26. BÖLÜM / CHAPTER 26

HANEHALKI YOKSULLUĞUNUN RASSAL ETKİLER SIRALI LOGİT MODEL İLE İNCELENMESİ: BAYESYEN YAKLAŞIM

INVESTIGATION OF HOUSEHOLD POVERTY WITH RANDOM EFFECTS ORDINAL LOGIT MODEL: A BAYESIAN APPROACH

Çiler SİGEZE*

*Dr., Çukurova Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, Adana, Türkiye

E-mail:csigeze@cu.edu.tr

DOI: 10.26650/B/SS10.2021.013.26

ÖZ

Panel veri çalışmalarında, aynı birimlerin tekrarlı gözlemleri arasındaki korelasyonun dikkate alınması için birimlere özgü rassal etki modele dâhil edilmektedir. Hem rassal hem de sabit değişkenlerin bulunduğu modeller karma modeller olarak bilinmek üzere rassal etkinin yer aldığı doğrusal panel veri modelleri doğrusal karma modeller olarak tanımlanmaktadır. Bunun yanında rassal etkilerin bulunduğu bağımlı değişkenli nitel modellere genelleştirilmiş doğrusal karma modeller (GLMM) denilmektedir. Genelleştirilmiş doğrusal karma modellerin tahmini, örneklem olabilirliğini maksimize etmek için genellikle çok değişkenli normal dağılımlı olduğu varsayılan rassal etkinin dağılımı üzerinden integrallerin hesaplanabilmesini gerektirmektedir. Özellikle panel veri ile oluşturulan multinomial/sıralı probit/logit modellerde bağımlı değişkendeki alternatiflerin sayısının artması ile birlikte olabilirlik fonksiyonunun rassal birim etkilere göre çok boyutlu integrallerin çözümü gerektirmesi en çok olabilirlik tahminini oldukça karmaşık hale getirmektedir. Bu nedenle, panel veri ile oluşturulan multinomial/sıralı probit/logit modellerinin analizi için birçok çözüm tekniği geliştirilmekle birlikte bayesyen yaklaşım diğer yöntemlere göre daha çok tercih edilmektedir. Bu çalışmada Türkiye İstatistik Kurumu tarafından yayınlanan 2009-2012 yılları Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması panel mikro veri anketinden yararlanılarak hanelerin yoksulluk durumlarının belirleyicileri rassal etkiler sıralı logit model oluşturularak hem klasik hem de Bayesyen yöntem ile tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçlarına göre her iki yaklaşımla da benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Rassal etkiler sıralı logit model, panel veri, Türkiye

Extended Abstract

1. Introduction

This study aims to contribute to econometrics literature both socially and empirically. Socially, this study investigates the determinants of the dynamic structure of poverty in Turkey using Turkish Statistical Institute, Income and Living Conditions Survey (SILC) panel micro data during 2009-2012. Empirically, random effects ordered logit model estimated both Classical and Bayesian approaches and the estimation results were compared.

2. Method

In this study, ordered logit model with random effects is used to consider the ordered structure of the dependent variable by allowing the correlation between repeated observations of households. In this model, the dependent variable is classified according to its value on the interval of threshold value of the unobservable latent variable (Long, 1997, pp. 123-124).

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{"non - poor"} & \tau_0 = -\infty \leq y_i^* < \tau_1 \\ 2 & \text{"poverty outflow"} & \tau_1 \leq y_i^* < \tau_2 \\ 3 & \text{"transitory poverty"} & \tau_2 \leq y_i^* < \tau_3 \\ 4 & \text{"chronic poverty"} & \tau_3 \leq y_i^* < \tau_4 = \infty \end{cases}$$

The random effects ordered logit model can be expressed as

$$\text{logit} \{ \Pr(y_{it} \leq k \mid \tau, x_{it}, \mu_i) \} = \tau_k - x_{it} \beta + \mu_i$$

where X_{it} is household's properties and μ_i ($\mu_i \sim IIDN(0, \sigma_\mu^2)$) is unobservable individual effect and $P(Y_{it} \leq k)$ is cumulative possibility of dependent variable (Zheng, vd., 2014).

The estimation of the likelihood function of the random effects ordered logit model were estimated both utilizing Bayesian and Classical approaches. The maximum likelihood estimation by Gauss-Hermite numerical integration was used in the STATA programme. In addition, Bayesian approximation via Markov Chain Monte Carlo methods was used in the MLwiN programme which provides an advantage in estimation of multilevel models.

3. Results and Conclusion

The similar results were obtained from both Bayesian approach and also maximum likelihood method, according to the analysis, due to several causes such as the initial points of the iteration of Bayesian estimation were determined as the coefficients obtained from the LS method, the prior distribution of the parameters was a non-informational prior distribution and the number of samples was large enough.

In the study, the determinants of the household's entry-exit status were similar and these households were classified as temporary poor households. However, it can be more appropriate if the factors of entering and exiting poverty in the households were investigated in more details with using longer term panel data which is the worry of further studies. Thus, it should be possible to determine economic policies to fight against poverty.

According to the findings obtained in the study, possibility of being both transient and chronic poor of households increases as the age of the household head increases, but after a certain age, the possibility of being poor of households decreases as the age of the household head increases. In addition, being a female household head has a negative effect on both types of poverty. And, possibility of being both transient poor and chronic poor are decreases as the education level of the household head increases.

It is a fact that a retired household head has a negative effect on the possibility of being transient and chronic poor. This finding indicates that the household head receiving a regular salary reduces the risk of poverty of the household. Probability of being transient and chronic poor of elderly, disabled or inoperable head of households is also positive. According to the single households, the households with dependent children and those without dependent children are at higher risk of becoming transient poor and chronic poor. The coefficients of income variable are negative and statistically significant on the possibility of being transient and chronic poor, as expected.

According to the findings obtained in the study, it is necessary to provide income arrangements such as social and financial aid to increase the income of the temporary and chronic poor households. In addition, policies such as the pension system, unemployment insurance, child benefit, household income improvements, and social assistance should be developed to get rid out of poverty.

Keywords: Random effects ordinal logit model, panel data, Turkey

1. Giriş

Panel veri çalışmalarında, örneklemin anakütleden rassal olarak seçilmesi durumunda model içinde birimlerin gözlenemeyen rassal etkileri de dikkate alınmalıdır. Bu etkiler, bireylerin alışkanlıkları, psikolojik durumları, eğitim durumları, sosyal aktiviteleri, tüketici satın alma davranışları gibi bireye özgü özellikler olacağı gibi işletmelerin ürün kaliteleri, hükümet politikalarının başarısı gibi farklı zamanlarda farklılık gösterebilen rassal etkileri de göstermektedir (Liu, 2016, s. 2). Panel veri modellerinde gözlenemeyen rassal birim etkileri temsilen regresyon modeline, birim etki (unobserved heterogeneity) olarak isimlendirilen değişken eklenmekte böylece bireysel heterojenlik dikkate alınarak istatistiksel olarak etkin, güçlü (robust) ve tutarlı parametre tahminleri sağlanmaktadır. Bu şekilde, hem rassal olmayan açıklayıcı değişkenlerin hem de rassal etkileri temsil eden bir değişkenin olduğu istatistiksel modellere karma etkiler modelleri (mixed-effects models) ya da karma modeller (mixed models) denilmektedir. Literatürde sürekli bağımlı değişkenli karma modellere, doğrusal karma modeller de denilirken (Liu, 2016, s. 62), rassal etkilerin olduğu genelleştirilmiş doğrusal modellere, genelleştirilmiş doğrusal karma modeller (GLMM) denilmektedir (McCulloch ve Searle, 2001, s. 2; Hadfield, 2010).

Panel veri ile oluşturulan nitel bağımlı değişkeni modeller sınıfında yer alan bağımlı değişkenin çoklu kategoriden oluştuğu multinomial/sıralı probit/logit gibi modellerde rassal birim etkinin varlığı, model tahminlerini daha güç duruma getirmiştir. Ancak bu durum, araştırmacıların rassal etkiler içeren nitel bağımlı değişkenli modellerin tahmin yöntemleri hakkında daha fazla çalışmasını ve tahmin yöntemlerinin çeşitlenmesini sağlamıştır. GLMM’de bağımlı değişkenin dağılımı genellikle çok değişkenli normal dağılımlı olduğu varsayılan rassal birim etkilere koşullu olarak belirtilmektedir (Molenberghs ve Verbeke, 2005, s. 263). GLMM’lerde en çok olabilirlik (maximum likelihood, ML) tahmin edicisinin uygulanmasında bağımlı değişkenin marjinal dağılımının kapalı formda çözümü bulunmamaktadır. Bu nedenle rassal etkilere göre olabilirlik fonksiyonunun integral hesaplamalarında bazı sayısal yöntemlerden yararlanılmaktadır. Literatürde GLMM modellerin tahmini için taylor serisi ya da laplace yaklaşımları yanında bayesyen uyarlamalı kuadratik, (uyarlamalı) gauss–hermite kuadratik gibi sayısal çözüm desteklerinden yararlanıldığı gözlenmektedir. Bu sayısal tekniklere ek olarak simülasyona dayalı tahmin edicilerden biri de Bayesyen yaklaşımdır (bkz. Hartzel vd., 2001; Haan ve Uhlenborff, 2006). Thomas Bayes (1783) tarafından ortaya atılan bayes teoreminden türetilen Bayesyen yaklaşımda, parametreler önsel dağılımlara sahip rassal değişkenler olarak tanımlanmaktadır. Böylece parametrelerin, anakütleden rassal deneyler sonucunda sağlanabileceği varsayılmaktadır. Yani

Bayesyen teorem, önsel dağılım ile örneklem olabilirlik fonksiyonunun birleştirilmesi ile katsayı vektörlerine ilişkin sonsal dağılımın elde edildiği bir yöntemdir. Son olarak sonsal dağılım ile parametrelere ilişkin çıkarımlar yapılmaktadır (Swamy, 1970). Sonsal dağılımın yaklaşık değerini elde etmek amacıyla Markov Zinciri Monte Carlo (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) algoritmalarından yararlanılmaktadır.

Bayesyen analiz ilk olarak Lindley (1964) tarafından nitel bağımlı değişkenli modellere uygulanmıştır. Ardından Zellner ve Rossi (1984)'nin, ikili nitel bağımlı değişkenli modellerin tahminde özellikle küçük örneklemelerde, Bayesyen metotlar ile daha iyi sonuç elde edildiğini belirtmeleri bu alandaki çalışmalara hız katmıştır. Albert ve Chib (1993)'in nitel bağımlı değişkenli modellerin parametre tahmini için veri genişletme yöntemi ile Gibbs örnekleme algoritması önermesi ve McCulloch ve Rossi (1994)'nin Multinomial Probit (MNP) ve rassal katsayılı probit modelin Bayesyen yaklaşımla analizi de teoriye oldukça katkı sağlamışlardır. Chib, Greenberg ve Chen (1998) de Bayesyen yaklaşım ile MNP model tahmini için algoritmalar geliştirmişler ve MNP, MNL ve MNT (Multivariate-t) modellerin farklı algoritmalar ile performanslarını karşılaştırmışlardır. Imai ve Dyk (2005), MNP modelin bayesyen analizi için sonsal dağılımı elde etmeyi ve yorumlamayı oldukça kolay hale getiren bir yöntem önermişlerdir. Pettitt vd. (2006), bayesyen hiyerarşik MNL model ile veri setindeki eksik gözlemlerin (missing) uygun önsel dağılımlar ile dikkate alınabileceğini göstermişlerdir. Ayrıca Hasegawa (2009), dinamik panel sıralı probit model tahmini için, Burgette ve Nordheim (2012), multinomial probit switching model tahmini için ve Fong vd. (2014), panel MNP model tahmini için Bayesyen yaklaşımdan yararlanmışlardır.

Genelleştirilmiş doğrusal karma modellerin Bayesyen yaklaşım ve farklı ekonometrik yöntemlerle elde edilen katsayı tahminlerinin karşılaştırılması da araştırmacıların ilgilendikleri konular arasındadır. Bruno (2004), probit ve tobit modellerinin parametre tahminlerini en olabilirlik yöntemi ve Bayesyen yöntem ile sağlamıştır. Elde edilen sonuçlara göre iki yöntemden sağlanan katsayı tahminleri birbirlerine yakın bulunmuştur. Contoyannis, Jones ve Leon-Gonzalez (2004), rassal etkiler probit modeli, MCMC ve klasik tahmin yöntemi tahmin etmişlerdir. Tektas ve Günay (2008), ikili nitel bağımlı modellerin tahmininde en çok olabilirlik yöntemini ve Bayesyen yaklaşımı kullanmış ve her iki yöntem ile elde edilen katsayı tahminlerini karşılaştırmışlardır. Rabe-Hesketh vd.(2002), ikili ve çok değişkenli GLMM'i klasik kuadratik, uyarlamalı kuadratik ve MCMC yaklaşımları ile tahmin etmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre integralin yakınsama için uyarlamalı kuadratik yaklaşım tekniği ile MCMC yaklaşımına göre daha etkin sonuçlar elde edilmiştir. Haynes vd. (2008) ise rassal etkiler MNL modeli hem Bayesyen hem de klasik yaklaşım ile tahmin etmişlerdir. Çalışmalarında, MCMC

simülasyon yönteminin tahminlerde daha esnek olduğuna ve uyarlamalı kuadratik yaklaşıma göre daha az hesaplama yoğunluğu ve zaman gerektirdiğinden bahsetmişlerdir. Klasik kuadratik yöntemlere göre MCMC simülasyon yönteminin daha avantajlı olduğunu vurgulayan Hadfield (2010) ise Metropolis-Hastings algoritmasını kullanmıştır (Sigeze ve Şengül, 2019). Sigeze (2017), MNP modelin parametre tahminlerini en çok olabilirlik ve Bayesyen yaklaşımları kullanılarak elde etmiştir. Sigeze Güney (2018), rassal etkiler MNL modeli en çok olabilirlik ve Bayesyen yaklaşım ile tahmin ettiği çalışmada ise her iki yöntemden elde edilen katsayı tahminlerinin anlamlılıklarını aynı bulmuştur. Bunun yanında klasik yaklaşım ile model tahmininin, Bayesyen yaklaşıma göre 10 kat daha fazla sürede gerçekleşmesi nedeniyle Bayesyen yaklaşımın bu model tahmini için daha uygun olduğunu belirtmiştir.

Bu bilgiler doğrultusunda bu çalışmada GLMM sınıfında yer alan rassal etkiler sıralı logit modelin tahmini hem en çok olabilirlik yaklaşımı hem de MCMC simülasyon tekniğinden yararlanılan Bayesyen yaklaşım ile gerçekleştirilecektir. Bu doğrultuda çalışmada Türkiye İstatistik Kurumu tarafından yayınlanan 2009-2012 yılları Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması panel mikro veri anketinden yararlanılarak hanelerin yoksulluk durumlarının belirleyicileri rassal etkiler sıralı logit model oluşturularak incelenecektir.

Türkiye’de hanehalkı yoksulluğun dinamik yapısının incelendiği bu çalışmanın, yoksulluk literatürüne katkı sağlanmasının yanında rassal etkiler sıralı logit modelin iki farklı ekonometrik teknikle tahmin edilmesi nedeniyle hem sosyal hem de ekonometrik açıdan literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümü Türkiye’de dinamik yoksulluğu inceleyen bazı çalışmaların yer aldığı literatür bölümüdür. Üçüncü bölümde yöntem, dördüncü bölümde veri seti ve ampirik sonuçlar bulunmaktadır. Son olarak çalışmanın sonuç bölümünde, ampirik analiz kısmında elde edilen bulgular doğrultusunda çeşitli değerlendirmeler yer almaktadır.

2. Literatür

Yoksulluğu kronik ve geçici yoksulluk olarak ayırıştırarak, her iki yoksulluk türünün belirleyicilerinin araştırılması amacıyla yapılan öncü çalışmalar arasında Ravallion (1988), Rodgers ve Rodgers (1993)’ın çalışması yer almaktadır. Bunun yanında, hanelerin ya da bireylerin tekrarlı gözlemlerinin sağlandığı panel veri çalışmalarının gelişmesi neticesinde yoksulluğun dinamik yapısını inceleyen çalışmalarda artış gözlenmiştir.

Hanelerin kronik (sürekli) yoksul ya da geçici yoksul olarak ayırıştırılmasından sonra her iki yoksulluk türünün belirleyicilerinin araştırılmasında farklı ekonometrik modellerden

yararlanılmıştır. Jalan ve Ravallion (1998), panel veri kullandığı çalışmada Çin hanehalkının geçici ve kronik yoksulluk durumlarının belirleyicilerini araştırmak için sansürlü koşullu kantil regresyon modelini kullanmışlardır. McCulloch ve Baulch (1999), Pakistan hanehallarından oluşan panel veri ile haneleri yoksul olmayan, geçici ve kronik yoksul olarak ayırtmışlardır. Bunun yanında bu hanelerin yoksulluk durumlarını sıralı logit model ve multinomial logit (MNL) model ile incelemişlerdir. Haddad ve Ahmet (2002), Mısır hanehalklarından oluşan panel veriyi kullanarak geçici ve kronik yoksulluğun belirleyicilerini kantil regresyon yöntemi ile araştırmışlardır. Alisjahbana ve Yusuf (2003), Endonezya hanehalklarından derlenen panel veri ile haneleri yoksul olmayan, geçici yoksul ve kronik yoksul olarak ayırtmış ardından bu hanelerin yoksulluk durumlarının belirleyicilerini MNL model ile incelemişlerdir. Dartanto ve Nurkholis (2013), Endonezyo hanehalklarından oluşan panel veriyle, Walelign, vd. (2016) ise Nepal hanehalklarından oluşan panel veriyle haneleri; (sürekli) yoksul, yoksulluğa giren, yoksulluktan çıkan ve yoksul olmayan olarak sınıflandırmışlardır. Bu şekilde bağımlı değişkenin sıralı yapısının dikkate alan Dartanto ve Nurkholis (2013) sıralı logit model ile Walelign, vd. (2016) ise panel veriyi dikkate alarak rassal etkiler sıralı logit model ile hanelerin dinamik yoksulluğunun belirleyicilerini incelemişlerdir.

Türkiye’de panel veri kullanılarak yoksulluğun dinamik yapısını inceleyen çalışmaların artması, Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) panel mikro veri setinin varlığı ile mümkün olmuştur. Şeker (2011) 2006-2007 yılları GYKA ile hanelerin yoksulluğa giriş-çıkış geçişlerini, Acar ve Başlevent (2014) ise 2007-2010 yılları GYKA ile hanelerin yoksulluğa giriş-çıkış nedenlerini incelemişlerdir. Bunlara ek olarak, Şeker ve Dayıoğlu (2014), 2005-2008 yılları GYKA ve Gürsel ve Acar (2015), 2008-2011 GYKA ile bireylerin yoksulluğa geçme ve yoksulluktan çıkma durumlarının belirleyicilerini araştırmışlardır. Dalgıç, İyidoğan ve Güven(2015), 2005-2011 GYKA ile hanelerin yoksulluktan çıkmasını ve yoksulluk durumuna geçmesini etkileyen faktörleri Probit model ile araştırmışlardır. Limanlı (2015), 2006-2009 GYKA panel veri seti aracılığıyla Türkiye’de yoksulluğun belirleyicilerini Stewart model ve panel probit model ile incelemiştir. Sigeze ve Şengül (2018) ve Sigeze ve Şengül (2019) ise 2009-2012 GYKA verilerini kullandıkları çalışmalarında hanelerin yoksulluktan çıkmasının, yoksulluğa geçmesinin ve kronik yoksul olmasının belirleyicilerini rassal etkiler multinomial logit model ile analiz etmiştir.

3. Yöntem

Çalışmada McCulloch ve Baulch (1999) ve Dartanto ve Nurkholis (2013)’un çalışması takip edilerek bağımlı değişken, hanehalkı yoksulluk durumuna göre sıralı bir yapıda oluşturulmuştur. Bunun yanında çalışmada, panel veri yapısını dikkate alan Walelign, vd.

(2016)'nin çalışması takip edilerek hanehalkı yoksulluğunun dinamik yapısı rassal etkiler sıralı logit model ile incelenmiştir.

Rassal etkiler sıralı logit modelinde bağımlı değişken, gözlenemeyen gizli değişken formunda yazılmaktadır (McKelvey ve Zavoina, 1975). Buna göre gizli değişken için regresyon modeli Eşitlik (1) ile gösterilmek üzere bağımlı değişken Eşitlik (2) ile ifade edilmektedir.

$$y_i^* = \beta x_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$y_i = k \text{ eğer } \tau_{k-1} < y_i^* < \tau_k \quad (2)$$

Burada y_i , gözlenen bağımlı değişkeni, x_i , i-nci bireyin açıklayıcı değişkenlerini gösterirken, β bilinmeyen regresyon katsayı vektörüdür. Hata terimi ε 'nin sıfır ortalama ve $\pi^2/3$ varyans ile lojistik dağılımlı olduğu varsayılır. $i = 1, 2, \dots, 2732$, örnekleme yer alan birimleri göstermek üzere panel veri ile çalışıldığı durumda zaman boyutu $t = 2010, 2011, 2012$ modele eklenmektedir. $k = 1, 2, 3, 4$ değerlerini almak üzere τ_k , eşik değer olarak tanımlanmaktadır. Buna göre hanelerin yoksulluk durumu, gözlenemeyen gizli değişkenin eşik değer aralığında aldığı değere göre sınıflandırılmaktadır (Long, 1997, ss. 123-124).

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{"yoksul değil"} & \tau_0 = -\infty \leq y_i^* < \tau_1 \\ 2 & \text{"yoksulluktan çıkan"} & \tau_1 \leq y_i^* < \tau_2 \\ 3 & \text{"yoksulluğa giren"} & \tau_2 \leq y_i^* < \tau_3 \\ 4 & \text{"kronik yoksul"} & \tau_3 \leq y_i^* < \tau_4 = \infty \end{cases} \quad (3)$$

i-nci bireyin $k=1, 2, 3$ ve 4 kategorilerinin herhangi birinde yer alması olasılığı Eşitlik (4) ve Eşitlik (5) ile gösterilebilir.

$$P(y_i = k) = P(\tau_{k-1} \leq y_i^* < \tau_k) \quad (4)$$

$$P(y_i = k) = F(\tau_k - x_i \beta) - F(\tau_{k-1} - x_i \beta) \quad (5)$$

Hata teriminin kümülatif dağılım fonksiyonu Eşitlik (6) ile gösterilmek üzere Eşitlik (7)'ye ulaşılmaktadır.

$$F(\varepsilon) = \frac{\exp(\varepsilon)}{1 + \exp(\varepsilon)} = \frac{1}{1 + \exp(-\varepsilon)} \quad (6)$$

$$P(y_i^* \leq k) = P(\beta x_i + \varepsilon_i \leq \tau_{k-1}) = \frac{1}{1 + \exp(-\tau_k + \beta x_i)} \quad (7)$$

Burada $\tau_0 = -\infty$ ve $\tau_k = \infty$ değerini almaktadır. Son olarak, kümülatif tepki olasılıklarının logit modeli Eşitlik (8) ile gösterilmektedir (Cameron ve Trivedi, 2005, s. 520).

$$\begin{aligned}
\log it \{ \Pr(y \leq k) \} &= \log \left\{ \frac{\Pr(y \leq k)}{1 - \Pr(y \leq k)} \right\} = \log \left\{ \frac{\Pr(y^* \leq \tau_k)}{1 - \Pr(y^* \leq \tau_k)} \right\} \\
&= \log \left(\frac{1}{1 + \exp(-\tau_k + x'_i \beta)} \right) / \left[1 - \frac{1}{1 + \exp(-\tau_k + x'_i \beta)} \right] \quad (8) \\
&= \log \{ \exp(\tau_k - x'_i \beta) \} \\
&= \tau_k - x'_i \beta
\end{aligned}$$

Eşitlik (8), oransal bahis (proportional odds) modeli olarak da bilinmektedir. Bahis oranı, bağımlı değişkenin herhangi iki durumunun gerçekleşme olasılıklarının oranını ifade etmek üzere sıralı logit modelde bahis oranlarının bütün durumlarda sabit olduğu varsayılmaktadır (Long, 1997, s.124; Berrington vd., 2005).

Panel sıralı logit modeli kurulumu, sıralı logit modeline benzer olmak ile birimlerin tekrarlı gözlemleri arasındaki korelasyonu dikkate almak amacıyla Eşitlik(1)'e rassal birim etki μ_i eklenmektedir. Sonuç olarak kümülatif tepki olasılıklarının rassal etkiler logit modeli Eşitlik (9) ile gösterilmektedir

$$\text{logit} \{ \Pr(y_{it} \leq k \mid \tau, x_{it}, \mu_i) \} = \tau_k - x_{it} \beta + \mu_i \quad (9)$$

Birim etki $\mu_i, \mu_i \sim IIDN(0, \sigma_\mu^2)$ şeklinde dağılmakta ve x_{it}, μ_i ve ε_i 'nin birbirinden bağımsız olduğu varsayılmaktadır (Zheng, vd., 2014).

Rassal etkiler sıralı logit model tahmininde en çok olabilirlik yöntemi kullanılmaktadır. $g(\mu_i)$, rassal birim etkilerin yoğunluk fonksiyonu olmak üzere i-nci bireyin olabilirlik fonksiyonuna katkısı Eşitlik (10) ile gösterilmektedir (Das ve Soest, 1999.)

$$\ell(y_i \mid \beta, \mu) = \int_{-\infty}^{\infty} g(\mu_i) \left[\prod_{t=1}^T (F(\tau_k - x_{it} \beta + \mu_i) - F(\tau_{k-1} - x_{it} \beta + \mu_i))^{I_k(y_{it})} \right] d\mu_i \quad (10)$$

$$I_k(y_{it}) = \begin{cases} 1 & y_{it} = k \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (11)$$

Olabilirlik fonksiyonunun hesaplanmasında integrallerin yakınsaması için bazı çözüm tekniklerinden yararlanılmaktadır. STATA programında en çok olabilirlik yöntemi ile model tahmini için genellikle Gauss-Hermite yaklaşımı kullanılmaktadır. MLwiN programında ise birinci ve ikinci sıra marjinal ve penalized quasi-likelihood (MQL1, MQL2, PQL1 and PQL2) and MCMC algoritmalarından yararlanılarak Bayesyen analiz ile model tahmini yapmak mümkündür (Browne, 2015). Rassal etkiler sıralı logit model katsayı tahminlerinde STATA programından farklı olarak MLwiN programı ile model tahmininde $\beta = -\beta$ olmaktadır. Buna

göre model tahmininde her iki programla elde edilen katsayı tahminlerinin işaretleri ters olmakla birlikte katsayı yorumları benzer sonuca çıkmaktadır.

4. Veri Seti, Ampirik Sonuçlar

Çalışmada 2009-2012 Gelir ve Yaşam Koşulları Araştırması (GYKA) mikro panel veri setinden yararlanılmıştır. Bu veri seti içerisinde 2009 yılı itibarıyla devam eden üç yıl boyunca takip edilen 2732 haneye ilişkin veriler çalışmanın örneklemini oluşturmaktadır. Çalışmanın analiz aşamasına geçmeden önce TÜİK(2016) tarafından belirlenen 2009-2012 yılları yoksulluk sınırı dikkate alınarak ilgili yıllarda bu sınırların altında eşdeğer fert başına düşen gelire sahip olan haneler “yoksul”, bu sınırların üstünde eşdeğer fert başına düşen gelire sahip olan haneler ise “yoksul olmayan” şeklinde sınıflandırılmıştır. Böylece, hanelerin 4 yıl içinde hangi dönem yoksul hangi dönem yoksul olmadıkları incelenebilmektedir. Daha sonra haneler yoksulluk durumlarına göre 4 kategoriye ayrılmaktadır. Bu durumda, ilgili yılda yoksul bir hane bir önceki yılda da yoksul ise “sürekli yoksul”, bir sonraki yılda yoksul değil ise “yoksulluktan çıkan”, ilgili yılda yoksul olmayan bir hane bir önceki dönemde de yoksul değil ise “yoksul olmayan”, bir sonraki dönemde yoksul ise “yoksulluğa giren” olarak sınıflandırılmaktadır.

Tablo 1’de örnekleme yer alan hanelerin 2010, 2011 ve 2012 yıllarındaki yoksulluk durumlarına göre sayıları ve yüzdelik dağılımları yer almaktadır.

Tablo 1
Hanelerin Yoksulluk Durumlarına Göre Dağılımları

Yoksulluk Durumu	2010	2011	2012
(1) Yoksul Değil	1951 (%71,41)	1957 (%71,63)	1951 (%71,41)
(2) Yoksulluktan Çıkan	168 (%6,15)	176 (%6,44)	137 (%5,01)
(3) Yoksulluğa Giren	145 (%5,31)	162 (%5,93)	182 (%6,66)
(4) Sürekli Yoksul	468 (17,13)	437 (%16)	462 (%16,91)
Toplam	2732 (%100)	2732 (%100)	2732 (%100)

Tablo 1’e göre, çalışmada kullanılan örneklemden yola çıkılarak Türkiye’de 2010 yılında yoksul olmayanların oranı %71,41, yoksulluktan çıkanların oranı %6,15, yoksulluğa girenlerin oranı % 5,31 ve sürekli yoksulların oranı %17,13 bulunmuştur. 2011 yılında ise 2010 yılına göre çok az bir değişiklik olmakla birlikte sürekli yoksulların oranının düştüğü gözlenmiştir. Ancak 2012 yılında yoksul olmayanların ve yoksulluktan çıkanların oranı bir önceki yıla göre düşerken, yoksulluğa girenlerin ve sürekli yoksulların oranı artmıştır.

Tablo 2’de çalışmada kullanılan açıklayıcı değişkenlerin tanımları ve tanımlayıcı istatistikleri yer almaktadır. Çalışmada hanelerin tekrarlı gözlemlerinden oluşan veri

seti kullanıldığı için tanımlayıcı istatistikler 2009 yılı referans yıl olduğu için üç yıllık gözlemlerden elde edilmiştir.

Tablo 2

Açıklayıcı Değişkenlerin Tanımları

Değişkenler	Tanımlar	Ort.	Std. sapma
Hanehalkı Reisinin Özellikleri			
Kadın	Hanehalkı reisi kadın ise 1, değil ise 0	0.163	0.004
Erkek (Referans)	Hanehalkı reisi erkek ise 1, değil ise 0	0.837	0.004
Yaş	Hanehalkı reisinin yaşı	50.428	0.158
Yaşın karesi	Hanehalkı reisinin yaşının karesi	2748.4	17.112
Hanehalkı Reisinin Eğitim Durumu			
Eğitim1 (Referans)	Hanehalkı reisi okur-yazar değil, okur-yazar olup bir okul bitirmede ise 1, diğer durumda 0	0.182	0.004
Eğitim2	Hanehalkı reisi ilkokul,ortaokul,mesleki ortaokul ve ilköğretim mezunu ise 1, değil ise 0	0.552	0.005
Eğitim3	Hanehalkı reisi genel lise, mesleki veya teknik lise mezunu ise 1, değil ise 0	0.158	0.004
Eğitim4	Hanehalkı reisi yüksekokul, fakülte ve üzeri mezunu ise 1, değil ise 0	0.108	0.003
Hanehalkı Reisinin İş Durumu			
Çalışıyor (Referans)	Hanehalkı reisi çalışıyor ise 1, değil ise 0	0.627	0.005
İş arıyor	Hanehalkı reisi iş arıyor ise 1, değil ise 0	0.032	0.001
Emekli	Hanehalkı reisi emekli ise 1, değil ise 0	0.186	0.004
Aktif değil	Hanehalkı reisi yaşlı, engelli veya çalışamaz halde, ev işleri ile meşgul, eğitim-öğrenimine devam ediyor yani iktisadi olarak aktif değil ise 1, değil ise 0	0.155	0.003
Hanehalkı Reisinin Mesleği			
Ücretli, maaşlı (Referans)	Hanehalkı reisi ücretli, maaşlı çalışıyor ise 1, değil ise 0	0.311	0.005
Kendi hesabına	Hanehalkı reisi kendi hesabına çalışıyor ise 1, değil ise 0	0.218	0.004
Yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi	Hanehalkı reisi yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi ise 1, değil ise 0	0.063	0.002
İşveren	Hanehalkı reisi işveren ise 1, değil ise 0	0.036	0.002
Hanehalkı Reisinin Özellikleri			
Gelir	Eşdeğer hanehalkı kullanabilir fert gelirinin logaritması	9.807	0.007
Tek kişilik (Referans)	Tek kişilik hanehalkı ise 1, diğer durumda 0	0.074	0.002
Bağımlı çocuk olmayan	Hanede bağımlı çocuk yok ise 1, diğer durumda 0	0.308	0.005
Bağımlı çocuk olan	Hanede bağımlı çocuk var ise 1 diğer durumda 0	0.616	0.005

Çalışmada hem panel veri yapısı hem de bağımlı değişkenin sıralı yapısı dikkate alınarak, hanelerin yoksulluk durumlarının belirleyicileri rassal etkiler sıralı logit model kullanılarak tahmin edilmiştir. Rassal etkiler sıralı logit modelin tahmini hem klasik yaklaşım ile hem de

Bayesyen yaklaşım ile gerçekleştirilmiştir. Klasik yaklaşımın tahmini STATA programında yapılırken, Bayesyen yaklaşım tahmini çok düzeyli modellerin tahmininde oldukça avantaj sağlayan MLwiN programı ile gerçekleştirilmiştir. Rassal etkiler logit modelin tahminin de her iki yaklaşımda da hanelerin “sürekli yoksul” olduğu sınıf, referans kategori olarak belirlenmiştir.

MCMC simülasyon yöntemlerine dayanan Bayesyen yaklaşımda iterasyonun başlangıç noktaları tekrarlı genelleştirilmiş en küçük kareler (Iterative generalised least-squares, IGLS) ile birinci sıra penalised quasi-likelihood (PQL1) kullanılarak türetilmiştir. Çalışmada 50 bin iterasyon kullanılırken, yakınsamanın gerçekleşmesi gerekli olan iterasyon sayısı (burn-in period) 500 olarak gerçekleşmiştir. MCMC yönteminde zincirlerin yakınsadığı Raftery-Lewis yakınsama testi ile incelenmiş ve böylece katsayı tahminlerinin güvenilir olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 3’te rassal etkiler sıralı logit modelin klasik yaklaşım ve Bayesyen yaklaşım ile sağlanan katsayı tahminleri yer almaktadır.

Tablo 3
Rassal Etkiler Sıralı Logit Model Katsayı Tahminleri

Değişkenler	Klasik Tahmin	Bayesyen Tahmin
Hanehalkı Reisinin Özellikleri		
Kadın	-1.904*** (0.260)	1.926*** (0.260)
Yaş	0.168*** (0.034)	-0.170*** (0.035)
Yaşın karesi	-0.001*** (0.0003)	0.001*** (0.0003)
Eğitim2	-1.935*** (0.237)	1.953*** (0.229)
Eğitim3	-3.895*** (0.359)	3.984*** (0.367)
Eğitim4	-5.002*** (0.627)	5.259*** (0.674)
İş arıyor	0.592** (0.282)	-0.593** (0.284)
Emekli	-1.130*** (0.291)	1.185*** (0.285)
Aktif değil	1.371 (0.273)	-1.362 (0.277)
Yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi	1.177*** (0.257)	-1.187*** (0.263)
Kendi hesabına	1.093*** (0.201)	-1.074*** (0.201)
İşveren	-0.907 (0.556)	0.902 (0.579)
Gelir	-5.218*** (0.156)	5.268*** (0.163)
Bağımlı çocuk olmayan	1.087*** (0.340)	-1.056*** (0.348)
Bağımlı çocuk olan	4.099*** (0.346)	-4.123*** (0.346)
cut 1	-43.382** (1.592)	-43.790** (1.738)
cut 2	-41.944** (1.571)	-42.334** (1.716)
cut 3	-40.232*** (1.545)	-40.602*** (1.682)
σ_u^2	8.545** (0.744)	8.952** (0.778)
LR test	988.05***	

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

Tablo 3'te rassal etkiler sıralı logit modelin hem klasik hem Bayesyen yaklaşım ile elde edilen katsayı tahminleri, tahmin edilen kesim noktaları (cutpoints) ve tahmin edilen panel düzeyindeki hata teriminin varyansı yer almaktadır.

Tablo 3'e göre, olabilirlik oranının (LR) anlamlı olması, birim etkinin anlamlı olduğunu, yani standart sıralı logit modele göre rassal etkiler sıralı logit modelini gerekli kılan birimler arasında yeterince değişkenlik olduğunu ifade etmektedir (StataCorp, 2017, s. 312). Bayesyen yaklaşımda tüm parametrelerin rassal olarak ele alınması nedeniyle birim etkinin anlamlılık sınaması yapılmamaktadır.

Tablo 3'e göre klasik ve Bayesyen yaklaşım ile elde edilen katsayılar oldukça yakın çıkmıştır. Ancak iki yaklaşımdan elde edilen tahminlerin işaretleri formüllerin yapısı nedeniyle ters olarak elde edilmektedir. Bu duruma göre klasik yaklaşımla elde edilen pozitif bir katsayı, bireyin, karşılık gelen açıklayıcı değişkenin daha yüksek bir değeri için bağımlı değişkeninin daha yüksek bir kategorisinde gözlenme olasılığının arttığını gösterirken Bayesyen yöntem ile elde edilen pozitif bir katsayı ise bireyin, karşılık gelen açıklayıcı değişkenin daha yüksek bir değeri için bağımlı değişkenin daha düşük kategorisinde görülme olasılığını belirtmektedir.

Çalışmada, Bayesyen tahmin için iterasyonun başlangıç noktalarının EKK yönteminden elde edilen katsayılar olarak belirlenmesi ve parametrelere ilişkin önsel dağılım olarak bilgi içermeyen önsel dağılım kullanılması ve örneklem sayısının yeterince büyük olması nedeniyle her iki yöntem ile sağlanan katsayı tahminlerini yakın çıkmıştır. Bunun yanında, literatürde, Bayesyen yaklaşım ile birçok modelde hızlı ve daha basit tahmin sağlanması ve Bayesyen yaklaşımın, küçük örneklemelerde asimptotik olarak etkin olmayan en çok olabilirlik yöntemine göre tercih edilmesinden bahsedilmektedir. Ancak son yıllarda bilgisayar programlarının geliştirilmesinin katkısı ile rassal etkiler sıralı logit modelin en çok olabilirlik yöntemi ve Bayesyen yaklaşım ile tahmin sonuçları kolaylıkla elde edilmiştir.

Rassal etkiler sıralı logit modelin en çok olabilirlik yöntemi ile elde edilen marjinal etkileri Tablo 4'te yer almaktadır.

Tablo 4

Rassal Etkiler Sıralı Logit Model Marjinal Etkileri

Değişkenler	Yoksul Değil	Yoksulluktan Çıkan	Yoksulluğa Giren	Sürekli Yoksul
Kadın	0.113*** (0.015)	-0.016*** (0.002)	-0.023*** (0.003)	-0.073*** (0.010)
Yaş	-0.009*** (0.002)	0.001*** (0.0003)	0.002*** (0.0004)	0.006*** (0.001)
Yaşın karesi	0.00009*** (0.00001)	-0.00001*** (0.000002)	-0.00002*** (0.000004)	-0.000006*** (0.00001)
Eğitim 1	0.114*** (0.013)	-0.016*** (0.002)	-0.023*** (0.002)	-0.074*** (0.008)
Eğitim 2	0.230*** (0.019)	-0.033*** (0.002)	-0.046*** (0.004)	-0.149*** (0.013)
Eğitim 3	0.295*** (0.035)	-0.043*** (0.005)	-0.059*** (0.007)	-0.192*** (0.023)
İş arıyor	-0.035** (0.017)	0.005*** (0.002)	0.007*** (0.003)	0.022*** (0.011)
Emekli	0.067*** (0.017)	-0.010*** (0.002)	-0.014*** (0.003)	-0.044*** (0.011)
Aktif değil	-0.081*** (0.016)	0.012*** (0.002)	0.016*** (0.003)	0.053*** (0.011)
Yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi	-0.070*** (0.15)	0.010*** (0.002)	0.014*** (0.003)	0.045*** (0.010)
Kendi hesabına	-0.065*** (0.012)	0.009*** (0.002)	0.013*** (0.002)	0.042*** (0.008)
İşveren	0.054 (0.033)	-0.008 (0.005)	-0.011 (0.007)	-0.035 (0.021)
Gelir	0.308*** (0.007)	-0.044*** (0.002)	-0.062*** (0.003)	-0.200*** (0.005)
Bağımlı çocuk olmayan	-0.064*** (0.020)	0.009*** (0.003)	0.013*** (0.004)	0.041*** (0.013)
Bağımlı çocuk olan	-0.242*** (0.020)	0.035*** (0.003)	0.049*** (0.004)	0.157*** (0.013)
Not: ***,** srasıyla %5 ve %1 önem düzeyleridir. Parantez içindeki değerler katsayıların standart hatalarıdır.				

Tablo 4’e göre hanehalkı reisinin işveren olması dışındaki tüm değişkenler istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Ayrıca, hanelerin yoksulluktan çıkmasını ve yoksulluğa girmesini etkileyen etmenlerin katsayı büyüklükleri farklı ancak aynı işarete sahiptir. Bu bulgu, Türkiye’de hanelerin yoksulluğa girmesinin ve yoksulluktan çıkmasının belirleyicilerini araştırmak için daha uzun bir zaman aralığının gerektiğini göstermektedir. Bu nedenle çalışmada yoksulluğa giriş-çıkış yapan haneler, geçici yoksul haneler olarak sınıflandırılabilir.

Tablo 4'e göre hanehalkı reisinin kadın olduğu hanelerin yoksul olmama olasılıkları daha yüksektir. Bunun yanında bu hanelerde sürekli yoksulluk, geçici yoksulluktan daha az görülme olasılığına sahiptir (bkz. Devicenti, 2002; Andriopoulou ve Tsakloglou, 2011; Wallelign vd., 2016; Acar ve Başlevent, 2014; Dalgıç vd., 2015 ve Sigeze Güney, 2018). Geçici ve sürekli yoksulluğun belirleyicileri için değişkenlerin marjinal etkilerine bakıldığında hanehalkı reisinin yaşı pozitif, hanehalkı reisinin yaşının karesi ise negatif bulunmuştur. Bu bulguya göre hanelerin hem geçici hem de sürekli yoksul olma olasılıkları üzerinde hanehalkı reisinin yaşının pozitif bir etkisini vardır. Ancak yaş artışı ile birlikte hanelerin yoksul olma olasılıkları, ortalama yaştan sonra azalmaktadır.

Tablo 4'te yer alan bulgulara göre, hanehalkı reisinin eğitim seviyesinin artması, hanelerin yoksul olmama olasılıklarını artan oranda artırırken, geçici ve sürekli yoksul olma olasılıklarını artan oranda azaltmaktadır. Hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmedeği hanelere göre hanehalkı reisinin yüksekokul, fakülte, yüksek lisans, doktora mezunu olması hanelerin sürekli yoksul olma olasılığını %0.19 oranında düşürmektedir.

Hanelerin yoksulluk durumu üzerinde hanehalkı reisinin iş durumunun etkisine bakıldığında ise hanehalkı reisi çalışan hanelere göre hanehalkı reisinin emekli olması, hanenin yoksul olma olasılığını azaltmaktadır. Öyle ki bu hanelerin sürekli yoksul olma olasılıkları, geçici yoksul olma olasılıklarından daha düşük bulunmuştur. Bu bulguda, hanehalkı reisi emekli olan hanelerin düzenli gelirlerinin ve tasarruflarının etkisi olduğu düşünülmektedir. Bunun yanında bu bulgu, emeklilik sisteminin sağlıklı çalışmasının çalışanların ilerideki yaşamlarının kalitesi ve bunun sonucu olarak da toplumun refahı için oldukça gerekli olduğunu göstermektedir.

Çalışmada hanehalkı reisi çalışan hanelere göre hanehalkı reisi iş arayan hanelerin, beklentiyle tutarlı olarak, yoksul olmama olasılıkları negatif, geçici ve sürekli olma olasılıkları pozitif bulunmuştur. Benzer şekilde, hanehalkı reisi iktisadi olarak aktif olmayan hanelerin de geçici ve sürekli yoksul olasılıkları pozitif, yoksul olmama olasılıkları negatif bulunmuştur. Bunun yanında, bu gruptaki hanelerin sürekli yoksul olma olasılıkları, geçici yoksul olma olasılıklarının üç katından daha fazla olması politika yapıcıların dikkat etmesi gereken bir sonuç olarak karşımıza çıkmaktadır.

Hanehalkı reisinin mesleğinin hanelerin yoksulluk durumu üzerindeki etkisine bakıldığında ise Tablo 4'te yer alan sonuçlara göre hanehalkı reisi ücretli, maaşlı çalışan hanelere göre hanehalkı reisi kendi hesabına çalışan hanelerin geçici yoksul olma olasılıkları pozitif, yoksul olmama olasılıkları ise negatif bulunmuştur. Şeker ve Dayıoğlu (2015)'na göre de hanehalkı reisi kendi hesabına çalışan haneler arasında sürekli yoksulluk daha yaygın olmakta ve

Türkiye’de kayıt dışı sektörde istihdam edilenlerin büyük çoğunluğu sürekli yoksullardan oluşmaktadır. Hanehalkı reisi düzenli maaş alanlara göre hanehalkı reisi kendi hesabına çalışan hanelerin negatif ekonomik şoklardan daha fazla etkilenmesi ve bu nedenle yoksullar içinde oranlarının fazla olması beklenen bir durumdur (Sigeze Güney, 2018). Hanehalkı reisi ücretli maaşlı çalışan hanelere göre hanehalkı reisi yevmiyeli ve ücretsiz aile işçisi hanelerin de geçici ve sürekli yoksul olma olasılıkları beklenildiği gibi negatif bulunmuştur. Bu hanelerin sürekli yoksul olasılıkları da oldukça yüksek bulunmuştur. Çalışmada hanehalkı reisi ücretli maaşlı çalışan hanelere göre hanehalkı reisi işveren olan hanelerin yoksulluk kategorileri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi bulunmamıştır.

Tablo 4’te görüldüğü gibi, hanehalkı geliri, hanelerin geçici ve sürekli yoksul olma olasılığını azaltırken, yoksul olmama olasılığını arttırmaktadır. Hanehalkı gelirinin sürekli yoksulluk üzerinde, geçici yoksulluğa göre daha fazla pozitif etkisi bulunması beklenen bir durumdur.

Çalışmadan elde edilen bulgulara göre, tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olmayan hanehalklarının sürekli yoksul olma olasılıkları %0.041, tek kişilik hanelere göre bağımlı çocuğu olan hanehalklarının sürekli yoksul olma olasılıkları %0.157 daha fazla bulunmuştur. Dört katı civarındaki bu olumsuz fark, bağımlı çocuğu olan hanelerin sürekli yoksul olma riskini daha fazla hissettiğini göstermektedir.

5. Sonuç

Bu çalışmada hem sosyal hem de amprik açıdan ekonometri literatürüne katkı sağlamak amaçlanmıştır. Bu açıdan Türkiye’deki yoksulluk çalışmalarına katkı olarak çalışmada, 2009-2012 GYKA panel mikro veri seti ile hanelerin dinamik yoksulluğunun belirleyicileri incelenmiştir. Çalışmada yer alan haneler, bir dönem önceki yoksulluk durumlarına göre yoksul olmayan, yoksulluktan çıkan, yoksulluğa giren ve sürekli yoksul olarak sınıflandırılmıştır.

Ekonometrik açıdan bakıldığında çalışmada hanehalklarından oluşan panel verinin kullanılması ve bağımlı değişkenin sıralı yapısı dikkate alınması ile rassal etkiler sıralı logit model oluşturulmuştur. Rassal etkiler sıralı logit modelin en çok olabilirlik yöntemi ile tahmini STATA programında gauss-hermite integral yaklaştırma tekniğiyle yapılmıştır. Çalışmada ayrıca MLwiN programında rassal etkiler sıralı logit model tahmini MCMC algoritmasına Bayesyen yaklaşım ile gerçekleştirilmiştir. Bayesyen tahmin için iterasyonun başlangıç noktalarının EKK yönteminden elde edilen katsayılar olarak belirlenmesi ve parametrelerle ilişkin önsel dağılımın bilgi içermeyen önsel dağılım olması ve örneklem sayısının yeterince büyük olması nedeniyle her iki yöntem ile elde edilen katsayı tahminleri benzer çıkmıştır.

Çalışmada dört yıllık panel veri ile hanelerin yoksulluğa giriş-çıkış durumlarının belirleyicileri benzer çıkmış ve bu haneler geçici yoksul haneler olarak sınıflandırılmıştır. Ancak, daha uzun dönemli panel veri kullanılarak yapılan tahminler ile hanelerin yoksulluğa girmesi ve yoksulluktan çıkmasının belirleyicilerinin daha ayrıntılı olarak ortaya çıkacağı düşünülmektedir. Böylece yoksullukla mücadele daha hızlı ve ekonomik politikaların belirlenmesi mümkün olacaktır.

Çalışmadan elde edilen bulgulara göre Türkiye’de eğitimde fırsat ve gelir eşitliğinin sağlanmasının önemi ortaya çıkarmaktadır. Özellikle yoksul kesimin yoksulluktan kurtulmaları için eğitim fırsatını kullanmaları ve bununla birlikte en azından yoksulluk sınırının üzerinde gelir elde etmelerini sağlamak oldukça önemlidir. Bunun yanında düzenli gelirin, emeklilik geliri bile olsa haneleri yoksulluktan koruyan bir etmen olduğu bilinmelidir. Bu anlamda emeklilik sisteminin bireylerin ve dolayısıyla toplumun refahı için sağlıklı işlemesi önem arz etmektedir. Son dönemlerde bireysel emeklilik sisteminde yapılan politika uygulamaları da bu anlamda olumlu adımlar olarak görülmektedir. Bunlara ek olarak işsizlik sigortaları, çocuk yardımı, hanehalkı gelir iyileştirmeleri için sağlık ve parasal yardımlar gibi sosyal yardımların geliştirilmesi yoksulluk ile mücadelede gerekli adımlar olmaktadır.

Kaynakça/References

- Acar, A., & Baslevent, C. (2013). *Examination of the transition of Turkish households into and out of poverty between 2007-2010* (No. 5779). EcoMod.
- Albert, J. H., & Chib, S. (1993). Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American statistical Association*, 88(422), 669–679.
- Alisjahbana, A., & Yusuf, A. A. (2003). Poverty dynamics in Indonesia: panel data evidence. *Department of Economics, Padjadjaran University*.
- Andriopoulou, E., & Tsakloglou, P. (2011). *The determinants of poverty transitions in Europe and the role of duration dependence*.
- Bayes, T. (1763). LII. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. By the late Rev. Mr. Bayes, FRS communicated by Mr. Price, in a letter to John Canton, AMFR S. *Philosophical transactions of the Royal Society of London*, 53, 370–418.
- Berrington, A., Hu, Y., Ramirez-Ducoin, K., & Smith, P. (2005). Multilevel Modelling of Repeated Ordinal Measures: An application to attitudes to divorce. *Southampton Statistical Sciences Research Institute Applications and Policy Working Paper A05/10*.
- Browne, W. J. (2015). MCMC estimation in MLwiN. *Centre for Multilevel Modelling, University of Bristol*.
- 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.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge university press.
- 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.
- Dalgıç, B., İyidoğan, P. V., & Güven, A. (2015). Yoksulluk ve Yoksulluk Geçişlerinin Belirleyenleri: Türkiye Örneği. *Sosyoekonomi*, 23(24).
- Das, M., & Van Soest, A. (1999). A panel data model for subjective information on household income growth. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 40(4), 409–426.
- Dartanto, T., & Nurkholis. (2013). The determinants of poverty dynamics in Indonesia: evidence from panel data. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 49(1), 61–84.
- Devicienti, F. (2002). Poverty persistence in Britain: a multivariate analysis using the BHPS, 1991–1997. *Journal of Economics*, 9, 307–340.
- 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.
- Gürsel, S., & Acar, A. (2015). Türkiye’de Yoksulluk Dinamikleri. *Betam Araştırma Notu*, 15/175, 29 Ocak.
- Haan, P., & Uhlenhorff, 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).
- 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.
- Hartzel, J., Agresti, A., & Caffo, B. (2001). Multinomial logit random effects models. *Statistical Modelling*, 1(2), 81–102.
- 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.
- 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.
- Hedeker, D., & Gibbons, R. D. (1994). A random-effects ordinal regression model for multilevel analysis. *Biometrics*, 933–944.
- Imai, K., & van Dyk, D. A. (2005). A Bayesian analysis of the multinomial probit model using marginal data augmentation. *Journal of Econometrics*, 124(2), 311–334.
- Jalan, J., & Ravallion, M. (2000). Is transient poverty different? Evidence for rural China. *The Journal of Development Studies*, 36(6), 82–99.
- Leckie, G., & Charlton, C. (2013). Runmlwin-a program to Run the MLwiN multilevel modelling software from within stata. *Journal of Statistical Software*, 52(11), 1–40.
- Limanlı, Ö. (2015). Intertemporal Poverty in Turkey. *Procedia Economics and Finance*, 30, 487–497.
- Lindley, D. V., & Smith, A. F. (1972). Bayes estimates for the linear model. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1–41.
- Liu, X. (2015). *Methods and applications of longitudinal data analysis*. Elsevier.
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for categorical and Limited Dependent Variables*. SAGE Publications, California.
- 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. (2000). Simulating the impact of policy upon chronic and transitory poverty in rural Pakistan. *The Journal of Development Studies*, 36(6), 100–130.
- McCulloch, C. E., & Searle, S. R. (2001). *Generalized, Linear, and Mixed Models*, Wiley Series in Probability and Statistics.
- 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.
- 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.
- 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.
- Ravallion, M. (1988). Expected poverty under risk-induced welfare variability. *The Economic Journal*, 1171–1182.
- Rodgers, J. R., & Rodgers, J. L. (1993). Chronic poverty in the United States. *Journal of Human Resources*, 25–54.
- Sigeze, Ç. (2017). Multinomial Probit Modelinde Bayes Yaklaşımı: Türkiye’de Yağ Tüketim Tercihinin İncelenmesi. *Trakya University Journal of Social Science*, 19(2).
- Sigeze Güney, Ç. (2018), “Türkiye’de Dinamik Yoksulluğun Rassal Etkiler Multinomial Logit Model ile İncelenmesi”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana.
- Sigeze, Ç., & Şengül, S. (2018). TÜRKİYE’DE YOKSULLUĞUN RASSAL ETKİLER MULTİNOMİAL LOGİT MODEL İLE İNCELENMESİ. *Dokuz Eylul University Journal of Graduate School of Social Sciences*, 20(4).
- Sigeze, Ç., & Şengül, S. (2019). Rassal Etkiler Multinomial Logit Model için Bayesyen ve Klasik Yaklaşım: Türkiye’de Dinamik Yoksulluk Örneği. *Çankırı Karatekin Üniversitesi İİBF Dergisi*, 9(1).
- Swamy, P. A. (1970). Efficient inference in a random coefficient regression model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 311–323.
- StataCorp (2017). Stata: Release 15. Statistical Software. College Station, TX: StataCorp LLC.
- 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.
- 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).
- TÜİK (2016). Gelir ve Yaşam Koşulları İstatistikleri. www.tuik.gov.tr, (21.01.2016).
- 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.
- Zellner, A., & Rossi, P. E. (1984). Bayesian analysis of dichotomous quantal response models. *Journal of Econometrics*, 25(3), 365–393.
- Zheng, Z., Liu, Z., Liu, C., & Shiwakoti, N. (2014). Understanding public response to a congestion charge: A random-effects ordered logit approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 70, 117–134.