

**MULTİNOMİAL PROBIT MODELİNDE BAYES YAKLAŞIMI:  
TÜRKİYE’DE YAĞ TÜKETİM TERCİHİNİN İNCELENMESİ**

*BAYESIAN APPROACH IN MULTINOMIAL PROBIT MODEL: INVESTIGATION  
OF COOKING OIL CONSUMPTION IN TURKEY*

**Çiler SİGEZE<sup>1</sup>**

*Geliş Tarihi: 05.10.2016  
(Received)*

*Kabul Tarihi: 28.11.2017  
(Accepted)*

**ÖZ:** Çalışmada Türkiye İstatistik Kurumu’nun 2009 yılı Hanehalkı Bütçe Anketi verilerinden yararlanılarak Türkiye’de yağ tüketim tercihlerini etkileyen etmenlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Dört yağ çeşidinin tercihinine ilişkin olarak oluşturulan multinomial probit modelin parametre tahminleri en çok olabilirlik ve bayes yaklaşımları kullanılarak elde edilmiştir. Çalışmanın sonucuna göre, tahmin edilen parametrelerin anlamlılıkları ve işaretleri benzerlik göstermektedir. Bunun yanında, yöntemler arasındaki farklılıklardan kaynaklı olarak parametre tahminlerinin büyüklüklerinde değişiklik görülmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Hanehalkı, Bayes Yaklaşımı, Multinomial Probit Model, Türkiye.

**ABSTRACT:** In this study, it was aimed to determine the factors effecting oil consumption in Turkey utilizing the TurkStat’s Household Budget Survey of 2009. Multinomial Probit model was fitted to the data, and model parameters were estimated using maximum likelihood and bayesian approaches. While the significance and signs of parameters estimated by both approaches exhibited similarities, the magnitudes of parameter estimates are observed differently.

**Keywords:** Households, Bayesian Approach, Multinomial Probit Model, Turkey

<sup>1</sup> Arş. Gör., Çukurova Üniversitesi, İİBF, Ekonometri Bölümü

## GİRİŞ

Bağımlı değişkenin nitel ve ikiden fazla seçeneğe sahip olması durumunda çoklu tercih modellerinin pazarlama, işletme ve hanehalkı araştırmalarında kullanımı oldukça yaygındır. Bu modeller, bağımlı değişkenin sıralı (ordered) ve sırasız (multinomial) olması durumuna göre Sıralı Logit/Probit ve Multinomial Logit/ Probit modeller olarak sınıflandırılmaktadır. Çalışmada bağımlı değişken olarak yer alan hanehalklarının yağ tüketim tercihleri için özel bir sıralamanın olmamasından ötürü multinomial model oluşturulmuştur. Multinomial Logit (MNL) ve Multinomial Probit (MNP) modeller birçok açıdan benzer olmalarına rağmen iki model arasında önemli bir fark vardır. MNL model, herhangi iki alternatifin olasılıklar oranının (odds oranı) diğer alternatiflerden bağımsız olduğunu ifade eden ve ilgisiz alternatiflerin bağımsızlığı (Independence from Irrelevant Alternatives: IIA) olarak adlandırılan önemli bir varsayıma dayanmaktadır (Greene, 2003, s. 724). Multinomial Logit modelde tahmin yapılmadan önce bu varsayımın sağlanıp sağlanmadığının kontrol edilmesi gerekmektedir. MNL model tahminde IIA varsayımının getirdiği kısıtlar ve işlem yükü nedeniyle daha esnek bir model olan MNP modeli MNL modeline genellikle tercih edilmektedir. Her iki model de en çok olabilirlik (ML) tahmin edicisiyle tahmin edilmektedir. ML yönteminde çıkarsamalar asimptotik kurama dayandığından küçük örneklerde yansızlık, etkinlik, normallik gibi özellikleri sağlamamaktadır. Bu nedenle örneklem boyutu için herhangi bir kısıt içermeyen bayes yaklaşımı son yıllarda yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bunun yanında, MNP model alternatiflerin sayısının üçten fazla olduğu durumda ML yöntemiyle çok boyutlu integrallerin çözülmesi oldukça güç olmaktadır. Bayes simülasyon tekniklerindeki önemli gelişmelerle birlikte MNP modelin katsayı tahminleri için ML yaklaşımının karmaşık hesaplamalarından kaçınılarak, hesaplamalarda hem kolaylık hem de hızlı çözüm sağlayan bayes yaklaşımı tercih edilmektedir (bkz. Albert ve Chib, 1993; Imai ve van Dyk, 2005; McCulloch, Rossi, 1994; McCulloch, Polson ve Rossi, 2000; Nobile, 1998, 2000).

Imai ve van Dyk (2005) çalışmalarında, klasik MNP modelden farklı olarak bireylerin seçim kümelerindeki farklı alternatiflerini sıralaması ile oluşturulan sıralı tercihler ile MNP model kullanmışlardır. Çalışmalarında kendileri tarafından geliştirilen MNP isimli R paket programı ile etkin marjinal veri genişletme Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) algoritması kullanarak MNP model için bayes yaklaşımıyla tahminler yapmışlardır. Imai ve Van Dyk (2005) tarafından önerilen algoritmanın MNP model için oldukça hızlı ve kolay bir yol sunması son yıllarda özellikle ürün tercihi ilişkili MNP modelin kullandığı çalışmalarda bu algoritmanın sıklıkla tercih edilmesini sağlamıştır (bkz. Hruschka, 2007; Veetil, Speelman, Frijia, Buysse ve Van Huylenbroeck, 2011; Yu ve Xie, 2011; Vincent,

Green ve Woolfson, 2012; Gupta, 2014). Bunun yanında MNP model tahmininde bayes tekniklerinin gelişmesi için Imai ve van Dyk(2005)'in algoritmasından Burgette ve Hahn (2010), Berrett ve Calder (2012) ve Jiao ve van Dyk (2015)'in yararlandığı görülmektedir.

Tüm bu bilgiler doğrultusunda çalışmada, Türkiye'de hanelerin yağ tüketim tercihlerini etkileyen etmenlerin belirlenmesi için oluşturulan MNP modelin en çok olabilirlik (ML) ve bayes yaklaşımları kullanılarak tahmin edilmesi ile literatüre katkı sağlaması amaçlanmaktadır. Bayes analiz, Imai ve van Dyk'in (2005) çalışması takip edilerek klasik MNP modelden farklı olarak bireylerin seçim kümelerindeki farklı alternatiflerini sıralaması ile oluşturulan sıralı tercihler ile MNP model için gerçekleştirilecektir. Böylece klasik MNP modelin en çok olabilirlik tahmin sonuçları ve Imai ve van Dyk (2005)'in sunduğu MNP modelin bayes tahmin sonuçları karşılaştırılarak mevcut veri ile hangi yöntemin daha uygun olduğu belirlenecektir.

## VERİ VE EKONOMETRİK YÖNTEM

### Kullanılan Veri Seti ve Değişkenler

Çalışmada Türkiye İstatistik Kurumu'nun (TÜİK) 2009 yılı Hanehalkı Bütçe Anketi (HBA) mikro veri seti kullanılmıştır. 2009 yılı HBA, 1 Ocak – 31 Aralık tarihleri arasında her ay dönüşümlü olarak değişen aylık 1050 örnek haneye olmak üzere toplam 12600 haneye uygulanmıştır (TÜİK, 2009). Çalışmada bağımlı değişken olarak hanelerin aylık yağ tüketim tercihleri ele alınmıştır. Bazı hanelerin aylık tüketimlerde yağ harcamasının yer almaması nedeniyle toplam 8119 hanehalkı örnekleme oluşturmaktadır. Çalışmada yer alan açıklayıcı değişkenler ve bağımlı değişkenler Tablo 1'de yer almaktadır.

Bağımlı değişken olarak modelde yer alan hanehalkı yağ tüketim tercihleri, tereyağı, margarin, zeytinyağı ve yenilebilir yağ (soya, susam, haşhaş, kolza, pamuk, fındık, hardal vb.) olmak üzere dört gruba ayrılmaktadır. Tablo 1'e bakıldığında hanelerin toplam yağ tüketim oranları içerisinde en yüksek payı %52 ile yenilebilir yağ tüketimi almaktadır. Bunu %24, %14 ve %7 ile sırasıyla margarin, tereyağı ve zeytinyağı takip etmektedir.

**Tablo 1 :Tanımlayıcı İstatistikler**

	<b>Ortalama</b>	<b>Std. Sapma</b>
<b>Bağımlı değişkenler</b>		
Tereyağı	14.952	29.075
Margarin	24.256	35.277
Zeytinyağı	7.981	23.411
Yenilebilir yağ	52.809	40.845
<b>Bağımsız değişkenler</b>		
Genç	0.296	0.456
Orta yaş	0.478	0.499
Yaşlı	0.226	0.418
Okur-yazar değil ve okur yazar olup bir okul bitirmedi	0.138	0.345
İlkokul ve ilköğretim mezunu	0.492	0.499
Ortaokul ve lise mezunu	0.262	0.439
Yüksekokul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunu	0.108	0.310
Çekirdek aile	0.698	0.458
Geniş aile	0.193	0.395
Dağılmış aile	0.107	0.309
Kent	0.678	0.467
Kır	0.321	0.467
Harcama	1704.82	1230.331
Log(Harcama)	3.148	0.266

Çalışmada hanelerin yağ tüketim tercihini etkileyen değişkenler olarak hanehalkı reisinin yaşı, eğitim düzeyi, hanelerin yaşadığı bölge (kır, kent), hanehalkı tipi ve hanehalkı toplam geliri ele alınmıştır. 2009 yılı HBA'nde hanehalkı reisinin yaşı kategorik olarak oluşturulduğu için çalışmada hanehalkı reisinin yaşı genç, orta yaş ve yaşlı olmak üzere 3 sınıfa ayrılmıştır. Buna göre

hanehalkı reisinin yaşı 24-40 yaş aralığında olanlar genç, 41-60 yaş aralığında olanlar orta ve 60 yaşının üstünde olanlar ise yaşlı kategorisini oluşturmaktadır. Tahmin sırasında yaşlı kategorisi temel sınıf olarak ele alınmıştır. Tablo 1 incelendiğinde hanehalkı reislerinin %29, %47 ve % 22 oranlarıyla sırasıyla genç, orta yaş ve yaşlı kesimi oluşturduğu görülmektedir.

Çalışmada yer alan hanehalkı reisinin eğitim düzeyi için okur-yazar değil ve okur-yazar olup bir okul bitirmeyenlerin oluşturduğu, ilköğretim mezunlarının oluşturduğu, ortaokul ve orta dengi meslek, lise ve lise dengi meslek okulu mezunlarının oluşturduğu ve son olarak 2 yıllık yüksek okul, 4 yıllık yüksek okul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunlarının oluşturduğu 4 kategorili kukla değişken oluşturulmuştur. Buna göre hanehalkı reislerinin %14'ü okur-yazar değil ya da okul yazar olup bir okul bitirmeyenlerden, %49'u ilköğretim ve ilköğretim mezunlarından, %26'sı ortaokul ve lise mezunlarından ve %11 gibi bir bölümü 2 yıllık yüksek okul, 4 yıllık yüksek okul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunlarından oluşmaktadır. Tahmin sırasında okur-yazar değil ve okur-yazar olup bir okul bitirmeyenlerin oluşturduğu haneler temel sınıf olarak belirlenmiştir.

Çalışmada hanehalkı tipinin, hanelerin yağ harcamalarında etkili olacağı göz önünde tutularak diğer bir açıklayıcı değişken olarak modele dâhil edilmiştir. Buna göre, çekirdek aile, geniş aile ve dağılmış aile olmak üzere 3 kategori oluşturulmuştur. Çekirdek aileyi, evli bir çift ve/veya evlenmemiş çocuklardan oluşan hanehalkı, geniş aileyi, ataerkil geniş aile ve geçici geniş aileler, dağılmış aileyi ise evli bir çiftin yer almadığı haneler oluşturmuştur. Ayrıca dağılmış aile kategorisi içerisinde tek kişilik hanehalkı, hanehalkı reisinden herhangi birinin ya da her ikisinin olmadığı hanehalkları ve aralarında kan bağı olan ya da olmayan ve bir arada yaşayan bireyler de yer almaktadır (TÜİK, 2009; Yavuz ve Yüceşahin, 2012). Çalışmada yer alan hanelerin %69'u çekirdek aile iken %19'u geniş, %10'u dağılmış ailedir. Model tahmininde dağılmış aile tipi temel sınıf olarak belirlenmiştir.

Hanelerin yaşadığı yerleşim yerinin de yağ tüketim tercihlerini etkilemesi göz önünde tutularak haneler eğer kentte yaşıyorsa 1, yaşamıyorsa 0 değerini alan bir kukla değişken modele dahil edilmiştir. Buna göre hanelerin % 67'sinin kentte yaşadığı gözlenmektedir. Tüketim tercihlerini önemli bir ölçüde etkileyen diğer önemli değişken de hanehalkının geliridir. Ancak, hanehalkı bütçe araştırmaları ile toplanan hanehalkı gelirlerine ait bilgiler büyük ölçüde ölçüm yanlılığı içerdiğinden çalışmada hanehalkı gelirinini temsilcisi olarak hanehalkı toplam harcamasının logaritması kullanılmıştır.

MNP model tahmini için hanelerin aylık yağ tüketim oranları içinde en büyük değere sahip yağ türünü tercih ettiği varsayılmıştır. Tablo 2’de hanehalklarının yağ tüketim tercihleri yüzde olarak verilmiştir. Buna göre hanelerin büyük çoğunluğu (%60) yenilebilir yağları tercih etmiştir. Hanelerin çok az bir kısmı (%9) ise zeytinyağı tüketimini tercih etmiştir.

**Tablo 2: Hanehalkının Yağ Tüketim Tercih Yüzdeleri**

Yağ Türü	Sayı	Yüzde
Tereyağı	1079	%13
Margarin	1475	%18
Zeytinyağı	725	%9
Yenilebilir yağ	4840	%60

#### **Ekonometrik Yöntem**

Çalışmada bağımlı değişken olarak yer alan hanehalklarının yağ tüketim tercihleri için özel bir sıralamanın olmamasından ötürü multinomial model oluşturulmuştur. MNL modeli ile MNP modeli benzer amaçlara yönelik çözüm sunmalarına rağmen hata terimleri hakkında yapılan varsayımlar farklılaşmaktadır. MNP model hata terimlerinin çok değişkenli normal dağılımlı, MNL model ise kümülatif logistik dağılımlı olduğunu varsaymaktadır. MNP modelde çok değişkenli normal dağılımlı hata terimleri birbirleri ile korelasyonlu olabiliyorken, MNL modelde hata terimlerinin birbirleriyle korelasyonsuz olduğu varsayılmaktadır. Bu özellik MNL modelinde *ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı* (IIA) varsayımını gerektirmektedir. Bu nedenle literatürde sıklıkla hata terimleri arasında korelasyonun varlığına rağmen güvenilir tahminler vermesi nedeniyle MNP model kullanılmıştır (Koop, 2008: 289). Bu çalışmada da MNP model oluşturularak model tahmini yapılmıştır.

MNP modeli çoğunlukla çoklu alternatifler arasında tüketici tercihlerini etkileyen değişkenleri belirlemede kullanılmaktadır. Bu model tahmin edilirken her bir alternatif için fayda teorisinden yararlanılmaktadır. Buna göre, çoklu alternatiflerde j. alternatifin i. bireye (haneye) sağlayacağı fayda denklem (1) ile gösterilmektedir.

$$U_{ij} = \beta' X_{ij} + \alpha'_j Z_i + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

Burada,  $X_{ij}$ , j. tercihin i. hane tarafından algılanan özelliklerin bir vektörü,  $Z_i$ , i. haneye özgü karakterlerin bir vektörüdür.

Her bir hanenin faydasını maksimum yapacağı varsayılırsa, i. hanenin birinci alternatifini seçme olasılığı,

$$P_{i1} = P[U_{i1} > U_{i2}, U_{i1} > U_{i3}, \dots, U_{i1} > U_{ip}] \quad (2)$$

şeklinde gösterilebilir (Dow & Endersby, 2004). MNP modelde, gizli değişkenler  $W_i = (W_{i1}, \dots, W_{ip})$  olmak üzere,

$$W_i = X_i\beta + e_i \quad e_i \sim N(0, \Sigma), \quad i = 1, \dots, n. \quad (3)$$

şeklinde gösterilmektedir. Burada,  $X_i$  açıklayıcı değişkenlerin bir matrisi ve  $e_i$  sıfır ortalama ve pozitif tanımlı  $\Sigma$  kovaryans matrisi ile çok değişkenli normal dağılım gösteren hata terimidir. Modeli tanımlamak için kovaryans matrisinin ilk köşegen elemanı 1 olmalıdır. Seçim kümesi içerisinde i-nci bireyin tercihi olan  $Y_i$  tepki değişkeni, gizli değişken  $W_i$ 'nin bir fonksiyonu olmak üzere Multinomial Probit Model,

$$\begin{aligned} Y_i(W_i) &= 0 \quad \text{eğer} \quad \max(W_i) < 0 \\ &= j \quad \text{eğer} \quad \max(W_i) = W_{ij} > 0 \quad i=1, \dots, n \quad \text{ve} \quad j=1, \dots, p \end{aligned} \quad (4)$$

denklemleri ile gösterilmektedir. Burada  $Y_i$ , temel sınıf için sifıra eşittir (Imai ve van Dyk, 2005).

MNP modelin tahmini en çok olabilirlik yöntemiyle yapılmaktadır. Üç tercihli MNP modeli için olabilirlik fonksiyonu denklem (5) ile gösterilmektedir.

$$P_1 = P[y = 1] = \int_{-\infty}^{-X_1\hat{\beta} - X_2\hat{\beta}} \int_{-\infty}^{\hat{e}_{21}, \hat{e}_{31}} f(\hat{e}_{21}, \hat{e}_{31}) d\hat{e}_{21} d\hat{e}_{31} \quad (5)$$

Burada  $f(\hat{e}_{21}, \hat{e}_{31})$ , iki değişkenli normal fonksiyonun çözümü sayısal olarak kolaylıkla sağlanmaktadır. Ancak MNP modelde alternatiflerin sayısının üçten fazla olduğu durumda çok boyutlu integrallerin çözümlenmesi oldukça güç hale gelmektedir. Bu nedenle MNP modelde tahmin yapmak için GHK simülasyon yöntemi, MSL tahmin yöntemi (Maximum Simulated Likelihood Estimator), MSM yöntemi (Method of Simulated Moments) ve bayes yöntemi gibi simülasyon yöntemlerinden yararlanılmaktadır (Cameron ve Trivedi, 2005:518).

MNP modelin Bayes yaklaşımı ile tahmini, Albert ve Chib (1993)'in iki düzeyli probit modelin tahmini için geliştirdikleri veri genişletme ve Gibbs

örnekleme algoritmasını, çok durumlu modeller için genelleştirmeleriyle dikkat çekmiştir. Bu yöntemde, gizli verinin değerleri uygun budanmış dağılımdan çekilmektedir. Eğer gizli verinin değeri biliniyorsa, normal doğrusal regresyon modellerinin sonuçlarının kullanılması ile elde edilen sonsal dağılımlar, yeni gizli veri üretmek için kullanılmaktadır ve bu süreç gibbs örnekleme algoritması ile tekrar edilmektedir. Albert ve Chib (1993)'in çalışmasını tamamlayıcı nitelikteki McCulloch ve Rossi (1994)'nin çalışmasından sonra MNP modelin bayes yaklaşım ile analizi hakkındaki teori çeşitli yaklaşımlar ile oldukça zenginleşmiştir (bkz. Nobile, 1998, 2000; McCulloch ve Rossi, 1994; McCulloch, Polson ve Rossi, 2000).

Bayes yaklaşım ile tahmin modelde yer alan bütün parametreler hakkında önsel dağılımın belirlenmesi ile başlamaktadır. Farklı önsel dağılımlar farklı sonsal dağılımların bulunmasına neden olduğu için bir modelin belirlenmesi ancak parametreler için önsel dağılımın tayin edilmesi ile sağlanmaktadır (Nobile, 1998). Bu nedenle, bayes yaklaşımın teorik çerçevede en çok tartıştığı konulardan biri parametrelerin önsel dağılımı olmaktadır. MNP modelin bayes yaklaşım ile tahmini için önsel dağılımın belirlenmesi ile ilgili olarak öncü çalışmalardan biri McCulloch ve Rossi (1994)'e aittir. Daha sonra, McCulloch, Polson ve Rossi (2000), McCulloch ve Rossi (1994)'nin çalışmasında ele aldığı MNP modeldeki parametrelerin tamamen tanımlanmamasının uygun olmayan önsellere neden olacağını öne sürerek, tanımlanan parametreler kümesi üzerinde önsel dağılımlara yer veren yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmadan hemen sonra Nobile (2000), McCulloch, Polson ve Rossi (2000)'nin kovaryans matrisinin ilk köşegen elemanının bire eşit olduğunu söyleyen normalleştirme kısıtı ile MNP modelin bayes yaklaşımı ile analizi için önerdiği önsel dağılıma alternatif bir yol sunmuştur. Bu yöntemde göre kovaryans matrisinin ilk köşegen değerine koşullu wishart ve ters wishart dağılımlarından simulasyon yoluyla yeni kovaryans matrisi değerleri elde edilebilmektedir. Bu sayede McCulloch ve Rossi (1994)'nin çalışmalarında yer alan tanımlanmamış (NID) önsellerin tanımlanması da sağlanmaktadır. Son olarak, Imai ve van Dyk (2005)'in MNP modelin analizi için tanımlanabilir parametreler hakkında bilgi içermeyen (improper) önsel dağılımı önermesi ile sonsal dağılımın elde edilmesi ve yorumlanması oldukça kolay hale gelmiştir. Bu yöntem, marjinal veri geliştirme yöntemine dayanan algoritmalar ile standart dağılımlardan örneklem çekilmesini sağlamanın yanında oldukça hızlı bir şekilde yakınsamayı da gerçekleştirmektedir.

Imai ve van Dyk (2005) hem sıralı hem de sıralı olmayan MNP modeller için bayes yönteminden bahsetmişlerdir. Sıralı tercihler ile MNP modeline göre p alternatif arasında kısmı ya da tamamen bir sıralama gözlenebilmektedir. i. bireyin



$p$  tane alternatif arasından tercihleri çıktı değişkeni  $y_i = \{y_{i1}, \dots, y_{ip}\}$  ile gösterilmektedir. Eğer  $i$ . bireyin tercihi,  $j \neq j'$  için  $y_{ij} > y_{ij'}$  ise  $j$ 'nin  $j'$ 'ye tercih edilebileceği söylenebilmektedir. Eğer  $j \neq j'$  için  $y_{ij} = y_{ij'}$  ise  $i$ . bireyin seçim kümesindeki  $j$  ve  $j'$  alternatiflerin seçimi bir fark oluşturmamaktadır. Normal bir rassal fayda modeli altında iki alternatifin tamamen aynı tercihe sahip olma olasılığı sıfırdır. Bu yüzden eşitsizlik kısıtları dikkate alınırken, eşitlik kısıtları göz ardı edilmektedir. Ancak Imai ve Van Dyk (2005) önerdiği yöntemde, alternatiflerin tercih edilme olasılıklarındaki eşitlik durumunda sayısal değerler ihmal edilirken sıralama hala geçerli olmaktadır. Böylece iki alternatifin olasılıklarının aynı olması tahmin yönteminde bir kısıta yol açmamaktadır.

Son olarak tercihleri sıralayan değişken  $Y_i$ , gizli değişkenlerin bir fonksiyonu olarak denklem (6) gibi yazılmaktadır.

$$Y_{ij}(W_i) = \#\{W_{ij} : W_{ij} < W_{ij'}\} \quad i=1, \dots, n \text{ ve } j=1, \dots, p \quad (6)$$

$\#\{\dots\}$ , seçim kümesindeki  $j$  alternatifi seçen  $i$ . birey için gizli değişkenlerin sayıdır. Imai ve van Dyk (2005)'in parametreler ve kovaryans matrisi için önerdikleri önsel dağılım ise denklem (7) ile gösterilmektedir.

$$\beta \sim N(0, A^{-1}) \text{ ve } p(\Sigma) \propto |\Sigma|^{-(v+p)/2} [\text{trace}(S\Sigma^{-1})]^{-v(p-1)/2} \quad (7)$$

Burada  $A$ ,  $\beta$  hakkındaki önsellerin kesin matrisi ve  $v$ , kovaryans matrisi  $\Sigma$  için parametrelerin önsel serbestlik dereceleridir.  $p \times p$  boyutlu pozitif tanımlı matris  $S$  ise  $\Sigma$ 'nin önsel değeridir ve  $S$  matrisinin ilk köşegen elemanı 1'dir. Sıralı tercihler ile MNP modelin analizi için  $A=0$  yani  $p(\Sigma) \propto 1$  sağlanarak bilgi içermeyen önsel dağılım kullanılmaktadır.

Bayes MNP modeli altında analizlerde açıklayıcı değişkenlerin bazı değerleri için bireylerin tercihleri hakkında kestirim yapmak mümkündür. Hesaplanan kestirim olasılıkları, sonsal kestirim dağılımından sağlanmaktadır. Gözlemlenen veriye koşullu bu dağılım, model parametrelerindeki belirsizlik üzerinden ortalama alınarak hesaplanmaktadır. Böylece sonsal kestirim dağılımı, hem model parametreleri verildiğinde tepki değişkenlerindeki değişimi hem de sonsal dağılımda yer alan model parametrelerindeki belirsizliği ölçmektedir. Sonsal kestirim dağılımı denklem (8) ile gösterilmektedir.

$$P(Y^* = j | X^*, Y) = \int P(Y^* = j | X^*, \beta, \Sigma, Y) p(\beta, \Sigma | Y) d(\beta, \Sigma) \quad (8)$$

Burada  $X^*$ , açıklayıcı değişkenler matrisini ve  $Y^* = (y_1^*, \dots, y_p^*)$ , alternatifler arasından bireyin sıralı tercihlerini göstermektedir (Imai ve van Dyk, 2005).

#### AMPİRİK SONUÇLAR

Tablo 3'te MNP modelin ML yöntemiyle elde edilen tahmin sonuçları verilmektedir. Sonuçlara göre katsayıların büyük çoğunluğu istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

**Tablo 3: ML Yöntemi ile Elde Edilen Parametre Tahminleri**

Değişkenler	Tereyağı	Zeytinyağı	Yenilebilir Yağ
Sabit terim	-2.068* (0.349)	-3.712*** (0.388)	-0.019 (0.291)
Genç	-0.671*** (0.083)	-1.143*** (0.092)	-0.286*** (0.070)
Orta yaş	-0.372*** (0.074)	-0.623*** (0.078)	-0.111* (0.064)
İlkokul	0.120 (0.091)	0.068 (0.101)	0.074 (0.26)
Ortaokul ve lise	0.255** (0.105)	0.255** (0.116)	-0.057 (0.086)
Yüksekokul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunu	0.548*** (0.128)	0.666*** (0.136)	-0.108 (0.109)
Çekirdek aile	0.125 (0.091)	-0.024 (0.096)	0.228*** (0.075)
Geniş aile	-0.007 (0.106)	-0.309*** (0.116)	0.320*** (0.088)
Kent	-0.371*** (0.062)	-0.037 (0.071)	0.046 (0.052)
LnHarcama	0.304*** (0.052)	0.515*** (0.057)	0.120*** (0.043)

**Not:** \* , \*\* ve \*\*\* katsayıların sırasıyla %10, %5 ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Tablo 3'e yer alan sonuçlara bakıldığında, hanehalkı reisinin genç ve orta yaşta olduğu hanelerin, hanehalkı reisinin yaşlı olduğu hanelere göre tereyağı, zeytinyağı ve yenilebilir yağ tercih etme olasılığının daha az olduğu gözlenmektedir. Bireylerin yaşlandıkça sağlıklarına daha fazla dikkat ettikleri göz önüne alınırsa, elde edilen bu bulgunun beklentiyle tutarlı olduğu ifade edilebilir. Bunun yanında, hanehalkı reisinin ortaokul, lise, yüksekokul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunu olduğu hanelerin, hanehalkı reisinin okur-yazar olmadığı ya da okur-yazar olup bir okul bitirmediği hanelere göre tereyağı ve zeytinyağını tercih etme olasılıkları daha fazla çıkmıştır. Bu sonuç, eğitim düzeyi ile sağlıklı beslenme arasındaki pozitif ilişkiyi destekler niteliktedir. Hanehalkı tipinin hanelerin gıda harcama kalıplarında değişikliğe neden olup olmadığını incelendiğinde, dağılmış ailelere göre çekirdek ailelerin tereyağı ve zeytinyağı tüketim olasılığında herhangi bir farklılık bulunmamıştır. Geniş ailelerin ise zeytinyağı tüketim olasılıkları negatif ve anlamlı bulunmuştur. Bununla beraber, dağılmış ailelere göre çekirdek ve geniş ailelerin yenilebilir yağ tüketim tercihi daha fazla çıkmıştır.

Hanehalkının yerleşim yerinin yağ tüketim olasılığı üzerinde etkisi incelendiğinde, kent değişkeninin yalnızca tereyağı tüketim olasılığı üzerinde etkili olduğu gözlenmektedir. Buna göre kırdan yaşayan hanelere göre kentte yaşayan hanelerin tereyağı tercih etme olasılıkları daha azdır. Bunun nedeni olarak kentsel alanda tereyağı fiyatının daha yüksek olması ve kırdan ev içi üretim nedeniyle hanehalklarının kendi üretimlerini tüketmeleri gösterilebilir. Hanehalkı gelirini temsil eden harcamanın logaritmasının tahmin edilen katsayısı margarin tüketim tercihine göre üç yağ tüketim olasılığı için de pozitif ve anlamlı çıkmıştır.

MNP model katsayı büyüklüklerinin de yorumlanabilmesi amacıyla her bir yağ türü için marjinal etki değerleri hesaplanmıştır. Marjinal etkiler daha önceki bütün katsayıların işaretleri ve büyüklüklerine bağlı olarak hesaplanmaktadır. Bu nedenle marjinal etkilerin ve katsayıların işaretlerinde farklılık gözlenebilmektedir (Hassan ve Nhemachena, 2008).

Tablo 4'te yer alan marjinal etki değerlerine göre hanehalkı reisi genç olan hanelerin, hanehalkı reisi yaşlı olan hanelere göre tereyağı ve zeytinyağı tercih etme olasılıkları sırasıyla %5 ve %10 oranında daha azdır. Hanehalkı reisi orta yaşlı olan hanelerin ise hanehalkı reisi yaşlı olan hanelere göre tereyağı ve zeytinyağı tercih etme olasılıkları ise sırasıyla %3 ve %5 oranlarında daha azdır. Bunun yanında hanehalkı reisinin genç ve orta yaşlı olduğu hanelerin, hanehalkı reisinin yaşlı olduğu hanelere göre margarin tüketme olasılıkları ise sırasıyla %9 ve

%4 oranında daha fazladır. Bu sonuçlar, hanehalkı reisi yaşlandıkça hanelerin sağlıklı yağ tüketim olasılığındaki artışı vurgulamaktadır.

**Tablo 4: ML Yöntemi ile Elde Edilen Parametrelerin Marjinal Etkileri**

Değişkenler	Tereyağı	Margarin	Zeytinyağı	Yenilebilir yağ
Genç	-0.054*** (0.011)	0.097*** (0.013)	-0.102*** (0.009)	0.05*** (0.016)
Orta yaş	-0.035*** (0.009)	0.047*** (0.011)	-0.058*** (0.007)	0.045*** (0.014)
İlkokul	0.016 (0.012)	-0.009 (0.014)	0.003 (0.010)	-0.010 (0.018)
Ortaokul ve lise	0.041*** (0.014)	-0.009 (0.016)	0.028** (0.012)	-0.060*** (0.020)
Yüksekokul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunu	0.085*** (0.017)	-0.026 (0.020)	0.074*** (0.013)	-0.133*** (0.025)
Çekirdek aile	-0.001 (0.012)	-0.035** (0.014)	-0.021** (0.009)	0.058*** (0.018)
Geniş aile	-0.025* (0.014)	-0.034** (0.016)	-0.059*** (0.012)	0.110*** (0.021)
Kent	-0.065*** (0.008)	0.010 (0.009)	0.001 (0.007)	0.053*** (0.012)
Harcama	0.025*** (0.007)	-0.043*** (0.008)	0.046*** (0.005)	-0.029*** (0.010)

**Not:** \* , \*\* ve \*\*\*, katsayıların sırasıyla %10, %5 ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Hanehalkı reisinin eğitim düzeyine göre hanelerin yağ tüketim tercihi olasılıklarına bakıldığında, hanehalkı reisi okur-yazar olmayan ya da okur-yazar olup bir okul bitirmeyen haneleri temsil eden referans hanelere göre hanehalkı reisi ortaokul, lise ve dengi okullardan mezun olan hanelerin tereyağı ve zeytinyağı tercih etme olasılıkları sırasıyla %4 ve % 2 oranında daha fazladır. Hanehalkı reisi yüksekokul, fakülte ve yüksek lisans, doktora mezunu olan hanelerin de tereyağı ve zeytinyağı tercih etme olasılıkları referans hanelere göre sırasıyla %8 ve %7 oranında daha fazladır. Elde edilen bu sonuçlar, eğitim durumunun sağlıklı beslenme üzerindeki pozitif etkisini bir kez daha ortaya koymaktadır. Bunun yanında margarin tüketiminde hanehalkı reisinin eğitim durumunun herhangi bir etkisi gözlenmemiştir.

Tablo 4’de, çekirdek ve geniş ailelerin, dağılmış ailelere göre margarin tercih etme olasılığı %3 oranında daha az iken, bu hanelerin yenilebilir yağ tercih etme olasılıkları ise sırasıyla %5 ve %11 oranında daha fazla bulunmuştur. Geniş aileler için çekirdek ailelere göre bu oranın daha fazla olmasının nedeni olarak yenilebilir yağ içerisindeki bazı yağ türlerinin tenekelerle ve uygun fiyata satılması gösterilebilir. Bunun yanında geniş ailelerin, dağılmış ailelere göre tereyağı ve zeytinyağı tüketme olasılıkları sırasıyla 0.02 ve 0.05 oranında daha az bulunmuştur. Çekirdek ailelerin ise dağılmış ailelere göre zeytinyağı tüketme olasılığı 0.02 oranında daha az bulunmuştur. Buradan, zeytinyağı fiyatlarının diğer yağ türlerinin fiyatlarına göre daha fazla olmasının kalabalık ailelerde tüketilme olasılığını düşürdüğü sonucuna ulaşılabılır.

Kentte yaşayan hanelerin, kırdta yaşayan hanelere göre tereyağı tüketme olasılığı %6 oranında daha az iken, yenilebilir yağ tüketme olasılığı %5 oranında daha fazladır. Bu hanelerin margarin ve zeytinyağı tüketme olasılıklarında ise bir fark görülmemiştir.

Çalışmada hanelerin harcama miktarının, tereyağı ve zeytinyağı tüketim tercihlerini pozitif, margarin ve yenilebilir yağ tüketim tercihlerini ise negatif etkilediği bulunmuştur. Bu sonuç margarin ve yenilebilir yağın düşük mal olarak sınıflandırıldığını göstermektedir.

### **BAYES SONUÇLARI**

Çalışmada, Imai ve van Dyk(2005) tarafından geliştirilen MNP isimli R paket programından yararlanılarak MNP model parametrelerinin bayes tahminleri elde edilmiştir. Imai ve van Dyk’ın (2005) parametreler için belirledikleri önsel dağılımlar,  $\beta$  için uygun olmayan (improper) önsel dağılım,  $S=I$  ve  $v=p=4$  ile  $\Sigma$  için difüz önsel dağılımdır. Analizler için Monte Carlo örneklem sayısı 30.000

olarak belirlenmiştir. Yani, elde edilen sonsal dağılımdan 30.000 parametre tahmini sağlanmaktadır. Sonuç olarak da basit bir MCMC zincirine dayanan, parametrelerin sonsal ortalama ve standart hataları hesaplanmaktadır. Ancak bu sonuçların güvenilir olması için MCMC yöntemindeki zincirlerin yakınsadığından emin olunmalıdır. Farklı başlangıç değerleri ile başlatılan zincirlerin aynı sonsal dağılıma yakınsayıp yakınsamadığının belirlenmesi amacıyla Gelman ve Rubin'in (1992) önerdiği yöntem kullanılmıştır. Bu yöntem, zincirler içindeki ve zincirler arasındaki varyansı karşılaştıran çoklu bağımsız MCMC zincirlerinin analizine dayanmaktadır. Çalışmada bağımsız bir şekilde çalışan, farklı başlangıç değerleri ile 3 zincir oluşturulmuştur. İlk zincir, bütün parametreler için başlangıç değeri 0 ve kovaryans matrisinin başlangıç değeri birim matris olacak şekilde varsayılan değerler ile çalıştırılmıştır. İkinci ve üçüncü zincir için katsayıların başlangıç noktaları eşit sayıda -0.01 ve 0.01'lerden oluşmaktadır. Kovaryans matrisinin köşegen elemanları 1 olacak şekilde belirlenmiştir. 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 çıkmıştır ve yakınsama sağlanmıştır. Yakınsamanın gerçekleştiği iterasyon sayısı (burn-in period) yaklaşık olarak 15.000 iterasyon olarak belirlenmiştir. Böylece, iterasyon sayısı 15.001'den başlayarak Monte Carlo örnekleme tekrarlandığında parametrelerin sonsal dağılım özet istatistikleri Tablo5'te gösterildiği gibi elde edilmiştir.

Tablo 5'te tereyağı ve zeytinyağı ve yenilebilir yağ için katsayıların sonsal ortalama, standart hataları ve %95 sonsal yoğunluk aralıkları verilmiştir. Sonsal yoğunluk aralıklarının sıfırı içermesi durumunda katsayısı istatistiksel olarak anlamsızdır. Genel olarak bakıldığında bayes yöntemi ile elde edilen tahmin sonuçları ile ML yöntemi ile sağlanan tahmin sonuçları benzerlik göstermektedir.

**Tablo 5:** Bayes Yöntemi ile Sağlanan Parametrelerin Sonsal Dağılımlarının Özet İstatistikleri

Katsayılar	Tereyağı				Zeytinyağı				Yenilebilir yağ			
	Ort.	Std. Sapma	%2.5	%97.5	Ort.	Std. Sapma	%2.5	%97.5	Ort.	Std. Sapma	%2.5	%97.5
<b>sabit terim</b>	-0.989	0.123	-1.239	-0.753	-4.833	0.388	-5.594	-4.078	-0.023	0.113	-0.245	0.197
<b>genç</b>	-0.268	0.028	-0.326	-0.213	-1.196	0.089	-1.372	-1.020	-0.094	0.026	-0.146	-0.042
<b>orta yaş</b>	-0.163	0.023	-0.211	-0.118	-0.703	0.074	-0.848	-0.555	-0.040	0.023	-0.087	0.006
<b>ilkokul</b>	0.059	0.028	0.003	0.116	0.080	0.099	-0.113	0.279	0.018	0.029	-0.038	0.076
<b>ortaokul</b>	0.145	0.033	0.081	0.212	0.358	0.113	0.135	0.584	-0.015	0.033	-0.081	0.050
<b>yüksekokul</b>	0.277	0.041	0.197	0.359	0.787	0.131	0.530	1.047	-0.063	0.041	-0.146	0.016
<b>çekirdek aile</b>	-0.010	0.028	-0.066	0.045	-0.190	0.094	-0.374	-0.002	0.069	0.029	0.011	0.127
<b>geniş aile</b>	-0.074	0.032	-0.138	-0.009	-0.593	0.112	-0.814	-0.371	0.121	0.034	0.053	0.190
<b>kent</b>	-0.168	0.021	-0.211	-0.127	0.011	0.069	-0.123	0.148	0.020	0.020	-0.019	0.061
<b>harcama</b>	0.131	0.017	0.097	0.167	0.520	0.056	0.410	0.631	0.044	0.016	0.011	0.078

Tablo 5’te yer alan sonuçlara göre hanenin çekirdek aile tipinde olmasının dağılmış aile tipinde olmasına göre tereyağı tüketim olasılığı üzerinde bir etkisi yokken geniş aile tipinde olmasının dağılmış aile tipinde olmasına göre tereyağı tüketim olasılığı üzerinde negatif bir etkisi vardır. Hanelerin çekirdek aile tipinde ve geniş aile tipinde olmasının ise zeytinyağı tüketim olasılığını negatif etkilediği gözlenmiştir. Bunun yanında, elde edilen bulgular kentte yaşayan hanelerin tereyağı tüketim olasılığının daha az olduğunu yönündedir. Yenilebilir yağ tüketim olasılığında ise hanehalkı reisinin eğitim düzeyinin ve hanenin yaşadığı bölgenin herhangi etkisi bulunmamıştır. Yenilebilir yağın, diğer yağ çeşitleri arasında en uygun fiyatlara sahip olması nedeniyle böyle bir sonucun elde edilmesi şaşırtıcı olmamaktadır.

Üç yağ tüketim tercihi için de hanehalkı reisinin genç olmasının katsayısı negatif ve önemli bulunmuştur. Bu sonuçtan yola çıkılarak hanehalkı reisi genç olan hanelerin, hanehalkı reisi yaşlı olan hanelere göre tereyağı, zeytinyağı ve yenilebilir yağ tüketme olasılıklarının daha düşük olduğu gözlenmektedir. Hanehalkı reisinin eğitim durumu ile ilgili katsayılara baktığımızda, hanehalkı reisinin eğitim durumu yükseldikçe tereyağı ve zeytinyağı tüketme eğilimlerinin arttığını söyleyebiliriz. Eğitimin sağlıklı beslenmeye yönelik dikkati arttırdığı düşünüldüğünde bu ilişkinin varlığı doğrulanmaktadır.

Çalışmada hem bayes yöntemi hem de ML yöntemi ile elde edilen tahmin sonuçlarında anlamlı katsayıların işaretleri benzer çıkmıştır. Bunun yanında katsayı büyüklükleri farklılaşmaktadır. Örneklem sayısının büyük olması ve bilgi içermeyen (improper) önsel dağılımın tercih edilmesinden dolayı katsayı büyüklüklerinin yakın olmamasının beklenmeyen bir sonuç olduğu söylenebilir. Bu sonucun sağlanmamasının temel nedeni olarak, klasik MNP model ve Bayes sıralı MNP modelin kurulmasında farklı yöntemlerin tercih edilmesinin olduğu düşünülmektedir. MNP modelinde, bireyin alternatifleri arasından bir ürünü seçtiğini varsayılarak model kurulmaktadır. Ancak bayes sıralı MNP modelde, bireyin tercihleri için bir sıra belirlediği varsayılarak model tahmini sağlanmaktadır. Bu açıdan bayes yöntemi ile sağlanan katsayı büyüklüklerin bireylerin tercihlerini daha iyi açıkladığını söylenebilir.

Bayes MNP modeli altında kestirim yapılarak, açıklayıcı değişkenlerdeki değişimin bireylerin tercihleri üzerindeki etkisi ölçülebilmektedir. Tablo 6’da rassal olarak seçilen 8. hanenin yağ tüketim tercihlerini belirlemek için hesaplanan sonsal kestirim olasılıkları yer almaktadır. Tablonun ilk satırında, 8. hanenin sahip olduğu özelliklere sahip hanelerin %69’unun yenilebilir yağı, %20’sinin margarini, %6’sinin tereyağını ve %3’ünün zeytinyağını tercih etmesi beklenmektedir. Diğer değişkenler sabitken, hanehalkının harcama düzeyi artırıldığında tüketici tercihinde değişiklik olup olmadığını incelemek istenildiğinde de bayes yönteminden yararlanılmaktadır.



**Tablo 6:** Bayes MNP Modeli Kestirim Sonuçları

	Yaş	Eğitim	HHT	Bölge	Harcama	Margarin	Tereyağı	Zeytinyağı	Yenilebilir
<b>8. hane</b>	Orta	okur-yazar	çekirdek	kent	1375.76	0.199	0.067	0.036	0.696
<b>8.hane*</b>	Orta	okur-yazar	çekirdek	kent	3723.23	0.157	0.090	0.070	0.682

Tablo 6'nın ikinci satırında yer alan 8. hane\*, 8. hane ile aynı özelliklere sahip ancak harcama miktarı daha fazla olan haneleri temsil etmektedir. Bu haneler için elde edilen sonsal kestirim olasılıkları ile 8. hane ile aynı özelliklere sahip hanelerin sonsal kestirim olasılıklarına göre geliri temsil eden harcama miktarı arttıkça margarin tüketme olasılığı düşerken, tereyağı ve zeytinyağı tüketme olasılığı artmaktadır. Harcama düzeyinin artmasının, yenilebilir yağ tüketme olasılığını ise küçük bir oranda azalttığı gözlenmiştir. Bu sonuçlar ML yöntemiyle elde edilen harcamanın yağ tüketim tercihleri üzerindeki marjinal etkilerinin sonuçları ile tutarlı olmaktadır.

**Tablo 7:** Eğitim Durumuna Göre Bayes MNP Model Kestirim Sonuçları

	Yaş	Eğitim	HHT	Bölge	Harcama	Margarin	Tereyağı	Zeytinyağı	Yenilebilir
<b>8. hane</b>	Orta	okur-yazar	çekirdek	kent	1375.76	0.199	0.067	0.036	0.696
<b>7. hane</b>	Orta	ilkokul	çekirdek	kent	960.68	0.195	0.095	0.061	0.648
<b>25.hane</b>	Orta	ortaokul	çekirdek	kent	2316.94	0.161	0.14	0.115	0.583
<b>1. hane</b>	Orta	lisans ve üstü	çekirdek	kent	3723.23	0.113	0.198	0.219	0.468

Tablo 7'de ise hanehalkı reisinin eğitim düzeyinin marjinal etkisini gözlemlemek amacıyla dört farklı eğitim düzeyi için yağ tüketim tercihlerinin sonsal kestirim olasılıkları yer almaktadır. Buna göre, harcama miktarının etkisinin bir önemi olmadığını varsayıldığında, hanehalkı reisinin orta yaş kategorisinde yer aldığı, kentte yaşayan ve çekirdek aile tipinde olan haneler için hanehalkı reisinin eğitim durumu arttıkça margarin ve yenilebilir yağ tercih etme olasılıklarının düştüğünü, bunun yanında tereyağı ve zeytinyağı tüketme olasılıklarının arttığı gözlenmektedir. Bu sonuçlar da ML yöntemiyle hesaplanan katsayıların marjinal etkilerinin sonuçlarını destekler niteliktedir.

## SONUÇ

Bu çalışmada multinomial probit (MNP) modelin en çok olabilirlik (ML) tahmin edicisi ve bayes yaklaşımı kullanılarak tahminlerinin yapılması ve elde edilen sonuçların karşılaştırılması amaçlanmıştır. MNP modelin bayes yaklaşımı ile analizi için Imai ve van Dyk (2005)'in sıralı tercihler ile MNP modeli ele alınmıştır. Elde edilen bulgular, MNP modelinin bayes yaklaşımı ve ML tahmin yöntemi ile sağlanan katsayıların anlamlılıkları ve işaretlerinin benzer olduğu yönündedir. Bayes yaklaşımında bilgi içermeyen (improper) önsel dağılımın kullanılması ve örneklem büyüklüğünün yeterince büyük olması bu sonucun sağlanmasında etkilidir. Ancak her iki yöntemle elde edilen katsayı büyüklükleri arasında farklılık gözlemlenmektedir. Bu farklılıkların temel sebebi olarak MNP modelin ve sıralı tercihler ile MNP modelin kurulmasındaki farklılık gösterilebilir. MNP modelde, bireyin seçim kümesi içinde kendisine en yüksek faydayı sağlayan tek bir ürünü seçtiği varsayılırken, sıralı tercihler ile MNP modelde alternatifler, sağladıkları faydaya göre kısmi ya da tamamen bir sıralama ile modelde yer almaktadır. Böylece, diğer alternatiflerin önemi de modele dahil edilmektedir. Sonuç olarak, sıralı tercihler ile MNP modelin bayes yaklaşımı ile sağlanan tahminlerinin, MNP modelin ML yaklaşımı ile sağlanan tahminlere göre daha güvenilir sonuç verdiği söylenebilir.

## KAYNAKÇA

Albert, J. H., & Chib, S. (1993). Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American statistical Association*, 88(422), 669-679.

Berrett, C., & Calder, C. A. (2012). Data augmentation strategies for the Bayesian spatial probit regression model. *Computational Statistics & Data Analysis*, 56(3), 478-490.

Burgette, L. F., & Hahn, P. R. (2010). Symmetric Bayesian multinomial probit models. Duke University Statistical Science Technical Report, 1-20.

Dow, J. K., & Endersby, J. W. (2004). Multinomial probit and multinomial logit: a comparison of choice models for voting research. *Electoral studies*, 23(1), 107-122.

Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis*. Pearson Education India.

Gelman, A., & Rubin, D. B. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical science*, 457-472.

Gujarati, D. N. (2009). *Basic econometrics*. Tata McGraw-Hill Education.

Gupta, A. D. (2014). Multinomial Probit Model for Panel Data. Yüksek Lisans Tezi, California Üniversitesi, Los Angeles. <http://escholarship.org/uc/item/24r48411>. (Erişim: 05.07.2016 )

Hassan, R., & Nhemachena, C. (2008). Determinants of African farmers' strategies for adapting to climate change: Multinomial choice analysis. *African Journal of Agricultural and Resource Economics*, 2(1), 83-104.

Hruschka, H. (2007). Using a heterogeneous multinomial probit model with a neural net extension to model brand choice. *Journal of Forecasting*, 26(2), 113-127.

Imai, K., & Van Dyk, D. A. (2005). MNP: R package for fitting the multinomial probit model. *Journal of Statistical Software*, 14(3), 1-32.

Jiao, X., & van Dyk, D. A. (2015). A corrected and more efficient suite of MCMC samplers for the multinomial probit model. *arXiv preprint arXiv:1504.07823*.

Koop, G. M. (2008). *An introduction to econometrics*. John Wiley and Sons.

McCulloch, R., & Rossi, P. E. (1994). An exact likelihood analysis of the multinomial probit model. *Journal of Econometrics*, 64(1), 207-240.

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.

Nobile, A. (1998). 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.

TÜİK, Hanehalkı Bütçe Anketi Mikro Veri Seti, 2009.

Veetil, P. C., Speelman, S., Frija, A., Buysse, J., & Van Huylenbroeck, G. (2011). Complementarity between water pricing, water rights and local water governance: A Bayesian analysis of choice behaviour of farmers in the Krishna river basin, India. *Ecological Economics*, 70(10), 1756-1766.

Vincent, T. L., Green, P. J., & Woolfson, D. N. (2012). LOGICOIL—multi-state prediction of coiled-coil oligomeric state. *Bioinformatics*, 29(1), 69-76.

Yavuz, S., & Yüceşahin, M. M. (2012). Türkiye'de hanehalkı kompozisyonlarında değişimler ve bölgesel farklılaşmalar. *Sosyoloji Araştırmaları Dergisi*, 15(1).

Yu, L., & Xie, Q. (2011). Bayesian estimation of multinomial probit model for commuter mode choice. In *Service Operations, Logistics, and Informatics (SOLI)*, 2011 IEEE International Conference on (pp. 12-15). IEEE.

