yoksul hane oranı ise %5’tir. Hanehalkı reisinin yaşlı, engelli ve çalışamaz halde olduğu kronik yoksul hane oranı %17,4 ile geçici yoksul hanelere göre (%6,2) daha fazladır.

Tablo 6’da geçici yoksullar arasında bağımlı çocuklu hane oranının %70,7, kronik yoksul hanelerde ise bağımlı çocuklu hane oranının %79,8 olduğu görülmektedir. Bunun yanında geçici yoksullar arasında tek kişilik hanelerin oranı %4,4 iken kronik yoksullar arasında bu oran %6 ile daha yüksektir.

Hanehalkı reisinin son bir yılda iş değişikliği yaptığı geçici yoksul hane oranı %12,1 iken kronik yoksul hane oranı %10,2’dir. Bunun yanında hanehalkı reisinin sosyal güvenlik kuruluşuna kayıtlı olduğu geçici yoksul hane oranı %35,2 değeri ile kronik yoksul hane oranı olan %20,9’dan daha yüksektir (Tablo 6).

Tablo 7’de Türkiye’de 2009-2012 döneminde geçici yoksulların yoksulluğa giriş ve yoksulluktan çıkışlarına ilişkin tanımlayıcı istatistikler verilmiştir.

Tablo 7

Geçici Yoksul Hanelerin Yoksulluğa Giriş ve Yoksulluktan Çıkışlarına İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

	2009-2010				2010-2011				2011-2012			
	Yoksulluktan Çıkan		Yoksulluğa Giren		Yoksulluktan Çıkan		Yoksulluğa Giren		Yoksulluktan Çıkan		Yoksulluğa Giren	
Değişkenler	Ort.	Std. sap.	Ort.	Std. sap.	Ort.	Std. sap.	Ort.	Std. sap.	Ort.	Std. sap.	Ort.	Std. sap.
Hanehalkı Reisinin Özellikleri												
Cinsiyet	0.163	0.371	0.201	0.402	0.167	0.374	0.171	0.378	0.171	0.378	0.172	0.378
Yaş	49.39	13.55	49	15.60	50.68	15.09	49.77	13.3	50.14	13.50	50.67	15.22
Evlü	0.836	0.371	0.812	0.391	0.809	0.394	0.828	0.378	0.828	0.378	0.816	0.388
Kronik hastalık	0.415	0.494	0.402	0.492	0.398	0.491	0.374	0.485	0.395	0.49	0.471	0.5
SGK	0.35	0.473	0.277	0.449	0.323	0.469	0.312	0.465	0.305	0.462	0.298	0.459
İş değiştirme	0.146	0.354	0.125	0.331	0.127	0.334	0.098	0.298	0.104	0.307	0.12	0.326
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu												
Okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmedi	0.245	0.431	0.305	0.462	0.306	0.462	0.251	0.435	0.238	0.427	0.264	0.442
İlkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve ilköğretim	0.672	0.47	0.59	0.493	0.612	0.488	0.631	0.483	0.656	0.476	0.643	0.48
Genel lise, mesleki veya Teknik lise	0.07	0.256	0.097	0.297	0.063	0.244	0.11	0.314	0.104	0.307	0.074	0.263
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	0.011	0.107	0.006	0.083	0.017	0.13	0.006	0.078	0	0	0.017	0.013
Hanehalkı Reisinin İş Durumu												
Ücretli, maaşlı	0.292	0.456	0.215	0.412	0.231	0.422	0.233	0.424	0.246	0.432	0.229	0.421
Kendi hesabına	0.403	0.492	0.298	0.459	0.381	0.487	0.337	0.474	0.298	0.459	0.321	0.468
Emekli	0.035	0.184	0.083	0.277	0.092	0.29	0.122	0.329	0.089	0.286	0.086	0.281
Yaşlı, engelli veya çalışamaz	0.087	0.283	0.125	0.331	0.092	0.29	0.11	0.314	0.104	0.307	0.137	0.345
Hanehalkı Reisinin Özellikleri												
Gelir	6228	172.5	3557	56.78	9339	215.9	3981	56.95	7379	232	4072	79.78
Ev sahipliği	0.555	0.498	0.59	0.493	0.664	0.473	0.57	0.496	0.619	0.487	0.609	0.489
Hanehalkı Tipi												
Tek kişilik	0.046	0.211	0.083	0.277	0.092	0.29	0.055	0.229	0.037	0.19	0.091	0.289
Bağımlı Çocuk Olmayan	0.146	0.354	0.215	0.412	0.196	0.398	0.165	0.372	0.179	0.384	0.224	0.418
Bağımlı Çocuk Olan	0.801	0.4	0.701	0.459	0.71	0.454	0.779	0.416	0.783	0.413	0.683	0.466
Gözlem sayısı	171		144		173		163		134		174	

Kaynak: TÜİK, 2009-2012 GYKA verisi kullanılarak yazar tarafından hesaplanmıştır.

Tablo 7'ye genel olarak bakıldığında bir önceki döneme göre yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan hanelere ilişkin değişkenlerin ortalama değerlerinde önemli bir farklılık gözlenmemiştir. Bunun yanında yoksulluktan çıkan haneler ile yoksulluğa giren hanelere ilişkin özet istatistiklerde önemli bir farklılık yalnızca hanenin gelirinde görülmektedir. 2009 yılında yoksul değilken 2010 yılında yoksulluğa giren hanelerin ortalamaları gelirleri 3557 TL iken, 2009 yılında yoksulken 2010 yılında yoksulluktan çıkan hanelerin ortalama gelirleri artış göstermiş ve 6228 TL olmuştur. Benzer şekilde 2010 yılına göre 2011 yılında yoksulluğa giren hanelerin ortalama gelirleri 3981 TL iken yoksulluktan çıkan hanelerin ortalama gelirleri 9339 TL'dir. 2011 yılına göre 2012 yılında yoksulluğa giren hanelerin ortalama gelirleri 4072 TL iken yoksulluktan çıkan hanelerin ortalama gelirleri 7379 TL'dir.

5.2. Yöntem

Çalışmanın amaçları doğrultusunda iki temel yöntem kullanılmıştır. İlk olarak Türkiye'de 2009-2012 yılları için Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri setinden yararlanılarak yoksulluğun belirleyicileri rassal etkiler logit modeli kullanılarak tahmin edilmiştir. İkinci kısımda, bağımlı değişkenin hanelerin bir dönem önceki yoksulluk durumlarına göre yoksul olmayan, yoksulluktan çıkan, yoksulluğa giren ve kronik yoksul olan şeklinde dört kategoriyi oluşturduğu rassal etkiler Multinomial Logit (MNL) model tahmini, en çok olabilirlik yaklaşımı ve bayesyen yaklaşımı ile yapılmış ve her iki tahmin yönteminin sonuçları karşılaştırılmıştır.

5.2.1. Rassal Etkiler Logit Modeli

Çalışmada bağımlı değişkenin iki değerli olduğu panel veri modellerinden logit model ile Türkiye'de hanelerin yoksulluğunun belirleyicileri incelenmiştir. Çalışmada bağımlı değişken, hanehalkının eşdeğer fert başına düşen toplam geliri ilgili yılın eşdeğer fert başına düşen medyan gelirinin %60'ı olarak hesaplanan yoksulluk sınırından düşük ise hanenin yoksul, bu sınırın üstünde ise hanenin yoksul olmadığını gösteren ve haneler yoksul ise 1, yoksul değil ise 0 değerini alan nitel bağımlı değişkendir. Y_{it}^* , hanelerin yoksulluk durumlarını etkileyen gizli değişken olmak üzere model matematiksel olarak Eşitlik (5.1) ile gösterilmektedir.

$$Y_{it}^* = \mu_i + x'_{it}\beta + u_{it} \quad i=1,2,...,2732, \quad t=2009,2010,2011,2012 \quad u_{it} \sim iid(0, \sigma^2) \quad (5.1)$$

$$Y_{it} = \begin{cases} Y_{it}^* < Y_{it,smr}^* & \text{ise } 1 \\ Y_{it}^* > Y_{it,smr}^* & \text{ise } 0 \end{cases}$$

β , katsayılar vektörünü, X_{it} , bağımsız değişkenlerin vektörünü ve μ_i , hanelere ilişkin zamandan bağımsız gözlenemeyen birim etkileri göstermektedir (Greene, 2003, s. 698). Çalışmada yer alan hanelerin büyük bir ana kütleden rassal olarak seçildiği bilindiği için bu birim etkilerin de rassal olduğu varsayılmaktadır (Baltagi, 2005).

Tüm bu bilgiler çerçevesinde çalışmada Türkiye’de 2009-2012 yılları için yoksulluk durumunun incelenmesi amacıyla rassal etkiler logit modelinden yararlanılmaktadır. $P(Y_{it}=1)$, i-nci bireyin t zamanında yoksul olma olasılığı ve $F(\cdot)$, lojistik dağılımı takip ettiği varsayılan kümülatif dağılım fonksiyonunu göstermek üzere rassal etkiler logit modeli Eşitlik (5.2) ile gösterilmektedir. (Greene, 2003, s. 698).

$$P(Y_{it} = 1 | x_{it}, \mu_i) = F(\mu_i + x'_{it}\beta) = \frac{e^{\mu_i + x'_{it}\beta}}{1 + e^{\mu_i + x'_{it}\beta}} \quad (5.2)$$

Rassal etkiler logit modelin tahmini en çok olabilirlik yaklaşımıyla yapılmaktadır. Olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (5.3) şeklinde yazılmaktadır (Greene, 2003, s. 667-692).

$$L_i = P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i} | X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\prod_{t=1}^{T_i} P(Y_{it} = y_{it} | x'_{it}\beta + \mu_i) \right] f(\mu_i) d\mu_i \quad (5.3)$$

5.2.2. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modeli

Çalışmada McFadden(1973) tarafından geliştirilen genel MNL model, hanelerin tekrarlı gözlemleri arasındaki korelasyonu dikkate almak amacıyla rassal birim etkili MNL model olarak ele alınmaktadır. Bağımlı değişken hanelerin bir dönem önceki yoksulluk durumlarına göre yoksul olmayan (1), yoksulluktan çıkan (2), yoksulluğa giren (3) ve kronik yoksul (4) şeklinde dört kategoriden oluşmaktadır. Yoksul olmayanlar referans kategori olarak alınmıştır. Buna göre rassal etkiler MNL model, X_{it} özelliklerine sahip i-nci hanenin t zamanında j yoksulluk durumunda bulunmasının

olasılığı $P(Y_{it} = j / X_{it})$ olmak üzere Eşitlik (5.4)'de verilmektedir (Haan, Uhlenborff, 2006; Haynes vd.,2008).

$$\pi_{ij} = P(Y_{it} = j / X_{it}, \alpha_i) = \frac{\exp(X_{it}\beta_j + \alpha_{ij})}{\sum_{k=1}^J \exp(X_{it}\beta_k + \alpha_{ik})} \quad j = 1, 2, 3, 4; \quad t = 2010, 2011, 2012 \quad (5.4)$$

Rassal etkiler multinomial logit model tahmini en çok olabilirlik yaklaşımıyla yapılmaktadır. Olabilirlik fonksiyonu Eşitlik (5.5) şeklinde yazılmaktadır.

$$L = \prod_{i=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^{T_i} \prod_{j=1}^J \left(\frac{\exp(X_{it}\beta_j + \alpha_{ij})}{\sum_{k=1}^J \exp(X_{it}\beta_k + \alpha_{ik})} \right)^{d_{ijt}} f(\alpha_i) d\alpha_i \quad (5.5)$$

i-nci birey t zamanında j yoksulluk durumunda bulunursa d_{ijt} , bir değerini almaktadır aksi durumda sıfır değerini almaktadır (Haan, Uhlenborff, 2006). Gözlemlenemeyen birim etki α_i 'nin sıfır ortalama ve Σ varyans-kovaryans matrisi ile çok değişkenli normal dağıldığı varsayılmaktadır (Haynes, vd., 2008).

Rassal etkiler MNL modeli de kapsayan genelleştirilmiş doğrusal karma modellerin (Generalized Linear Mixed Models, GLLM) ve genelleştirilmiş doğrusal gizli ve karma modeller (Generalized Linear Latent And Mixed Models, GLLAMM) olarak bilinen modellerin tahmini STATA programında gllamm paketi ile sağlanabilmektedir. GLMM'lerin analizinde gllamm paketinde, örneklem olabilirliğini maksimize etmek için gözlenemeyen birim etkinin dağılımı üzerinden integrallerin hesaplanabilmesi amacıyla uyarlamalı kuadratik yaklaşımdan yararlanılmaktadır (Rabe-Hesketh, Skrondal, ve Pickles, 2002). Bunun yanında rassal etkiler MNL modelin tahmini için uyarlamalı kuadratik yaklaştırma tekniğini kullanan klasik yaklaşıma alternatif olarak markov zinciri monte carlo (MCMC) simülasyon tekniğini kullanarak rassal birim etkilere göre integrallerin hesaplanmasını sağlayan bayesyen yöntem de önerilmiştir. Rassal etkiler MNL modelin katsayı tahminlerinin bayesyen tahmini için R paket programında Hadfield (2010) tarafından MCMC tekniği kullanılarak GLMM'leri tahmin etmek için geliştirilen MCMCgllmm isimli paketten yararlanılmaktadır. Hadfield (2010), MCMC tekniği içerisinde Metropolis-Hastings

algoritması kullanarak GLMM'lerini tahmin etmek için, kısıtsız kovaryans matrisleri ve heterojen varyansları içererek özelleştirilen çeşitli hata ve rassal etki varyans yapılarına izin vererek oldukça etkin bir yöntem sunmaktadır. Bu yöntemin en büyük avantajı büyük örneklemlemlerle çalışıldığı durumda bile analizin gerçekleşmesi için gerekli zamanın klasik tahmin yöntemlerine göre daha kısa olmasıdır.

5.3. Araştırma Bulguları

5.3.1. Rassal Etkiler Logit Modelinin Tahmini

TÜİK 2009-2012 yıllarına ait GYKA mikro panel veri setinden yararlanılarak Türkiye’de genel anlamda yoksulluğun belirleyicilerini ortaya çıkarmak amacıyla rassal etkiler logit modeli tahmin edilmiştir. Birim etkilerin normal dağılımlı olduğu varsayımı altında rassal etkiler logit modelin en çok olabilirlik yöntemi ile elde edilen katsayı tahminleri ve marjinal etki değerleri Tablo 8’de sunulmuştur.

Tablo 8

Rassal Etkiler Logit Modelin Parametre Tahmini

Değişkenler	Katsayılar	Standart Hatalar	Marjinal Etkiler
Hanehalkı Reisinin Özellikleri			
Cinsiyet	-1.524*	0.326	-0.062*
Yaş	0.295*	0.038	0.012*
Yaşın karesi	-0.003*	0.0003	-0.0001*
Evli	0.289	0.333	0.012
Kronik hastalık	0.124	0.148	0.005
SGK	-0.687*	0.216	-0.028*
İş değiştirme	0.248	0.222	0.010
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu			
İlkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve ilköğretim	-1.165*	0.240	-0.047*
Genel lise, mesleki veya teknik lise	-2.395*	0.363	-0.097*
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	-2.660*	0.716	-0.107*
Hanehalkı Reisinin İş Durumu			
Ücretli, maaşlı	-0.465***	0.254	-0.019***
Kendi hesabına	0.060	0.217	0.002
Emekli	-1.369*	0.311	-0.055*
Yaşlı, engelli veya çalışamaz	0.505***	0.294	0.020***
Hanenin Özellikleri			
Gelirin logaritması	-8.792*	0.339	-0.355*
Ev sahipliği	0.540*	0.184	0.022*
Hanehalkı Tipi			
Bağımlı çocuk olmayan	2.412*	0.402	0.098*
Bağımlı çocuk olan	6.697*	0.439	0.271*
Sabit	69.267*	2.852	
Wald χ^2 (18)	756.64*		
ρ	0.652*	0.024	

Not: Parantez içindeki değerler katsayıların standart hatalarıdır. ***, **, *, sırasıyla %10, %5 ve %1 önem düzeylerini göstermektedir.

Tablo 8’de Wald istatistiğinin anlamlı bulunması, rassal etkiler logit modelin genel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Birim etkiye ait varyansın, birim etki ve hata teriminin varyanslarının toplamı içindeki payını veren ρ katsayısının, olabilirlik oranı testine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu belirlenmiştir. Yani modelde birim etkinin var olduğu söylenebilir (Tatoğlu, 2013, s. 179).

Çalışmada kullanılan değişkenler arasında hanehalkı reisinin yaşının ve yaşının karesinin, hane halkı reisinin kadın olmasının, hanehalkı reisinin eğitim durumunun, hanehalkı reisinin ücretli, maaşlı çalışıyor ve emekli olmasının, hanehalkı reisinin yaşlı, engelli ya da çalışma hayatında aktif yer almamasının, hanehalkı reisinin SGK’ya kayıtlı olmasının, hanehalkının ev sahibi olmasının, hanehalkının tipinin ve hanehalkı gelirinin Türkiye’de hanelerin yoksulluğunu etkileyen değişkenler olduğu ve bu değişkenlerin katsayılarının istatistiki olarak anlamlı olduğu belirlenmiştir.

Tablo 8 incelendiğinde, hanehalkı reisinin yaşının katsayısı pozitif işaretli iken, hanehalkı reisinin yaşının karesinin katsayısı negatif işaretli bulunmuştur. Bu bulgu, hanehalkı reisinin yaşı arttıkça hanelerin yoksul olma olasılıklarının arttığını ancak belli bir yaştan sonra ise yaş artışı ile birlikte hanelerin yoksul olma olasılıklarının azalacağını göstermektedir. Özellikle yoksul hanelerde hanehalkı reisinin ortalama yaşının 48.8 olduğu dikkate alındığında hanehalkı reisinin yaşının ortalama yaşın üzerinde olduğu hanelerde iş deneyimi ile birlikte maaştaki süreklilik nedeniyle hanehalkı reisinin yaşının yoksulluk üzerindeki etkisinin belli bir noktadan sonra azalan etki göstermesi beklentiyle uyumludur.

Hanehalkı reisinin eğitim durumunun yoksulluk üzerindeki etkisine bakıldığında, hanehalkı reisinin eğitim seviyesi arttıkça yoksulluğun azalacağı gözlenmektedir. Hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmediği hanelere göre hanehalkı reisinin ilkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve ilköğretim düzeyinde olduğu hanelerde yoksulluk %4.7 oranında, hanehalkı reisinin yüksekokul, fakülte ve üzeri öğrenim düzeyine olduğu hanelerde yoksulluk %10.7 oranında daha azdır. Elde edilen sonuçlarla tutarlı olarak Dayıoğlu(2007) çalışmasında yüksek eğitim düzeyine sahip hanelerin yoksulluğa düşme riskinin daha az olduğundan bahsetmiştir. Ayrıca, eğitimin, üretkenliği belirlemek dışında belirli bir gelir düzeyini daha akıllıca kullanmada rol oynayabileceğinden ve daha eğitilmiş bireylerin tüketim harcamalarını düzenlemede daha başarılı olduklarından bahsetmiştir. Dalgıç vd.(2015) çalışmalarında ise eğitimin yoksulluk üzerindeki etkisinin yanında yoksulluğun eğitim

üzerinde etkisi olduğunu ve yoksulluğun artmasının eğitime erişimi kısıtlayarak eğitim düzeyini düşürdüğünü belirtmişlerdir.

Hanehalkı reisinin ücretli, maaşlı olmasının beklenildiği gibi hane yoksulluğu üzerinde negatif bir etkisi bulunmaktadır. Bu bulgu, hanehalkı reisinin düzenli maaş almasının yoksulluk riskini azalttığını göstermektedir. Hanehalkı reisinin ücretli-maaşlı olduğu hanelerde yoksulluk 0.019 değeriyle, hanehalkı reisinin diğer iş kollarında çalıştığı hanelere göre daha düşüktür. Hanehalkı reisinin emekli olmasının da yoksulluğu negatif etkilediği ve hanehalkı reisinin emekli olduğu hanelerde yoksulluğun 0.055 değeriyle hanehalkı reisinin emekli olmadığı hanelere göre daha düşük olduğu saptanmıştır. Bu da düzenli gelirin yoksulluğu azaltıcı etkisinin olduğunu göstermektedir.

Çalışmada hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışamaz halde olduğu hanelerin, hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışamaz halde olmadığı hanelere göre yoksul olma olasılıkları 0.020 değeriyle beklenildiği gibi daha yüksektir. Bu da yoksulluk ile mücadelede hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışamaz halde olduğu hanelere öncelik verilmesi durumunda yoksulluğun azaltılabileceğini göstermektedir.

Tablo 8’de hanehalkı reisinin SGK’ya kayıtlı olmasının 0.028 değeriyle hane yoksulluğunu negatif etkilediği görülmektedir. Hanehalkının ev sahibi olmasının ise beklenilenin aksine hanenin yoksulluğu üzerinde etkisi pozitif işaretli bulunmuştur. Benzer şekilde Aydın (2011), Türkiye’de nispi yoksul sınıfına giren ve gelir dağılımının en alt %15’lik diliminde yer alan kesimlerde ev sahipliği oranının Türkiye ortalamasının üzerinde olduğuna ve yoksul hanelerin %73’ünün ev sahibi olduğundan bahsetmiştir. Ancak yoksulların oturduğu evlerin derme-çatma, müstakil, gecekondü tipi evler olduğu da göz ardı edilmemelidir.

Çalışmada, tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olmayan hanelerin ve bağımlı çocuğu olan hanelerin yoksul olma durumları sırasıyla 0.098 ve 0.271 değerleriyle daha yüksek bulunmuştur. Yani tek bireyden oluşan hanelere göre bağımlı çocuğu olan hanelerdeki artışın yoksulluk üzerinde 0.271, bağımlı çocuğu olmayan hanelerde ise 0.09 daha fazla artışa yol açacağı söylenebilir.

Tablo 8’de belirtildiği gibi gelirin logaritması hanelerin yoksul olma olasılıkları üzerinde 0.35 değeriyle negatif etkilidir. Bu da hanenin gelirin arttırılmasının yoksulluğun azaltılmasında oldukça önemli olduğunu göstermektedir. Çalışmada gelir değişkeni olarak hanehalkı toplam yıllık gelirin eşdeğer hanehalkı

büyüklüğüne bölünmesi ile elde edilen hanehalkı eşdeğer fert geliri kullanılarak hanedeki her bir bireyin hane geliri üzerindeki ağırlığı da dikkate alınmıştır.

5.3.2. Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelin Klasik Tahmini

TÜİK 2009-2012 yıllarına ait GYKA mikro panel veri setinden yararlanılarak Türkiye’de yoksulluğun dinamiklerini hanenin yoksulluktan çıkış, yoksulluğa geçiş ve kronik yoksulluklarını etkileyen değişkenlerin belirlemek için rassal etkiler MNL modelin klasik yaklaşım olan en çok olabilirlik yaklaşımıyla tahmini için STATA programında gllamm komutu kullanılmıştır. Olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonunda gözlenemeyen rassal etkilere göre integrallerin hesaplanmasında uyarlamalı kuadratik yaklaştırma yöntemini kullanılmıştır. İntegral yaklaşımlarının kesinliği ve geçen zaman kuadratik noktaların sayısına göre değiştiği için ilk olarak 4 kuadratik nokta ile yapılan analiz daha sonra 8 ve 12 nokta ile tekrarlanmıştır. Elde edilen katsayıların, standart hataların ve logaritmik olabilirlik değerinin benzer olması 4 kuadratik noktanın analiz için yeterli olduğunu göstermektedir.

Rassal Etkiler MNL modelin STATA’da uyarlamalı kuadratik ile gllamm komutu kullanılarak 4 kuadratik nokta ile yaklaşık olarak 120 saat sonunda elde edilen tahmin sonuçları Tablo 9’da yer almaktadır.

Tablo 9.

Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelin En Çok Olabilirlik Yöntemiyle Elde Edilen Parametre Tahminleri

Değişkenler	Yoksulluktan Çıkan (2)	Yoksulluğa Giren(3)	Kronik Yoksul(4)
Hanehalkı Reisinin Özellikleri			
Cinsiyet	-0.654* (0.227)	-0.765* (0.266)	-1.313* (0.226)
Yaş	0.056** (0.025)	0.202* (0.029)	0.230* (0.025)
Yaşın karesi	-0.0006** (0.0002)	-0.001* (0.0002)	-0.002* (0.0002)
Evli	-0.103 (0.232)	0.190 (0.277)	0.412*** (0.238)
Kronik hastalık	0.208*** (0.117)	0.145 (0.135)	0.210*** (0.117)
SGK	-0.380** (0.147)	-0.151 (0.177)	-0.909* (0.154)
İş değiştirme	0.597* (0.166)	0.218 (0.202)	0.031 (0.177)
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu			
İlkokul, ortaokul, mesleki ortaokul ve İlköğretim	-0.781* (0.153)	-0.589* (0.177)	-1.190* (0.151)
Genel lise, mesleki veya teknik lise	-1.729* (0.233)	-1.052* (0.257)	-2.047* (0.230)
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	-2.541* (0.483)	-0.945*** (0.540)	-1.818* (0.522)
Hanehalkı Reisinin İş Durumu			
Ücretli, maaşlı	-0.292 (0.180)	-0.362*** (0.213)	-0.436** (0.178)
Kendi hesabına	0.567* (0.151)	0.470** (0.181)	0.124 (0.153)
Emekli	-0.931* (0.231)	-0.289 (0.249)	-1.443* (0.236)
Yaşlı, engelli veya çalışamaz	0.484** (0.233)	0.657** (0.267)	0.870* (0.225)
Hanenin Özellikleri			
Gelirin logaritması	-1.758* (0.140)	-6.250* (0.209)	-6.937* (0.198)
Ev sahipliği	-0.003 (0.115)	0.370* (0.134)	0.530* (0.117)
Hanehalkı Tipi			
Bağımlı çocuk olmayan	0.524*** (0.273)	2.329* (0.320)	2.354* (0.288)
Bağımlı çocuk olan	2.037* (0.280)	5.106* (0.348)	6.103* (0.315)
Sabit	13.209* (1.299)	48.189* (1.827)	54.742* (1.700)
Birim Varyanslar	0.061 (0.065)	0.398 (0.207)	0.301 (0.234)
Cor(2,3)=0.448 Cor(2,4)=0.297 Cor(3,4)=0.966			

Not: Parantez içindeki değerler katsayıların standart hatalarıdır. ***, **, *, sırasıyla %10, %5 ve %1 önem düzeylerini göstermektedir.

Tablo 9 incelendiğinde, rassal etkiler MNL modelinde kullanılan değişkenlerinin parametre tahminlerinin çoğu istatistiki olarak anlamlı elde edilmiştir.

Yoksulluktan çıkan, yoksulluğa giren ve kronik yoksul hanelerin rassal birim etkilerinin varyansları sırasıyla 0.061, 0.398 ve 0.301 bulunmuştur. Bu bulgu modelde hanelerin kendilerine özgü gözlenemeyen bir heterojenliğin olduğunu göstermektedir. Heterojenliğin derecesi yoksulluktan çıkan haneler için diğer hanelere göre daha düşük bulunmuştur.

Rassal etkilerin korelasyonlarına bakıldığında ise yoksulluktan çıkan ve yoksulluğa giren hanelerin gözlenemeyen özelliklerini içeren rassal birim etkiler arasında 0.448 değerinde pozitif ilişki bulunmuştur. Bu değere göre ilgili yıllarda yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan hanelerin benzer bir gözlenemeyen etkiyi paylaştıkları söylenebilmektedir. Yoksulluktan çıkan ve kronik yoksul hanelerin rassal etkileri arasındaki korelasyon yine pozitif olmakla birlikte bu etkinin diğer korelasyon değerlerine göre daha düşük olması beklenilen bir sonuçtur. Aynı zamanda yoksulluğa giren ve kronik yoksul hanelerin rassal birim etkileri arasında 0.966 değerinde güçlü bir pozitif ilişki bulunmuştur. Bu bulgu da hanelerin yoksulluğa düşmelerinde ve kronik yoksul olmalarında hanelerin gözlenemeyen özelliklerinin ortak bir etkisi olduğunu göstermektedir.

Tablo 9’da anlamlı katsayılar arasında hanelerin yoksul olmamasına göre hanelerin yoksulluğa girmesini ve yoksulluktan çıkmasını etkileyen değişkenlerin katsayı büyüklükleri arasında fark olmasıyla birlikte katsayıların aynı işarete sahip olduğu gözlenmiştir. Bu bulgu ve yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan hanelerin benzer bir gözlenemeyen rassal etkiyi paylaşımları nedeniyle çalışmada yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan haneler genel olarak geçici yoksul haneler olarak sınıflandırılmıştır.

Tablo 9’a göre hanehalkı reisinin yaşı, yoksul olmayanlara göre hem geçici yoksulluk hem de kronik yoksulluk üzerinde pozitif, hanehalkı reisinin yaşının karesi ise negatif bir etkiye sahiptir. Bu bulgu, hanehalkı reisinin yaşı arttıkça hanelerin hem geçici hem de kronik yoksul olma olasılıklarının arttığını ancak belli bir yaştan sonra ise yaş artışı ile birlikte hanelerin yoksul olma olasılıklarının azalacağını göstermektedir.

Çalışmada, hanehalkı reisi kadın olan hanelerin geçici yoksul ve kronik yoksul olma olasılıklarının hanehalkı reisi erkek olanlara göre daha az olduğu sonucu elde edilmiştir. Bunun yanında hanehalkı reisinin kadın olduğu hanelerde kronik yoksul olma olasılığı hanenin geçici yoksul olma olasılığından daha düşüktür. Bu bulgu,

hanehalkı reisinin kadın olmasının yoksulluğu arttıran etkisi olduğu yönündeki genel kanıya ters olmasıyla birlikte yoksulluk çalışmalarıyla ilgili literatür de bu sonucu desteklemektedir. Öyle ki Devicienti (2002) ve Andriopoulou, Tsakloglou (2011) çalışmalarında hanehalkı reisi kadın olanların yoksulluktan çıkmak için bir yol bulabileceğini ancak bu hanelerin yoksulluğa geçmesi üzerinde cinsiyetin herhangi bir etkisinin olmadığından bahsetmişlerdir. Wallelign vd. (2016) de hanedeki yetişkin kadın sayısındaki artışın hanenin yoksulluktan çıkma, yoksulluğa girme ve kronik yoksul olma riskini düşürdüğünden ancak hanehalkı reisinin cinsiyetinin yoksulluk durumu üzerinde herhangi bir etkisi olmadığını bulmuşlardır. Acar ve Başlevent (2014), hanehalkı reisi erkek olanlara göre hanehalkı reisi kadın olanların yoksulluktan çıkma olasılıklarının daha fazla olduğunu, yoksulluğa girme olasılıklarının ise daha az olduğunu belirtmişlerdir. Benzer şekilde Dalgıç, İyidoğan ve Güven (2015) çalışmalarında, hanehalkı reisinin kadın olmasının yoksulluk riskini azalttığından bahsetmişlerdir.

Tablo 9’da yer alan bulgulara göre hanehalkı reisinin evli olmasının hanenin yoksul olmamasına göre hanenin geçici yoksul olmasında bir etkisi bulunmazken hanenin kronik yoksul olma olasılığı üzerinde pozitif bir etkisi bulunmuştur. Benzer şekilde Walelign vd. (2016) de hanehalkı reisinin evli olmasının, hanelerin yoksul olmamasına göre yoksulluktan çıkma, yoksulluğa girme ve kronik yoksul olma olasılıklarını pozitif olarak etkilediğini bulmuşlardır.

Tablo 9’a göre hanehalkı reisinin eğitim seviyesi arttıkça hanelerin hem geçici yoksul hem de kronik yoksul olma olasılıklarının artan oranda azaldığı gözlenmektedir. Eğitim düzeyindeki artışın hanenin yoksulluktan çıkma olasılığını arttırması beklenirken negatif katsayılar elde edilmesinin, yoksulluktan çıkan hanelerin geçici yoksul kategorisinde yer alması nedeniyle olduğu düşünülmektedir. Tablo 9’a göre hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmediği hanelere göre hanehalkı reisinin genel lise, mesleki veya teknik lise mezunu olmasının kronik yoksul olma olasılığını önemli ölçüde düşürdüğü gözlenmiştir.

Çalışmada hanehalkının yoksulluğa girmesi ve yoksulluktan çıkmasını etkileyen etmenlerin benzer işaretlere sahip olduğu gözlenmesine rağmen bazı değişkenlerin anlamlılıkları farklılık göstermektedir. Hanehalkı reisinin kronik hasta olması hanenin yoksul olmamasına göre hanenin yoksulluktan çıkma olasılığını ve kronik yoksul olma olasılığını pozitif etkilerken hanenin yoksulluğa girme olasılığı üzerinde herhangi bir

anlamli etkisi bulunmamıştır. Çalışmada hanehalkı reisi yaşı, engelli veya çalışamaz halde olan hanelerin geçici ve kronik yoksul olma olasılıkları da pozitif bulunmuştur.

Tablo 9'a göre hanehalkı reisinin ücretli, maaşlı olmasının hanenin yoksul olmamasına göre hanenin yoksulluğa girme ve kronik yoksul olma olasılığını negatif etkilemektedir. Bu bulgu hanehalkı reisinin düzenli maaş almasının hanenin yoksulluk riskini azalttığını göstermektedir.

Tablo 9'da hanehalkı reisinin emekli olmasının hanenin yoksul olmamasına göre yoksulluğa girme olasılığı üzerinde anlamlı bir etkisinin olmadığı bunun yanında hanenin yoksulluktan çıkmasını negatif etkilediği belirlenmiştir. Bu sonuç hanehalkı reisi emekli olan hanelerin yoksulluğa düşmeleri durumunda yoksulluktan çıkma ihtimallerinin düşük olduğunu göstermektedir. Bunun yanında hanehalkı reisinin emekli olmasının hanelerin kronik yoksul olmalarını negatif etkilediği bulunmuştur. Buna göre hanehalkı reisi emekli olan hanelerin düzenli gelirleri nedeniyle kronik yoksulluk gibi yoksulluğu daha şiddetli yaşayan kesimde yer alması daha az olasıdır.

Tablo 9'da hanehalkı reisinin kendi hesabına çalışmasının hanenin yoksulluktan çıkması ve yoksulluğa girme olasılığını pozitif etkilediği, hanenin kronik yoksul olma olasılığı üzerinde ise anlamlı bir etkisinin olmadığı belirlenmiştir. Bu bulgu, hanehalkı reisi kendi hesabına çalışan hanelerin ekonomik faktörler gibi negatif şoklardan etkilenen geçici yoksul haneler olduğunu bunun yanında kronik yoksul olacak kadar gelirden yoksun olmadıklarını göstermektedir.

Tablo 9'da hanehalkı reisinin SGK'ya kayıtlı olmasının hanenin kronik yoksul olma olasılığını negatif etkilediği görülmektedir. Hanehalkı reisinin SGK'ya kayıtlı olmasının hanenin yoksulluğa girme olasılığı üzerinde bir etkisinin olmadığı bununla birlikte hanenin yoksulluktan çıkma olasılığını negatif etkilediği belirlenmiştir.

Rassal etkiler logit modelin tahmin sonuçlarına göre hanehalkı reisinin geçen yıldan bu yana iş değişikliği yapması hanenin yoksul olma olasılığını etkilemezken, rassal etkiler MNL modelin sonucuna göre hanehalkı reisinin geçen yıldan bu yana iş değişikliği yapması hanenin yoksulluktan çıkma olasılığını pozitif etkilemektedir. Bu bulguya göre hanehalkı reisinin iş değişikliği yapmasının daha yüksek gelirli bir iş nedeniyle iş değişikliği yaptığı varsayılırsa hanenin gelirini artırdığı ve bu nedenle yoksulluktan çıkma olasılığı üzerinde olumlu bir etki yaptığı söylenebilir. Bunun yanında hanehalkı reisinin iş değiştirme dönemleri arasında hanelerin yoksulluğa girme olasılıklarında herhangi bir anlamlı etkinin görülmemesinde işsizlik sigortalarının ya da tasarrufların etkisinin olduğu düşünülmektedir.

Çalışmada hanehalkının ev sahibi olmasının hanenin yoksulluktan çıkma olasılığı üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmamıştır. Bunun yanında hanehalkının ev sahipliğinin hanenin yoksulluğa girme ve kronik yoksul olma riskini arttırdığı sonucu elde edilmiştir. Benzer şekilde rassal etkiler logit modelinde hanehalkının ev sahipliğinin hanelerin yoksul olma olasılığını arttırdığı sonucu elde edilmiştir. Buna göre Türkiye’de ev sahipliğinin hanelerin refah göstergesi olmadığı bunun yanında yoksullar arasında ev sahipliğinin daha yüksek oranlarda olduğu görülmektedir.

Çalışmada tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olmayan hanelerin geçici yoksul ve kronik yoksul olma risklerinin daha fazla olduğu ve bağımlı çocuğu olan hanelerin bu riski daha fazla da hissettiği elde edilmiştir. Öyle ki yoksul olmayan tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olan hanelerin kronik yoksul olma logaritmik bahis oranı 6.103 bulunmuştur. Yoksul olmayan tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olmayan hanelerin kronik yoksul olma logaritmik bahis oranı ise 2.354 olarak elde edilmiştir. Bunun yanında yoksul olmayan tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olan ve bağımlı çocuğu olmayan hanelerin kronik yoksul olma olasılıkları geçici yoksul olma olasılıklarından daha fazla bulunmuştur. Bu sonuçlar hanedeki kişi sayısının artması ile yoksulluk riskini artacağını bildiren literatürle de uyumlu olmaktadır. Acar ve Başlevent (2014), bağımlı çocuk sayısının fazla olmasının hanelerin yoksulluktan çıkma olasılığını azaltırken, hanelerin yoksulluğa girme riskini arttırdığını bulmuşlardır. Temiz (2008), yoksul hanelerin kalabalık nüfusa sahip olmasının bağımlılık oranını arttırdığını ve bu durumun yoksulluğun kronikleşmesine neden olduğunu ve dolayısıyla, bu durumdaki hanehalklarının ekonomik fırsatları kaçırdığı ve yaşamlarını güvence altına alamadıklarını söylemiştir. Buna göre gelişmiş ülkelerde olduğu gibi bağımlı çocuğu olan hanehalklarının olduğu hanelere sosyal yardım yapılması bu hanelerin yoksulluk durumundan kurtulmalarını ve yoksulluklarının kronikleşmesinin önüne geçilmesini sağlayacaktır.

Tablo 9’da hanehalkı gelirin beklenildiği gibi hanelerin geçici ve kronik yoksul olma riskini önemli bir oranda azalttığı görülmektedir. Buna göre yoksulluğun ortadan kaldırılması ve yoksulluğu azaltılması amacıyla hane gelirin artırılması oldukça önemlidir.

5.2.3. Multinomial Logit Modelin Bayesyen Tahmini

Rassal etkiler MNL modelin bayesyen tahmini için R paket programında Hadfield (2010) tarafından MCMC tekniği kullanılarak GLMM'leri tahmin etmek için geliştirilen MCMCglmm isimli paketten yararlanılmıştır. MCMC simülasyon yönteminin Metropolish-Hastings Algoritmasının kullanıldığı çalışmada bağımlı değişkenlerin multinomial dağılımlı olduğu varsayılmaktadır. Bunun yanında benzer modeller ile çalışan Pettitt vd. (2006), Haynes vd. (2008) takip edilerek çalışmada parametreler için bilgi içermeyen normal önsel dağılımlar, rassal birim etkiler için sıfır ortalamalı ve (2×2) boyutlu Σ varyans ile çok değişkenli normal önsel dağılımlar, Σ (ko)varyans matrisi için ise önsel dağılım olarak ters-Wishart dağılımı kullanılmıştır.

Çalışmada 250 bin iterasyonun kullanıldığı algoritmada yakınsamanın gerçekleştiği iterasyon sayısı (burn-in period) 100 bin olarak belirlenmiş ve toplam iterasyon sayısından çıkarılmıştır. Böylece parametreler başlangıç değerlerinin etkisinden arındırılmıştır. Bunun yanında iki zincirin kullanıldığı algoritmada zincirler arasında olası korelasyonun etkisini yok etmek amacıyla seyretme (thinning) sayısı 100 olarak alınmıştır. Buna göre yalnızca her yüzüncü iterasyon kaydedilmekte ve böylece otokorelasyon sorunu da ortadan kaldırılmış olmaktadır. Böylece bir önceki değerin bir sonraki değeri etkilemediği daha güvenilir tahminler elde edilmiştir.

Çalışmada MCMC yöntemindeki zincirlerin yakınsadığının test edilmesi amacıyla Gelman-Rubin (1992) yakınsama testi, Heidelberger-Welch (1992) yakınsama testi ve Geweke(1992) testi kullanılmaktadır. Gelman-Rubin istatistiğine göre yakınsamanın sağlanması için hesaplanan potansiyel ölçeği azaltma fonksiyonu (potential scale reduction function, Psrf) değerinin ve her bir katsayı için nokta tahminlerinin 1.1 ya da 1.2'den küçük olması gerekmektedir. Yapılan test sonucunda Psrf değeri ve bütün katsayılar için nokta tahmini 1.2'den küçük çıkmıştır ve yakınsama sağlanmıştır.

Çalışmanın EK A kısmında yer alan Heidelberger ve Welch Yakınsama Testi sonuçlarına göre bütün değişkenler için olasılık değerlerinin %5'den büyük olduğu ve böylece durağanlığın sağlandığını ifade eden boş hipotezin reddedilmediği ve yakınsama testinin başarılı olduğu gözlenmiştir. Böylece zincir durağan bir dağılıma ulaştığında sonsal dağılım elde edilebilmektedir. Heidelberger-Welch testinin ikinci kısmında halfwidth (yarı genişlik) testi uygulanmaktadır. Bu kısımda, yarı genişlik değeri örneklem ortalamasının 0.1 katından küçük olduğu için halfwidth testinin başarılı

olduğunu ve parametrelerin kesin sonuçlarına ulaşmak için daha uzun zincir gerekmediğini söyleyebiliriz. Çalışmanın EK A kısmında yer alan Geweke(1992) testi sonuçlarına göre elde edilen Geweke test istatistiklerinin mutlak değerce ikiden küçük olması da zincirlerin yakınsadığını göstermektedir.

MCMC yöntemindeki zincirlerin yakınsadığından emin olunduğu durumda elde edilen katsayı tahminlerinin güvenilir olduğu söylenebilmektedir. Sonuç olarak rassal etkiler MNL modelin bayesyen yaklaşım ile elde edilen parametre tahminlerinin sonsal dağılım ortalamaları Tablo 10’da sunulmuştur.



Tablo 10

Rassal Etkiler Multinomial Logit Modelin MCMC Yöntemiyle Sağlanan Tahmin Sonuçları

Değişkenler	Yoksulluktan Çıkan	Yoksulluğa Giren	Kronik Yoksul
Hanehalkı Reisinin Özellikleri			
Cinsiyet	-0.803* (0.273)	-0.889* (0.311)	-1.636* (0.275)
Yaş	0.063* (0.028)	0.240* (0.033)	0.276* (0.030)
Yaşın karesi	-0.0007* (0.0002)	-0.002* (0.0003)	-0.002* (0.0002)
Evli	-0.104 (0.284)	0.249 (0.327)	0.498 (0.288)
Kronik hastalık	0.262 (0.141)	0.173 (0.161)	0.254 (0.143)
SGK	-0.493* (0.174)	-0.204 (0.212)	-1.134* (0.187)
İş değiştirme	0.736* (0.203)	0.296 (0.240)	0.048 (0.226)
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu			
İlkokul,ortaokul,mesleki ortaokul ve ilköğretim	-0.971* (0.184)	-0.715* (0.210)	-1.456* (0.186)
Genel lise, mesleki veya teknik lise	-2.107* (0.270)	-1.314* (0.302)	-2.578* (0.279)
Yüksekokul, fakülte ve üzeri	-3.098* (0.578)	-1.197* (0.629)	-2.110* (0.643)
Hanehalkı Reisinin İş Durumu			
Ücretli, maaşlı	-0.368 (0.211)	-0.453 (0.251)	-0.581* (0.217)
Kendi hesabına	0.698* (0.188)	0.604* (0.215)	0.150 (0.191)
Emekli	-1.112* (0.266)	-0.356 (0.292)	-1.775* (0.282)
Yaşlı,engelli veya çalışamaz	0.594* (0.281)	0.780* (0.322)	1.065* (0.278)
Hanenin Özellikleri			
Gelirin logaritması	-2.131* (0.149)	-7.438* (0.260)	-8.458* (0.233)
Ev sahipliği	-0.032 (0.139)	0.412* (0.163)	0.629* (0.148)
Hanehalkı Tipi			
Bağımlı çocuk olmayan	0.636* (0.319)	2.724* (0.384)	2.842* (0.357)
Bağımlı çocuk olan	2.471* (0.324)	6.014* (0.409)	7.424* (0.380)
Sabit	16.087* (1.726)	57.435* (2.587)	67.024* (2.392)

Not: Parantez içindeki değerler katsayıların standart hatalarıdır. *, %5 önem düzeylerini göstermektedir.

Tablo 10’da yer alan rassal etkiler MNL modelin bayesyen yöntemle hesaplanan katsayıları, Tablo 9’a yer alan rassal etkiler MNL modelin ML yöntemiyle hesaplanan katsayılarından küçük bir farkla büyük çıkmasıyla birlikte her iki yöntemle elde edilen katsayıların anlamlılıkları ve işaretleri benzerlik göstermektedir. ML ve bayesyen yaklaşımdan elde edilen katsayılar arasında önemli bir fark olmamasının nedeni bayesyen yaklaşımda parametrelere ilişkin önsel dağılımın bilgi içermeyen önsel dağılım olmasıdır.

Rassal etkiler MNL modelin uyarlamalı kuadratik yaklaştırma yönteminin kullanıldığı klasik yaklaşım ile elde edilen ML tahminlerinin standart hatalarının, MCMC ile sağlanan bayesyen tahminlerinin standart hatalarından daha küçük olması ML sonuçlarının daha kesin olduğu yönünde bir kanı oluşturmaktadır. Bunun yanında MCMC ile sağlanan katsayı tahminlerinin biraz daha büyük olması her iki yöntem ile tahminlerin katsayı anlamlılıklarının benzerliğini sağlamıştır. Bu nedenle standart hataları daha düşük olmasına rağmen model tahmini için 10 kat daha fazla süre gerektiren klasik yaklaşım ile model tahmini uygulamacılar için çok da uygun olmamaktadır.

BÖLÜM VI

SONUÇ

Çalışmada, 2009-2012 yıllarına ilişkin GYKA panel mikro veri setinden yararlanılarak Türkiye’de hanelerin yoksulluğuna etki eden faktörler belirlenmiştir. Bunun yanında panel verinin kullanılması ile yoksulluğun dinamik boyutu dikkate alınarak hanelerin yoksulluğa girme, yoksulluktan çıkma ve kronik yoksul olma durumlarının belirleyicileri analiz edilmiştir. Çalışmada en az iki dönem üst üste yoksul olan haneler kronik yoksul olarak nitelendirilmiştir. Hanelerin tekrarlı ölçümlerinin kullanılması ile 4 yıllık periyod içinde bazı haneler hem yoksulluktan çıkıp hem de yoksulluğa girebilmektedir. Bu nedenle çalışma sonucunda yoksulluktan çıkan ve yoksulluğa giren hanelerin benzer özellikleri paylaştığı gözlenmiştir. Buna göre geliri bazı dönemlerde yoksulluk sınırının üzerine çıkıp bazı dönemlerde yoksulluk sınırının altında kalan bu haneler geçici yoksul olarak sınıflandırılmaktadır.

Çalışmada hanelerin kendilerine özgü gözlenemeyen özellikleri dikkate alınarak Türkiye’de hanelerin yoksulluğunun genel belirleyicileri rassal etkiler logit model ile tahmin edilmiştir. Rassal etkiler logit modelinin tahmin sonuçlarına göre hanehalkı reisinin kadın olması ve hanehalkı reisinin eğitim düzeyinin artırılması yoksulluk riskini önemli ölçüde azaltmaktadır. Bu sonuçlar doğrultusunda yoksulların eğitim düzeyinin artırılması konusunda devletin ya da sosyal kurumların daha aktif çalışması özellikle yoksulluk içinde doğup ömürleri boyunca da yoksul olarak yaşayan bireylerin bu kısır döngüden kurtulmalarına imkân sağlanması açısından oldukça önemlidir. Bunun yanında kadınların yoksulluktan kurtulma konusunda daha başarılı olması ve eğitim desteğinin verilmesi ile mevcut fırsatları daha uygun bir şekilde değerlendirmeleri de hanelerinin yoksulluktan kurtulmalarını sağlayacaktır. Ayrıca kadınlar ev içi üretim ile hane bütçesine katkı sağlayabilecek fırsatlara sahiptirler.

Rassal etkiler logit modelinin tahmin sonuçlarına göre hane gelirinin, hanehalkı reisinin emekli olmasının ve ücretli maaşlı çalışmasının yoksulluğu azaltıcı etkisinin olması düzenli gelirin hanelerin yoksul olmalarını önemli ölçüde azalttığı ve gelirin yoksulluk ile mücadele en temel değişken olduğunu göstermektedir. Bu çerçevede gelir eşitsizliğinin ortadan kaldırılması ve gelir düzenlemeleri gibi etkin politikaların uygulanması oldukça önemlidir.

Rassal etkiler logit modeli sonuçlarına göre hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışamaz halde olması yoksulluk riskini arttırırken, SGK'ya kayıtlı olmasının yoksulluğu azaltması, sosyal güvenlik sisteminin varlığının önemi vurgularken aynı zamanda kayıt dışı sektörle ilgili alınması gereken önlemlerin hem ekonomik hem sosyal boyutunun önemini ortaya çıkarmaktadır. Rassal etkiler logit modelinden elde edilen bir diğer sonuç tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olmayan ve bağımlı çocuğu olan hanehalklarının olduğu hanelerin yoksul olma olasılıklarının daha yüksek olmasıdır. Kalabalık ailelerin yoksulluk riskinin daha fazla olması nedeniyle Türkiye'de nüfus planlamasının yapılması ve bireylerin bu konuda eğitilmeleri oldukça önemli olmaktadır.

Çalışmada dinamik yoksulluğun belirleyicileri ise rassal etkiler multinomial logit modeli ile tahmin edilmiştir. Rassal etkiler MNL modelin tahmini en çok olabilirlik yaklaşımı ve bayesyen yaklaşım ile yapılmıştır. Rassal etkiler MNL modelin en çok olabilirlik tahmini STATA programında gllamm paketi ile sağlanmıştır. gllamm paketinde, örneklem olabilirliğini maksimize etmek için gözlenemeyen birim etkinin dağılımı üzerinden integrallerin hesaplanabilmesi amacıyla uyarlamalı kuadratik yaklaşımı kullanılmıştır. Rassal etkiler MNL modelin bayesyen tahmini için R programında MCMC tekniğiyle GLMM'i tahmin etmek için geliştirilen MCMCglmm paketi kullanılmıştır. Her iki analiz sonucunda uyarlamalı kuadratik yaklaştırma tekniği ile elde edilen katsayıların standart hatalarının, MCMC ile elde edilen katsayıların standart hatalarından daha küçük olması klasik tahmin sonuçlarının daha kesin olduğu yönünde bir kanı oluşturmaktadır. Bunun yanında her iki yöntem ile tahminlerin katsayı anlamlılıkları benzer çıkmıştır. Bu nedenle standart hataları daha düşük olmasına rağmen model tahmini için 10 kat daha fazla süre gerektiren en çok olabilirlik yaklaşımı yerine MCMC ile tahmin sağlayan bayesyen yaklaşımının daha uygun olduğu söylenebilir.

Rassal etkiler MNL modelin en çok olabilirlik yöntemiyle elde edilen tahmin sonuçlarına göre hanehalkı geliri, hanehalkı reisinin düzenli maaş alması ve hanehalkı reisinin emekli olması, kronik yoksulluk riskini önemli ölçüde azaltmaktadır. Bu sonuçlar Türkiye'de gelir yoksulluğunun azaltılması konusunda öncelikle hanelerin toplam gelirlerinin yoksulluk sınırından olabildiğince uzak tutulmasının gerekliliğini ve haneye giren düzenli maaşın kronik yoksulluk üzerindeki önemini göstermektedir. Çalışmada ayrıca yoksul olmayan ve kronik yoksulların ortalama gelirleri arasındaki fark yoksulluk ile mücadelede en önemli yöntemin gelir düzenlemeleri olduğunu bir kez

daha vurgulamaktadır. Bu açıdan ekonomik büyüme ile gelir düzenlemelerinin sağlanması ve gelir eşitsizliğinin azaltılması yönünde etkin maliye politikaları geliştirilmesi önem arz etmektedir.

Hanehalkı reisinin kadın olmasının kronik yoksulluğu azaltması ve eğitim düzeyindeki artış ile birlikte kronik yoksulluğu önemli ölçüde azaltması Türkiye’de eğitimde fırsat eşitliğinin sağlanması ve özellikle kadınların eğitimleri konusunda politikaların geliştirilmesinin önemini ortaya çıkarmaktadır.

Hanehalkı reisinin SGK kayıtlı olmasının kronik yoksulluk riskini azalttığı ve hanehalkı reisinin yaşlı, engelli veya çalışamaz halde olmasının ise kronik yoksulluk riskini arttırdığı bulgusu Türkiye’de sosyal güvenlik sisteminin iyi işleminin önemini ortaya çıkarmaktadır. Hanehalkı reisinin yaşla birlikte sağlık problemlerinin artması nedeniyle aktif çalışmadığı dönemlerde hanelerin yoksulluğa düşmemesi için sosyal güvenlik sistemlerinin oldukça planlı çalışması gerekmektedir.

Rassal etkiler MNL modelin tahmin sonuçlarından biri de bağımlı çocuğu olan hanehalklarının olduğu hanelerde yoksulluk riskinin daha fazla olmasıdır. Hanedeki bireylerin ekonomik fırsatlardan yararlanamaması ve böylece bireylerin yaşamlarını yoksulluk içinde sürdürmesi yoksulluğun kronikleşmesine neden olmaktadır. Kronik yoksulluğun önlenmesi açısından özellikle yoksul kesimde aile planlama eğitiminin verilmesi ve bağımlı çocuğu olan hanelere sosyal yardım yapılması önem arz etmektedir.

Çalışma sonucunda hanelerin kronik yoksulluk ve geçici yoksulluk riskini arttıran ya da azaltan etmenler genel olarak benzer çıkmıştır. Bunun yanında hanehalkı reisinin son bir yılda iş değişikliği yapması kronik yoksulluğu etkilemezken, hanenin yoksulluktan çıkmasını pozitif etkilemiştir. Bu sonuç üzerinde son dönemlerde uygulanan işsizlik sigortalarının etkisinin olduğu düşünülmektedir. Çalışmada ayrıca hanehalkı reisi kendi hesabına çalışanların kronik yoksulluk üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmazken, geçici yoksulluğu pozitif etkilediği sonucu elde edilmiştir. Düzenli gelir sağlayamayan bir kesim olarak hanehalkı reisinin kendi hesabına çalıştığı haneler; ekonomik krizler, mevsimsel etkiler gibi negatif şoklardan etkilenen geçici yoksul haneleri oluşturmaktadır. Bu hanelerin kronik yoksul olacak kadar gelirden yoksun olmamalarıyla birlikte gelir düzenlemesini sağlayan bir sistemin eksikliği bu hanelerin yoksulluğa giriş-çıkış sıklığını arttırmaktadır. Türkiye’de kendi hesabına çalışanların da genellikle tarım sektöründe olduğu göz önüne alındığında tarım kredilerinin eksikliği, hasat miktarı gibi etkilerin geçici yoksulluğu tetiklediği düşünülmektedir.

Türkiye’de yoksulluğun genel olarak incelenmesi ile hanehalkı reisinin evli olmasının, iş değişikliği yapmasının, kronik hasta olmasının ve kendi hesabına çalışıyor olmasının hanenin yoksulluğu üzerinde herhangi bir etkisi bulunamamıştır. Bunun yanında yoksulluğun dinamik yapısının dikkate alınması ile hanehalkı reisinin evli olmasının kronik yoksulluğu arttırdığı, hanehalkı reisinin iş değişikliği yapmasının hanenin yoksulluktan çıkmasını pozitif etkilediği, hanehalkı reisinin kronik hasta olmasının hem geçici hem de kronik yoksulluğu pozitif etkilediği ve hanehalkı reisinin kendi hesabına çalışmasının geçici yoksulluğu pozitif etkilediği belirlenmiştir. Bu bulgular, yoksulluğun belirleyicilerinin araştırılmasında yoksulların kendi içinde geçici yoksul (yoksulluğa giren ve yoksulluktan çıkan) ve kronik yoksul olarak ayrıştırılması ile yoksulların dinamik yapısının daha ayrıntılı olarak ortaya konulmasına olanak sağlamaktadır. Yoksulluğu daha şiddetli yaşayan kesimin ve yoksulluğu dönem dönem yaşayan kesimin politika yapıcılar tarafından öğrenilmesi, iki tür yoksulluğa karşı uygulanacak politikaların belirlenmesi, geliştirilmesi ve uygulanması açısından oldukça önemli olmaktadır. Öyle ki kronik yoksul olanların yaşadıkları koşullar ve uzun süreli işsizlik, parasızlık ve bunun yanında yaşanan gelir, eğitim, sağlık konularında dışlanmışlık hissi önce bireylerin, sonra ailenin ve son olarak toplumun refahını tehlikeye düşürmektedir. Bu açıdan kronik yoksulluğun azaltılması konusunda alınacak önlemler toplumun genel refah düzeyinde olumlu etkiler yaratacaktır.

Çalışmada yoksulluk üzerine yapılan analizler sonucunda elde edilen bulgulara göre geçici yoksul hanelerin yoksulluktan kurtulmaları için yardımlar (ayni, nakdi) yapılması, işsizlik fonunun miktarının arttırılması, mikro krediler ile iş olanaklarının arttırılması gibi gelir düzenlemelerinin sağlanması ve kayıt dışı istihdamın önüne geçilmesi gibi önlemler yeterli olabilirken kronik yoksul hanelerin yoksulluktan kurtulmaları için işsizlik sorunu çözülmeli, aile planlanması yapılmalı, düzenli maaş ya da düzenli yardım gibi politikalar belirlenmeli ve uygulanmalıdır. Bununla birlikte Türkiye’de gelirin daha eşit dağıtımının sağlanması, ortalama eğitim seviyesinin arttırılması, aile planlamasının yapılması ve bu konularda bireylerin bilinçlendirilmesi, emeklilik maaşlarının iyileştirilmesi ve sağlık sisteminde yapılacak yeni uygulamalar yoksulluğun sürekliliğinin azaltılmasında etkili olacaktır.

KAYNAKÇA

- Acar, A., & Baslevant, C. (2013). *Examination of the transition of Turkish households into and out of poverty between 2007-2010* (No. 5779). EcoMod.
- Akaike, H. (1973). Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models. *Biometrika*, 60(2), 255-265.
- Albert, J. H., & Chib, S. (1993). Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American statistical Association*, 88(422), 669-679.
- Albert, J. (2009). *Bayesian computation with R*. Springer Science & Business Media.
- Alisjahbana, A., & Yusuf, A. A. (2003). Poverty dynamics in Indonesia: panel data evidence. *Department of Economics, Padjadjaran University*.
- Allenby, G. M., & Rossi, P. E. (1993). A marginal-predictive approach to identifying household parameters. *Marketing Letters*, 4(3), 227-239.
- Allenby, G. M., & Rossi, P. E. (1998). Marketing models of consumer heterogeneity. *Journal of Econometrics*, 89(1), 57-78.
- Ando, T. (2010). *Bayesian Model Selection And Statistical Modeling*. CRC Press.
- Andriopoulou, E., & Tsakloglou, P. (2011). The determinants of poverty transitions in Europe and the role of duration dependence. *IZA Discussion Paper No. 5692*
- Antoniak, C. E. (1974). Mixtures of Dirichlet processes with applications to Bayesian nonparametric problems. *The annals of statistics*, 1152-1174.
- Aydin, K. (2011). Gelir, Konut, Sağlık ve Sosyal Güvenlik Açısından Türkiye'de Nispi Yoksulluk ve Hayat Standartları. *Business and Economics Research Journal*, 2(3), 189.
- Baltagi, B. H. (2003). *A Companion to Theoretical Econometrics*. Blackwell Publishing Ltd., Second Edition, USA.
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*. John Wiley & Sons: England.
- Bane, M. J. & Ellwood, D. T. (1986). Slipping Into and Out of Poverty: The Dynamics of Spells." *Journal of Human Resources*, 1986, 21(1), pp. 1-23.
- Baulch, B., & Hoddinott, J. (2000). Economic mobility and poverty dynamics in developing countries. *The Journal of Development Studies*, 36(6), 1-24.
- Baulch, B. (2011). Overview: poverty dynamics and persistence in Asia and Africa. Chapters.

- Bedrick, E. J., Christensen, R., & Johnson, W. (1996). A new perspective on priors for generalized linear models. *Journal of the American Statistical Association*, 91(436), 1450-1460.
- Bedrick, E. J., Christensen, R., & Johnson, W. (1997). Bayesian binomial regression: Predicting survival at a trauma center. *The American Statistician*, 51(3), 211-218.
- Ben-Akiva, M. E., & Lerman, S. R. (1985). *Discrete choice analysis: theory and application to travel demand* (Vol. 9). MIT press.
- Bhat, C. R. (2000). Incorporating observed and unobserved heterogeneity in urban work travel mode choice modeling. *Transportation science*, 34(2), 228-238.
- Breslow, N. E. (1984). Extra-Poisson variation in log-linear models. *Applied Statistics*, 38-44.
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1980). The Lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 239-253.
- Bruin, J. (2006). Newtest: command to compute new test. UCLA: Statistical Consulting Group. <http://www.ats.ucla.edu/stat/stata/ado/analysis/>. (Erişim Tarihi: 31.10.2016).
- Bruno, G. (2004). *Limited Dependent Panel Data Models: A Comparative Analysis of Classical and Bayesian Inference among Econometric Packages*(No. 41). Society for Computational Economics.
- Burgette, L. F., & Nordheim, E. V. (2012). The trace restriction: An alternative identification strategy for the Bayesian multinomial probit model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 30(3), 404-410.
- Butler, J. S., & Moffitt, R. (1982). A computationally efficient quadrature procedure for the one-factor multinomial probit model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 761-764.
- Caglayan, E., Kosan, N. I., & Astar, M. (2012). An empirical analysis of the determinants of household poverty in Turkey. *Asian Economic And Financial Review*, 2(1), 181.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge university press.
- Canbay, T., & Selim, S. (2010). Türkiye'de Hanehalkı Yoksulluğu/Household Poverty In Turkey. *Ege Akademik Bakis*, 10(2), 627.

- Carlin, B. P., & Chib, S. (1995). Bayesian model choice via Markov chain Monte Carlo methods. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 473-484.
- Chamberlain, G. (1980). *Analysis of Covariance with Qualitative Data, the Review of Economic Studies*, Vol. 47, No. 1II f. Econometrics Issue, 1.
- Chen, Z., & Kuo, L. (2001). A note on the estimation of the multinomial logit model with random effects. *The American Statistician*, 55(2), 89-95.
- Chib, S., Greenberg, E., & Chen, Y. (1998). MCMC methods for fitting and comparing multinomial response models. *Economics Working Paper Archive, Econometrics*.
- Contoyannis, P., Jones, A. M., & Rice, N. (2004). Simulation-based inference in dynamic panel probit models: an application to health. *Empirical Economics*, 29(1), 49-77.
- Cowles, M. K., & Carlin, B. P. (1996). Markov chain Monte Carlo convergence diagnostics: a comparative review. *Journal of the American Statistical Association*, 91(434), 883-904.
- Cox, D. R., & Snell, E. J. (1989). *Analysis of binary data* (Vol. 32). CRC Press.
- Cragg, J. G., & Uhler, R. S. (1970). The demand for automobiles. *The Canadian Journal of Economics/Revue Canadienne d'Economique*, 3(3), 386-406.
- Croissant, Y. (2012). Estimation of multinomial logit models in R: The mlogit Packages. R package version 0.2-2. URL: <http://cran.r-project.org/web/packages/mlogit/vignettes/mlogit.pdf> . (Erişim Tarihi: 02.03.2016).
- Cruces, G., & Wodon, Q. (2003). Transient and chronic poverty in turbulent times: Argentina 1995-2002. *Economics Bulletin*, 9(3), 1-12.
- Dartanto, T., & Nurkholis. (2013). The determinants of poverty dynamics in Indonesia: evidence from panel data. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 49(1), 61-84.
- Dalgıç, B., İyidoğan, P. V., & Güven, A. (2015). Yoksulluk ve Yoksulluk Geçişlerinin Belirleyenleri: Türkiye Örneği. *Sosyoekonomi*, 23(24).
- Deaton, A. (1997). *The Analysis of Household Surveys*, The Johns Hopkins Univ. Press.
- Devicienti, F. (2002). Poverty persistence in Britain: a multivariate analysis using the BHPS, 1991–1997. *Journal of Economics*, 9, 307-340.

- Dev Bhatta, S., & Sharma, S. K. (2006). The determinants and consequences of chronic and transient poverty in Nepal. *Chronic Poverty Research Centre Working Paper*, (66).
- Doğan, E. (2014). *Türkiye'de Yoksulluğun Ölçülmesi*. Yayınlanmış uzmanlık tezi. T.C. Kalkınma Bakanlığı, Bölgesel Gelişme ve Yapısal Uyum Genel Müdürlüğü, Ankara, 2014.
- Duclos, J. Y., Araar, A., & Giles, J. (2010). Chronic and transient poverty: Measurement and estimation, with evidence from China. *Journal of Development Economics*, 91(2), 266-277.
- Ekici, O. (2009). İstatistikte Bayesyen ve Klasik Yaklaşımın Kavramsal Farklılıkları. *Balikesir University Journal of Social Sciences Institute*, 12(21).
- Erdem, T. (1996). A dynamic analysis of market structure based on panel data. *Marketing science*, 15(4), 359-378.
- Ferguson, T. S. (1973). A Bayesian analysis of some nonparametric problems. *The annals of statistics*, 209-230.
- Fong, D. K., Kim, S., Chen, Z., & DeSarbo, W. S. (2014). A Bayesian Multinomial Probit Model for the Analysis of Panel Choice Data. *Psychometrika*, 1-23.
- Foster, J., Greer, J., & Thorbecke, E. (2010). The Foster–Greer–Thorbecke (FGT) poverty measures: 25 years later. *The Journal of Economic Inequality*, 8(4), 491-524.
- Gaiha, R., & Deolalikar, A. B. (1993). Persistent, expected and innate poverty: estimates for semi-arid rural South India, 1975—1984. *Cambridge Journal of Economics*, 17(4), 409-421.
- Gelfand, A. E., & Smith, A. F. (1990). Sampling-based approaches to calculating marginal densities. *Journal of the American statistical association*, 85(410), 398-409.
- Gelman, A., & Rubin, D. B. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical science*, 457-472.
- Gamerman, D., & Lopes, H. F. (2006). *Markov chain Monte Carlo: stochastic simulation for Bayesian inference*. CRC Press.
- Geman, S., & Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, (6), 721-741.

- George, E. I., & McCulloch, R. E. (1993). Variable selection via Gibbs sampling. *Journal of the American Statistical Association*, 88(423), 881-889.
- Geweke, J. (1992). Bayesian comparison of econometric models. *Federal Reserve bank of Minneapolis working paper*, 532.
- Geweke, J., Keane, M., & Runkle, D. (1997). Statistical Inference in the Multinomial Multiperiod Probit Model. *Research Department Staff Report 177*. Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- Gilks, W. R., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. J. (1996). Introducing markov chain monte carlo. *Markov chain Monte Carlo in practice*, 1, 19.
- Gill, J. (2015). *Bayesian Methods: A Social and Behavioral Sciences and Approach*, Taylor & Francis Group, Third Edition, 2015.
- Gillies, D. (2000). *Philosophical Theories of probability*. Taylor & Francis Group, London and New York. 2000.
- Gilmour, A. R., Anderson, R. D., & Rae, A. L. (1985). The analysis of binomial data by a generalized linear mixed model. *Biometrika*, 72(3), 593-599.
- Greenberg, E. (2008). *Introduction to Bayesian Econometrics*. Cambridge University Press, Newyork.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric Analysis*. Fifty Edition. Pearson Education: New Jersey
- Greene, W. H. (2004). Interpreting estimated parameters and measuring individual heterogeneity in random coefficient models. NYU Working Paper No. EC-04-08. <https://ssrn.com/abstract=1282551>
- Greene, W. H., & Hensher, D. A. (2009). Modeling ordered choices. *Unpublished manuscript*, 1-181.
- Gujarati, D.N. (2010), *Temel Ekonometri (Çev. Şensesen, Ü. & Şenesen, G. G.)* Literatür Yayıncılık, İstanbul.
- Gürsel, S., & Acar, A. (2015). Türkiye'de Yoksulluk Dinamikleri. *Betam Araştırma Notu*, 15/175, 29 Ocak.
- Haan, P., & Uhlenborff, A. (2006). *Estimation of multinomial logit models with unobserved heterogeneity using maximum simulated likelihood* (No. 573). DIW Discussion Papers.
- Haddad, L., & Ahmed, A. U. (2002). Avoiding chronic and transitory poverty: Evidence from Egypt, 1997-99. *IFPRI-FCND Discussion Paper*, (133).

- Haddad, L., & Ahmed, A. (2003). Chronic and transitory poverty: Evidence from Egypt, 1997–99. *World Development*, 31(1), 71-85.
- Hadfield, J. D. (2010). MCMC methods for multi-response generalized linear mixed models: the MCMCglmm R package. *Journal of Statistical Software*, 33(2), 1-22.
- Hadfield, J. (2016). MCMCglmm course notes. <http://cran.us.r-project.org/web/packages/MCMCglmm/vignettes/CourseNotes.pdf> (Erişim Tarihi: 01.12.2016).
- Hajivassiliou, V. & McFadden, D. (1994). A method of simulated scores for the estimation of LDV models with an application to external debt crises. Discussion Paper #967. Cowles Foundation.
- Hansen, K.T. (2002). Introduction to Bayesian Econometrics and Decision Theory. Lecture Notes, http://athens.src.uchicago.edu/jenni/econ319_2003/bayes_intro1.pdf. (Erişim Tarihi: 20.05.2014)
- Hartzel, J., Agresti, A., & Caffo, B. (2001). Multinomial logit random effects models. *Statistical Modelling*, 1(2), 81-102.
- Harville, D. A., & Mee, R. W. (1984). A mixed-model procedure for analyzing ordered categorical data. *Biometrics*, 393-408.
- Hasegawa, H., & Ueda, K. (2007). Measuring chronic and transient components of poverty: a Bayesian approach. *Empirical Economics*, 33(3), 469-490.
- Hasegawa, H. (2009). Bayesian dynamic panel-ordered probit model and its application to subjective well-being. *Communications in statistics-simulation and computation*, 38(6), 1321-1347.
- Hausman, J. A. (1978), Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, Vol. 46, No. 6 (Nov., 1978), pp. 1251-1271.
- Hausman, J., & McFadden, D. (1984). Specification tests for the multinomial logit model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1219-1240.
- Haynes, M., Western, M., Yu, L., & Spellak, M. (2008). Analysing nominal data from a panel survey: Employment transitions of Australian women. In American Sociological Association 103rd Annual Meeting 2008: Worlds of Work. https://www.researchgate.net/profile/Mark_Western/publication/43521790_Analysing_nominal_data_from_a_panel_survey_Employment_transitions_of_Australian_women/links/0c96051cd06e8ce6d3000000.pdf (Erişim Tarihi: 04.04.2017).

- Headey, B., Krause, P., & Habich, R. (1994). Long and short term poverty: Is Germany a two-thirds society?. *Social Indicators Research*, 31(1), 1-25.
- Hsiao, C. (2003). *Analysis of Panel Data*. Cambridge University Press: New York
- Hulme, D., & Shepherd, A. (2003). Conceptualizing chronic poverty. *World development*, 31(3), 403-423.
- Ibrahim, J. G., Laud, P. W. (1991). On Bayesian analysis of generalized linear models using Jeffreys's prior. *Journal of the American Statistical Association*, 86(416), 981-986.
- Imai, K., & van Dyk, D. A. (2005a). A Bayesian analysis of the multinomial probit model using marginal data augmentation. *Journal of econometrics*, 124(2), 311-334.
- Imai, K., & Van Dyk, D. A. (2005b). MNP: R package for fitting the multinomial probit model. *Journal of Statistical Software*, 14(3), 1-32.
- Israeli, O., & Weber, M. (2014). Defining chronic poverty: comparing different approaches. *Applied Economics*, 46(31), 3874-3881.
- Jalan, J., & Ravallion, M. (1998). Transient poverty in postreform rural China. *Journal of Comparative Economics*, 26(2), 338-357.
- Jalan, J., & Ravallion, M. (2000). Is transient poverty different? Evidence for rural China. *The Journal of Development Studies*, 36(6), 82-99.
- Jaynes, E. T. (1968). Prior probabilities. *IEEE Transactions on systems science and cybernetics*, 4(3), 227-241.
- Jaynes, E. T. (1980). The minimum entropy production principle. *Annual Review of Physical Chemistry*, 31(1), 579-601.
- Jaynes, E. T. (1988). The relation of Bayesian and maximum entropy methods. In *Maximum-entropy and Bayesian methods in science and engineering* (pp. 25-29). Springer, Dordrecht.
- Jeffreys, H. (1946). An invariant form for the prior probability in estimation problems. *Proceedings of the royal society of London. Series A, mathematical and physical sciences*, 453-461.
- Johnson, V. E., & Albert, J. H. (1999). Review of Classical and Bayesian Inference. *Ordinal Data Modeling*, 1-32.
- Johnston, J. & Dinardo, J. (1997). *Econometrics Methods*. The McGraw-Hill Companies, Inc: Printed in the United States of America.

- Kaya, Z. (2011). *Türkiye’de yoksulluk analizi: bir probit model uygulaması*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Erzurum.
- Keane, M. (1993). Simulation estimation for panel data models with limited dependent variables. G.S. Maddala, C.R. Rao and H. D. Vinod, eds, *Handbook of Statistics*, Vol. 11.
- Kennedy, P. (2006). *Ekonometri Kılavuzu*, çev. Muzaffer Sarımeşeli ve Şenay Açıkgöz, Gazi Kitabevi, 5.
- Kızılgöl, Ö. (2009). Türkiye’de yoksulluk sorunu: Ekonometrik bir bakış (Doctoral dissertation, DEÜ Sosyal Bilimleri Enstitüsü).
- Koop, G. (2003). *Bayesian Econometrics*, 2. Basım, John Wiley & Sons, England.
- Krishna, A. (2006). Pathways out of and into poverty in 36 villages of Andhra Pradesh, India. *World development*, 34(2), 271-288.
- Lancaster, T. (2000). The incidental parameter problem since 1948. *Journal of econometrics*, 95(2), 391-413.
- Lancaster, T. (2006). Modern Bayesian Econometrics Lectures, January 2006. <https://www.cemmap.ac.uk/resources/madridnoteslarge.pdf>. (Erişim Tarihi:10.03.2016)
- Layte, R., & Whelan, C. (2003). Moving in and out of poverty. *European Societies*, 5(2), 167-191.
- Leamer, E. E. (1978). *Specification searches: Ad hoc inference with nonexperimental data* (Vol. 53). John Wiley & Sons Incorporated.
- Lee Y., Nelder J.A. (1996). Hierarchical generalized linear models (disc: P656-678). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Methodological* 58, 619–56.
- LeSage, J. P. (1999). Applied econometrics using MATLAB. Manuscript, Dept. of Economics, University of Toronto, 154-159.
- Limanlı, Ö. (2015). Intertemporal Poverty in Turkey. *Procedia Economics and Finance*, 30, 487-497.
- Lindley, D. V. (1964). The Bayesian analysis of contingency tables. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1622-1643.
- Lindley, D. V., & Smith, A. F. (1972). Bayes estimates for the linear model. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1-41.
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. SAGE Publications, California.

- Maddala, G.S., (1983). *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Magee, L. (1990). R^2 measures based on Wald and likelihood ratio joint significance tests. *The American Statistician*, 44(3), 250-253.
- Mead, L. M. (1994). Poverty: How little we know. *Social Service Review*, 68(3), 322-350.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087-1092.
- McCulloch, R., & Rossi, P. E. (1994). An exact likelihood analysis of the multinomial probit model. *Journal of Econometrics*, 64(1), 207-240.
- McCulloch, N., & Baulch, B. (1999). *Distinguishing the chronically from the transitorily poor: Evidence from rural Pakistan*. Institute of Development Studies at the University of Sussex.
- McCulloch, N., & Baulch, B. (2000). Simulating the impact of policy upon chronic and transitory poverty in rural Pakistan. *The Journal of Development Studies*, 36(6), 100-130.
- McCulloch, N., & Calandrino, M. (2003). Vulnerability and chronic poverty in rural Sichuan. *World Development*, 31(3), 611-628.
- McCulloch, C. E., & Searle, S. R. (2001). *Generalized, Linear, and Mixed Models*, Wiley Series in Probability and Statistics.
- McCulloch, R. E., Polson, N. G., & Rossi, P. E. (2000). A Bayesian analysis of the multinomial probit model with fully identified parameters. *Journal of Econometrics*, 99(1), 173-193.
- McFadden, D. (1973). *Conditional logit analysis of qualitative choice behavior*. <https://eml.berkeley.edu/reprints/mcfadden/zarembka.pdf>. (Erişim Tarihi: 06.02.2017).
- McFadden, D. (1974). The measurement of urban travel demand. *Journal of Public Economics*, 3(4), 303-328.
- McFadden, D. (1981). Econometric models of probabilistic choice. Structural analysis of discrete data with econometric applications, 198272.
- McFadden, D. (1984). Econometric analysis of qualitative response models. *Handbook of econometrics*, 2, 1395-1457.

- McKelvey, R. D., & Zavoina, W. (1975). A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables. *Journal of mathematical sociology*, 4(1), 103-120.
- Molenberghs, G., & Verbeke, G. (2005). *Models for discrete longitudinal data*. Statistics 2005: Springer.
- Muller, C. (2002). Censored quantile regressions of chronic and transient seasonal poverty in Rwanda. *Journal of African Economies*, 11(4), 503-541.
- Nasrollahzadeh, S. (2007). The analysis of bayesian probit regression of binary and polychotomous response data. *IJE Transactions B: Applications*, 20(3), 237.
- Nelder, J. A., & Baker, R. J. (1972). *Generalized linear models*. John Wiley & Sons, Inc..
- Neyman, J., & Scott, E. L. (1948). Consistent estimates based on partially consistent observations. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1-32.
- Nobile, A. (1995). A Hybrid Markov chain for the Bayesian analysis of the multinomial probit model. *Statistics and Computing*, 8(3), 229-242.
- Nobile, A. (2000). Comment: Bayesian multinomial probit models with a normalization constraint. *Journal of Econometrics*, 99(2), 335-345.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian modeling using WinBUGS* (Vol. 698). John Wiley & Sons.
- Ochi, Y., & Prentice, R. L. (1984). Likelihood inference in a correlated probit regression model. *Biometrika*, 71(3), 531-543.
- Osmani, S. (2007). When endowments and opportunities don't match: understanding chronic poverty. *Chronic Poverty Research Centre Working Paper No. 78*
- Önder, H., & Şenses, F. (2006). Türkiye’de yoksulluk ve yoksulluk düşüncesi içinde İktisat, Siyaset ve Devlet Üzerine Yazılar, 199-221.
- Öztürk, L. (2012). Türkiye’de illerin yoksulluk nedeni olarak toplam doğurganlık hızları: Yatay kesit bir analiz, 1990-2000. Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Uludağ Journal of Economy and Society, 21(1),193-210.
- Pettitt, A. N., Haynes, M. A., Tran, T., & Hay, J. L. (2002). A model for longitudinal employment status of immigrants to Australia. Queensland University of Technology. <http://eprints.qut.edu.au/186/1/186.pdf>, (Erişim Tarihi: 06.02.2017).
- Pettitt, A. N., Tran, T. T., Haynes, M. A., & Hay, J. L. (2006). A Bayesian hierarchical model for categorical longitudinal data from a social survey of

- immigrants. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 169(1), 97-114.
- Polin, V., & Raitano, M. (2014). Poverty Transitions and Trigger Events across EU Groups of Countries: Evidence from EU-SILC. *Journal of Social Policy*, 43(04), 745-772.
- Rabe-Hesketh, S., Skrondal, A., & Pickles, A. (2002). Reliable estimation of generalized linear mixed models using adaptive quadrature. *The Stata Journal*, 2(1), 1-21.
- Rabe-Hesketh, S., Skrondal, A., & Pickles, A. (2004). Generalized multilevel structural equation modeling. *Psychometrika*, 69(2), 167-190.
- Rachev, S. T., Hsu, J. S., Bagasheva, B. S., & Fabozzi, F. J. (2008). *Bayesian Methods in Finance* (Vol. 153). John Wiley & Sons.
- Raftery, A. E., & Lewis, S. M. (1992). [Practical Markov Chain Monte Carlo]: comment: one long run with diagnostics: implementation strategies for Markov Chain Monte Carlo. *Statistical science*, 7(4), 493-497.
- Ravallion, M. (1988). Expected poverty under risk-induced welfare variability. *The Economic Journal*, 1171-1182.
- Ravallion, M., van de Walle, D., & Gautam, M. (1995). Testing a social safety net. *Journal of Public Economics*, 57, 175-199.
- Revelt, D., & Train, K. (1998). Mixed logit with repeated choices: households' choices of appliance efficiency level. *Review of economics and statistics*, 80(4), 647-657.
- Rodgers, J. R., & Rodgers, J. L. (1993). Chronic poverty in the United States. *Journal of Human Resources*, 25-54.
- Rossi, P. E., & Allenby, G. M. (1993). A Bayesian approach to estimating household parameters. *Journal of Marketing Research*, 171-182.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. E., & Allenby, G. M. (1996). The value of purchase history data in target marketing. *Marketing Science*, 15(4), 321-340.
- Sarma, S., & Simpson, W. (2007). A panel multinomial logit analysis of elderly living arrangements: Evidence from aging in Manitoba longitudinal data, *Canada. Social science & medicine*, 65(12), 2539-2552.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2), 461-464.

- Sedefoğlu, G. & Akay, E. Ç. (2016). *Yoksulluk ve Gelir Eşitsizliğinin Bayesyen Logit Modeli İle İncelenmesi: Türkiye Uygulaması*. Yayınlanmış yüksek lisans tezi. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2016.
- Skrondal, A., & Rabe-Hesketh, S. (2003). Multilevel logistic regression for polytomous data and rankings. *Psychometrika*, 68(2), 267-287.
- Skrondal, A., & Rabe-Hesketh, S. (2004). *Generalized latent variable modeling: Multilevel, longitudinal, and structural equation models*. CRC Press.
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P., & Van Der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 64(4), 583-639.
- StataCorp, (2013). Stata: Release 13. Statistical Software. College Station, TX: StataCorp LP. <http://www.stata.com/manuals13/r.pdf>. (Erişim Tarihi: 04.03.2016)
- Stevens, A. H. (1994). The dynamics of poverty spells: Updating Bane and Ellwood. *The American Economic Review*, 84(2), 34-37.
- Stock, J. H. & Watson, M. W. (2011), *Ekonometriye Giriş (Çev. Bedriye Saraçoğlu)*. Efil Yayınevi, Ankara.
- Swamy, P. A. (1970). Efficient inference in a random coefficient regression model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 311-323.
- Şeker, S. D. (2011). The Dynamics of Poverty in Turkey. *unpublished PhD Dissertation*, METU Economics Department.
- Şeker, S. D., & Dayıoğlu, M. (2014). Poverty dynamics in Turkey. *Review of Income and wealth*, 61(3), 477-493.
- Şeker, S. D., & Jenkins, S. P. (2015). Poverty trends in Turkey. *The Journal of Economic Inequality*, 13(3), 401-424.
- Şengül, S. (2004). Türkiye’de Yoksulluk Profili ve Gelir Gruplarına Göre Gıda Talebi. TC Tarım ve Köyişleri Bakanlığı Tarımsal Ekonomik Araştırma Enstitüsü.
- Şengül, S., & Cafri, R. (2010). Yoksulluk Ölçümünde Engel Ve Rothbarth Eşdeğerlik Ölçekleri. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(2).
- Şenses, F. (2013). *Küreselleşmenin Öteki Yüzü: Yoksulluk* (6. Baskı). İletişim Yayınları, İstanbul.
- Şentürk, M. (2009). Türkiye’de Yoksulluk Çalışmaları. *Sosyoloji Dergisi*, 3(18), 205-233.

- Tanner, M. A., & Wong, W. H. (1987). The calculation of posterior distributions by data augmentation. *Journal of the American statistical Association*, 82(398), 528-540.
- Tatoğlu, F.Y (2012), *İleri Panel Veri Analizi*, Beta Basım A.Ş., 2012, İstanbul.
- Tektas, D., & Günay, S. (2008). A Bayesian approach to parameter estimation in binary logit and probit models. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 37(2).
- Temiz, H. E.(2008). Dünya’da Kronik Yoksulluk ve Önleme Stratejileri, *Çalışma ve Toplum Dergisi*, Sayı:2, İstanbul.
- The Chronic Poverty Report 2004-2005, http://www.chronicpoverty.org/uploads/publication_files/CPR1_ReportFull.pdf (Erişim Tarihi: 21.10.2016).
- The World Bank (2016), Measuring Poverty, <http://web.worldbank.org/> (Erişim Tarihi: 21.10.2016)
- Train, K. (1997), Halton sequences for mixed logit. Department of Economics, UCB. <https://escholarship.org/uc/item/6zs694tp> (Erişim Tarihi: 21.10.2016)
- Train, K. (2003). *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press.
- TÜİK (2016), Gelir ve Yaşam Koşulları İstatistikleri, http://www.tuik.gov.tr/PreTablo.do?alt_id=1011 (Erişim Tarihi: 21.10.2016).
- TÜİK (2016a), Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması Bölgesel Sonuçları, 2015 <http://www.tuik.gov.tr/PreHaberBultenleri.do?id=21868>, (Erişim Tarihi: 15.03.2016).
- TÜİK (2017), www.tuik.gov.tr , <https://biruni.tuik.gov.tr/isgucuapp/isgucu.zul>. (Erişim Tarihi: 29.05.2017).
- Valletta, R. G. (2004). *The ins and outs of poverty in advanced economies: poverty dynamics in Canada, Germany, Great Britain, and the United States*.
- Walsh, B. (2004). Markov Chain Monte Carlo and Gibbs Sampling, Lecture notes for EEB. <https://www3.ime.usp.br/~jstern/miscellanea/LabSimulacao/Walsh04.pdf>. (Erişim Tarihi: 04.06.2016)
- Walelign, S. Z., Charlery, L., Smith-Hall, C., Chhetri, B. B. K., & Larsen, H. O. (2016). Environmental income improves household-level poverty assessments and dynamics. *Forest Policy and Economics*, 71, 23-35.
- Williams, D. A. (1982). Extra-binomial variation in logistic linear models. *Applied statistics*, 144-148.

- Woolard, I., & Klasen, S. (2005). Determinants of income mobility and household poverty dynamics in South Africa. *Journal of Development Studies*, 41(5), 865-897.
- Wooldridge, J.M (2013), *Ekonometriye Giriş: Modern Yaklaşım* (Çev. Ebru Çağlayan). Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara.
- Yaqub, S. (2000). *Poverty dynamics in developing countries* (Vol. 16). Brighton: Institute of Development Studies.
- Zeger, S. L., & Karim, M. R. (1991). Generalized linear models with random effects; a Gibbs sampling approach. *Journal of the American Statistical Association*, 86(413), 79-86.
- Zellner, A. (1971). *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics* (Vol. 19). New York: Wiley.
- Zellner, A., & Rossi, P. E. (1984). Bayesian analysis of dichotomous quantal response models. *Journal of Econometrics*, 25(3), 365-393.

EKLER

EK 1. MCMC Yöntemindeki Zincirlerin Yakınsama Testi Sonuçları

Tablo A1: Heidelberger ve Welch Yakınsama Testi

	Yoksulluktan çıkan			Yoksulluğa Giren			Kronik Yoksul		
	Prob.	Ortalama	Genişlik	Prob.	Ortalama	Genişlik	Prob.	Ortalama	Genişlik
Sabit	0.726	16.208	0.199	0.210	57.310	0.531	0.437	66.868	0.342
Yaş	0.051	0.063	0.003	0.110	0.238	0.0004	0.248	0.276	0.002
Yaşın karesi	0.052	-0.0007	0.00003	0.228	-0.0022	0.00003	0.376	-0.002	0.00001
Cinsiyet	0.473	-0.813	0.031	0.846	-0.899	0.029	0.350	-1.637	0.017
Evli	0.269	-0.109	0.003	0.925	0.227	0.032	0.086	0.504	0.018
İlkokul ve ortaokul	0.397	-0.976	0.019	0.587	-0.715	0.019	0.347	-1.461	0.012
Lise	0.241	-2.122	0.034	0.510	-1.331	0.035	0.052	-2.576	0.022
Üniversite ve üstü	0.056	-3.174	0.183	0.188	-1.047	0.143	0.565	-2.066	0.120
Kronik hasta	0.244	0.260	0.020	0.581	0.184	0.014	0.532	0.251	0.008
Aktif değil	0.543	0.615	0.029	0.514	0.784	0.033	0.641	1.065	0.017
Emekli	0.339	-1.085	0.034	0.941	-0.360	0.039	0.090	-1.783	0.029
Ücretli,maaşlı	0.847	-0.382	0.020	0.411	-0.454	0.030	0.646	-0.579	0.013
Kendi hesabına	0.726	0.704	0.020	0.198	0.595	0.022	0.948	0.148	0.012
İşdeğiştirme	0.624	0.735	0.021	0.482	0.316	0.019	0.962	0.042	0.013
SSK	0.712	-0.494	0.017	0.451	-0.213	0.021	0.690	-1.135	0.011
Ev sahibi	0.064	-0.039	0.016	0.119	0.401	0.016	0.277	0.625	0.010
Bağımlı çocuk olmayan	0.267	0.625	0.040	0.752	2.760	0.055	0.171	2.831	0.030
Bağımlı çocuk olan	0.116	2.475	0.038	0.241	6.057	0.062	0.384	7.397	0.042
Logaritmik gelir	0.948	-2.142	0.021	0.082	-7.454	0.080	0.508	-8.434	0.043

Tablo A2: Geweke Yakınsama Testi

Değişken	Yoksulluktan	Yoksulluğa Giren	Kronik Yoksul
	çıkan		
	Test istatistiği	Test istatistiği	Test istatistiği
Sabit	0.107	-1.735	-0.816
Yaş	0.809	-0.068	0.958
Yaşın karesi	-0.894	0.127	-0.917
Cinsiyet	-0.515	1.984	-0.791
Evli	-0.272	1.852	0.376
İlkokul ve ortaokul	0.557	0.489	-0.030
Lise	0.348	0.913	0.246
Üniversite ve üstü	1.865	-1.985	0.789
Kronik hasta	0.416	-1.568	0.670
Aktif değil	-0.167	1.233	1.742
Emekli	-1.500	1.395	0.813
Ücretli,maaşlı	-0.227	-0.394	1.764
Kendi hesabına	0.806	-0.731	1.743
İşdeğiştirme	-0.247	1.993	-0.497
SSK	0.052	0.725	-0.633
Ev sahibi	1.756	-1.425	-1.714
Bağımlı çocuk olmayan	0.270	1.028	-0.848
Bağımlı çocuk olan	-0.168	-1.093	-0.395
Logaritmik gelir	0.020	1.803	0.171

ÖZGEÇMİŞ**ÇİLER SİGEZE GÜNEY**

Çukurova Üniversitesi İktisadi İdari ve Bilimler Fakültesi Ekonometri Bölümü

Balcalı/ Adana

csigeze@cu.edu.tr / ciler_sigeze@hotmail.com

Eğitim Bilgileri

2012-2018: Doktora, Çukurova Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri
Anabilim Dalı.

2008- 2012: Yüksek Lisans, Çukurova Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü,
Ekonometri Anabilim Dalı.

2003- 2007: Lisans, Ankara Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü.

İş Deneyimi:

2009 – Devam ediyor: Araştırma Görevlisi, Çukurova Üniversitesi, İktisadi ve İdari
Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü.