

TC  
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ZOOTEKNİ ANABİLİM DALI

ÜRÜN SEÇİMİNİN ADJACENT CATEGORIES LOGIT YOLUYLA  
MODELLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZIRLAYAN: Şerife BERBER  
DANIŞMAN : Prof. Dr. Hayrettin OKUT

VAN-2006

TC  
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ZOOTEKNİ ANABİLİM DALI

ÜRÜN SEÇİMİNİN ADJACENT CATEGORIES LOGIT YOLUYLA  
MODELLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZIRLAYAN: Şerife BERBER

VAN-2006

## ÖZET

### ÜRÜN SEÇİMİNİN ADJACENT CATEGORIES LOGIT YOLUYLA MODELLENMESİ

BERBER, Şerife  
Yüksek lisans Tezi, Zootekni Anabilim Dalı  
Tez Danışmanı: Prof. Dr. Hayrettin OKUT  
Ocak 2006, 45 sayfa

Multinomial Logit (MNL) modelin özel bir hali olan Adjacent Categories Logit (ACL) model çoklu satın alma durumu ve ikiden daha fazla alternatif seçenek içeren veri setlerinin modellenmesine izin verir. Bu çalışmada ACL model kullanılarak bazı hayvansal ürünleri tüketicilerin satın alma tercihlerini etkileyen faktörlerin modellenmesi incelendi. Tüketici tercihlerini belirlemek için 500 kişiye ürün ve bireye ait faktörleri içeren bir anket uygulandı. Tüketicilere hayvansal ürünler arasında bir tercih sunulmuş, buna ilaveten altı satın alma durumunun her birinde tüketicilere teşvik önerilmiştir. Tüketicilere uygulanan anketlerden elde edilen veriler SAS PROC NLMIXED yazılım programı kullanılarak bir ACL modelle tahminlenmiştir. Çalışmanın sonuçları her bir ürün için düşük fiyat uygulamasının tüketicilerin satın alma tavırlarını olumlu yönde etkilediğini ortaya koymuştur. Sonuç olarak böyle bir uygulamalı model tüketici tercihlerinin taranması için önerilebilir.

**Anahtar kelimeler:** Adjacent Categories Logit Model, Hayvansal ürünler, Teşvik, Tüketici tercihleri.

## ABSTRACT

### THE MODELING OF THE PRODUCT CHOICES BY WAY OF ADJACENT CATEGORIES LOGIT MODEL

BERBER, Şerife

MSc, Animal Science

Supervisor: Prof. Dr. Hayrettin OKUT

January 2006, 45 pages

The Adjacent Categories Logit (ACL) model that is a special case of Multinomial Logit (MNL) allows to modeling of data sets including multiple purchasing situation and more than two choice alternatives. In the present study, the modeling of impact factor affecting on the purchasing preferences of consumers' on some animal products were examined by using the ACL model. To determine the consumers' preference, the survey consisting of the questions about the factors related to products and individuals were performed on 500 subjects. Subjects were offered a set of choice among animal products with lower priced promotion of a product in each of six purchasing situations. From the collected consumers' survey data, the ACL model was used to estimate consumers' choices among animal products by using SAS software with PROC NLMIXED. The results of the study revealed that the proposed lower price of each product positively affected the consumer purchasing behaviors. As a result, it suggested that such an empirical application of the model scanning consumers' preferences might be proposed.

**Key words:** Adjacent Categories Logit Model, Animal products, Consumer preferences, Promotion.

## ÖN SÖZ

Son yıllarda pazarlamacılık alanında tüketicilerin bir ürünü tercih etmesinde etkili olan faktörlerin incelenmesi üzerine pek çok çalışma yapılmıştır. İşletmeler tarafından satışa sunulan ürünleri tüketicilerin tercih etme nedenlerinin belirlenmesi ve bu tercih davranışlarında etkili olan faktörler için modellerin oluşturulması, işletmelerin pazarlama politikalarını belirlemesi açısından son derece önemlidir. Pazarlamacılıkta yapılan çalışmalarda, MNL model pazarlama araştırmalarında tüketiciler arasındaki gözlenmemiş farklılıkların tahmini ve onların muhtemel tanımlanma yolları üzerine odaklanmıştır. “Ürün Seçiminin Adjacent Categories Logit Yoluyla Modellenmesi” adlı bu çalışmada Van ilinde büyük marketlerde satışa sunulan ve önceden belirlemiş olduğumuz bazı hayvansal ürünleri tüketicilerin tercih etme nedenlerinin modellenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaçla tüketicilere ürün seçimine ilişkin ürün ve bireye ait değişkenleri esas alan sorular yöneltilecektir.

Bu çalışmayı bana yüksek lisans tez konusu olarak öneren, her aşamasında gerekli desteği ve yardımı sağlayan danışman hocam Prof. Dr. Hayrettin OKUT’a, anket formundaki soruların yeterliliği ve anlaşılabilirliğinin denemesi için yapılan ön uygulamadaki katkılarından dolayı Prof. Dr. Bülent KARAKAŞ’a, çalışmalarım sırasında her zaman maddi ve manevi desteklerinden dolayı eşim Yrd. Doç Dr. İsmet BERBER’e ve anket çalışmasının yapılmasında yardımlarını esirgemeyen YİMPAŞ, ALMAR, VİP ve SEMPAŞ mağaza müdürlükleri ve tüm çalışanlarına teşekkür ederim.

Şerife BERBER

## İÇİNDEKİLER

	<b>sayfa</b>
ÖZET	i
ABSTRACT	iii
ÖN SÖZ	v
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
EKLER DİZİNİ	xiii
KISALTMALAR DİZİNİ	xv
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR BİLDİRİŞLERİ	2
3. MATERYAL ve YÖNTEM	7
3.1 Materyal	7
3.2. Yöntem	7
3.2.1. Örnekleme	7
3.2.2. İki seçenekli DCM	7
3.2.2.1. İki seçenekli DCM'nin ML yöntemi ile tahmini	9
3.2.2.2. İki seçenekli DCM'ler için uyum iyiliği ölçütleri	10
3.2.3. Çok seçenekli DCM	11
3.2.3.1. Multinomial Logit Model	13
3.2.3.1.1. IIA özelliği	13
3.2.3.1.2. Conjoint Choice MNL Model	14
3.2.3.1.3. Adjacent Categories Logit Model	15
3.2.3.2. MNL'nin ML yöntemi ile tahmini	15
3.2.3.3. Çok seçenekli modeller için uyum iyiliği ölçütleri	16
4. BULGULAR	18
4.1. Tüketicilerin Genel Yapısı	18
4.2. ACL Modelde Tüketicilerin Seçim Tercihlerini Etkileyen Değişkenlere Ait Bulgular	22
5. TARTIŞMA ve SONUÇ	26
KAYNAKLAR	28
EKLER	32
ÖZ GEÇMİŞ	45

## ŞEKİLLER DİZİNİ

	<b>sayfa</b>
Şekil 4.1. Ankete katılan tüketicilerin cinsiyetlerinin % oranları.	18
Şekil 4.2. Ankete katılan tüketicilerin meslek gruplarına göre % dağılımı.	18
Şekil 4.3. Ankete hafta içi ve hafta sonu katılan tüketicilerin % oranları..	19
Şekil 4.4. Ankete katılan tüketicilerin ürünün etiket ve birim fiyata önem oranları.	19
Şekil 4.5. Tüketicilerin ürünün özelliklerinden ve teşviklerden etkilenme oranları.	20
Şekil 4.6. Tüketicilerin bir önceki yıl ürünleri satın alma oranları.	20
Şekil 4.7. Teşvik uygulanan ürünlere tüketici tercihlerinin % oranları.	21

## ÇİZELGELER DİZİNİ

	<b>sayfa</b>
Çizelge 4.1. Model bilgileri: Eksi İki Log-Likelihood değeri (-2LL), Akaike's Information Criterion (AIC), Akaike's Information Corrected Criterion (AICC), Bayesian Information Criterion (BIC)	23
Çizelge 4.2. Model parametrelerinin ortalamaları ve exp. değerleri	24



## EKLER DİZİNİ

	<b>sayfa</b>
Ek 1. Doğrusal Olasılık, Probit ve Logit Olasılık Modelleri	33
Ek 2. Anket Soruları	38
Ek 3. Yazılan Birinci Model	40
Ek 4. Yazılan İkinci Model	42

## KISALTMALAR DİZİNİ

### Kısaltmalar

-2LL	-2 Log-Likelihood Values
ACL	Adjacent Categories Logit
AIC	Akaike's Information Criterion
AICC	Akaike's Information Corrected Criterion
BCL	Baseline Category Logit
BIC	Bayesian Information Criterion
DCM	Discrete Choice Model
DM	Dirichlet-Multinomial
GLM	Generalized Linear Model
GLMM	Generalized Linear Mixed Model
IIA	Independence of Irrelevant Alternatives
LPM	Linear Probability Model
MCI	Multiplicative Competitive Interaction
ML	Maximum Likelihood
MMNL	Mixed Multinomial Logit
MNL	Multinomial Logit
MNP	Multinomial Probit
MXL	Mixed Logit
NN	Neural Network
OLS	Ordinary Least Squares
RC	Rational Choice
SMNL	Switching Categories Logit

## 1.GİRİŞ

Günümüzde pazarlamacılık, taşımacılık ve çok partili seçim sonuçlarının modellenmesi, tüketici ve seçmenlerin çoklu alternatifler içerisinde tercih eğilimlerinin belirlenmesi son derece önemlidir. Son yıllarda pazarlamacılık alanında tüketicilerin bir ürünü tercih etmesinde etkili olan faktörlerin incelenmesi üzerine pek çok çalışma yapılmıştır. İşletmeler tarafından satışa sunulan ürünleri tüketicilerin tercih etme nedenlerinin belirlenmesi ve bu tercih davranışlarında etkili olan faktörler için modellerin oluşturulması, işletmelerin pazarlama politikalarını belirlemesi açısından son derece önemlidir. Discrete Choice Model (DCM), Multinomial Logit Model (MNL), Multiplicative Competitive Interaction (MCI), Dirichlet-multinomial (DM), Neural Network (NN), Mixed Logit Modeli (MXL) ve bazı karma (melez) modeller pazarlama araştırmalarında tüketicilerin bir ürünü satın almada etkili olan faktörlerin belirlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. MNL yöntemi, alternatiflerden oluşan bir set içinden tüketici tercihlerindeki heterojenliği ortaya koyan modeller için parametre tahmini yapar (örneğin aynı ürün için marka tercihi). Ayrıca, MNL model piyasadaki bireysel tercih seçimlerini açıklayan ve analizine yardım eden kişisel düzeyde bir cevap modelidir. Genel olarak, pazarlamacılık araştırmalarında MNL model MXL modele tercih edilmektedir. Bunun nedeni, MNL modelin heterojenliğin kontrolünü sınırlandırmasıdır. Bir başka deyişle, tüketicilerin bir ürünü seçmede sergiledikleri tavırlar; ürünün fiyatı, reklam ve özendirme söz konusu olduğunda değişebilmektedir. Bu durumda heterojenliği dikkate almama muhtemelen parametre tahminlemelerinde sapmalara neden olacak ve parametre tahmini kararlı olmayacaktır. Pazarlamacılıkta yapılan çalışmalarda, MNL model pazarlama araştırmalarında tüketiciler arasındaki gözlenmemiş farklılıkların tahmini ve onların muhtemel tanımlanma yolları üzerine odaklanmıştır. Oysa çok partili seçim sonuçlarının kesin değerlendirilmesinde ve seçmenlerin eğilimlerinin belirlenmesinde MXL model seçmenlerin tavırlarındaki heterojenliği daha iyi açıklaması, oldukça esnek ve araştırmacıya seçmenlerin oy verme davranışları hakkında daha geniş bir soru çeşitliliği sunmasından dolayı MNL modele tercih edilmektedir.

Bu çalışmada Van ilinde büyük marketlerde satışa sunulan ve önceden belirlemiş olduğumuz bazı hayvansal ürünleri tüketicilerin tercih etme nedenlerinin modellenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaçla, çalışmada kullanılacak olan veriler, tüketicilerin ürün tercihlerini etkileyen faktörleri belirlemek için tüketicilere ürün seçimine ilişkin ürün ve bireye ait değişkenleri içeren sorular yöneltilerek elde edilecektir. Bu verileri analiz için SAS (NLMIXED) (SAS, 2005) yazılım programı kullanılmıştır.

## 2. LİTERATÜR BİLDİRİŞLERİ

Günümüze kadar Kesikli Seçim Modeli (Discrete Choice Model; DCM), ekonomi, ulaştırma, pazarlama, sosyoloji, psikoloji, biyoloji, tıp, coğrafya, meteoroloji, askeriye ve mühendislik olmak üzere birçok bilimsel alanda uygulama konusu olmuştur.

DCM çok seçenekli model ve onun özel bir durumu olan iki seçenekli model olmak üzere iki gruba ayrılır. Bireyin iki seçeneği söz konusu olduğunda iki seçenekli model kullanılır. Doğrusal Olasılık Modeli (Linear Probability Model; LPM), Probit ve Logit modeller uygulamada sıklıkla kullanılan iki seçenekli modellerdir. Çok seçenekli modelde ise bireyin ikiden çok seçeneği vardır. Çok Değişkenli Logit Model (Multinomial Logit Model; MNL) (McFadden, 1974) ve Çok Değişkenli Probit Model (Multinomial Probit Model; MNP) (Hausman ve Wise, 1978) uygulamada sıklıkla kullanılan çok seçenekli modellerdir. Son zamanlarda parametrik olmayan metotlarda önerilmiştir (Matzkin, 1993).

DCM, bağımlı değişkeninin kesikli değerler almasından dolayı Genel Doğrusal Regresyon Modelinin özel bir durumu olarak kabul edilir. Kesikli bağımlı değişkenin aldığı değerler karar vericiye sunulan seçeneklerdir. Karar vericiyi ve seçtiği seçeneği tanımlayan değişkenler ise modelin açıklayıcı değişkenleridir. En Yüksek Olabilirlik Yöntemi (Maximum Likelihood; ML) kullanılarak DC modelleri tahminlenebilirler ve uyum iyiliği ölçütleriyle de bu modeller karşılaştırılabilirler. Tahminlerin etkin ve sapmasız olabilmesi için örneklemin yeterince büyük olması gerekir. DCM'de, bireylerin davranışlarının olası seçenekler arasında yapılan bir seçimi temsil ettiği düşünülür. DCM kavramı ilk kez Thurstone (1927) tarafından psikoloji alanındaki çalışmalarda kullanılmıştır. Daha sonra bu kavram (DCM), Luce (1959), Luce ve Suppes (1965) ve Tversky (1972) tarafından geliştirilmiştir.

Pazarlamacılar ve şirket yöneticileri için firmaların pazar payı üzerine etkisi olan çeşitli pazarlama değişkenlerinin (fiyat, ürün, özendirme gibi) etkilerini tahmin etmek oldukça önem taşımaktadır. Firmaların daha fazla rekabet ve artan uluslararası amaçları için söz konusu bu değişkenlerinin etkilerini belirlemeleri giderek daha da önem kazanmaktadır. Pazar payı üzerine modellemelerin etkisi stratejik analizde çok önemli bir olgudur. Bununla birlikte, piyasada var olan pazarlama koşullarını yansıtmak için model tasarımı, pazarlama uzmanlarının ilgilendikleri analizlerin değerlendirilmesindeki kararsızlıkları ve pazar davranışlarındaki rekabet de önemli derecede gereklilik arz etmektedir.

Ben-Akiva ve ark. (2002) yaptıkları çalışmada seçim modelinin geliştirilmesini en dar formülasyonda ürün seçiminde şansa bağlı rasgele etki modellerinin daha ilerisine giderek tartışmışlardır. Araştırmacılar tarafından önerilen bu model; DCM'nin bileşmesinden meydana gelir. Araştırmacılar bu modelin, farklı veri tiplerine, hataların esnekliğine ve latent açıklayıcı değişkenlerin heterojenlik ve latent bölünmesinin kesin modellenmesine izin veren esnek ve hibrit seçim modeli olduğunu bildirmektedirler.

Lockshin ve ark. (2005) şarap tüketimini etkileyen faktörleri DCM kullanarak araştırmışlardır. Çalışmalarında simülasyon algoritması kullanarak fiyat, bölge ve markaların tüketimi nasıl etkilediğini incelemişlerdir. Çalışmadan elde

edilen sonuçlar, tüketim ilgisi düşük olan kişilerin ödül almış markalara ve ürünün fiyatına daha yüksek oranda ilgili duyduklarını göstermiştir.

MNL model çoklu cevap değişkeni ve bağımsız değişkenlerinin bir seti arasındaki ilişkililiği kullanan bir modeldir. Bu çoklu cevap modellerinin cevap değişkeninin sıradan ya da sıradan olmayan bir yapıya sahip olup olmamasına bağlı olarak iki ayrı tipi vardır. Bu iki durum için farklı logitler kullanılmaktadır. MNL modeller genel anlamda çok farklı modelleri kapsar. Genelleştirilmiş ve şartlı logit modeller tüketici tercih modellemelerinde yaygın şekilde kullanılmaktadır (So ve Kuhfeld, 1995; Hartzel ve ark., 2001; Chen ve Kuo, 2001). MNL modelin bilinen en önemli dezavantajı alternatif seçenekler üzerine getirdiği kısıtlamalardır. MNL modelin en önemli varsayımı, bağımlı değişken düzeylerinin seçilme olasılıklarının birbirinden bağımsız olduğunu kabul etmesidir. Alternatif seçenekler arasındaki birbirinin yerine koyulabilme özelliği “alakasız alternatiflerin bağımsızlığı” (Independence of Irrelevant Alternatives; IIA) olarak adlandırılır (Cramer, 1991).

Son yıllarda MNL modelin genişletilmesi üzerine odaklanan birçok çalışma yapılmaktadır. Bu konuyla ilgili Rajaonarison ve ark. (2005), matematiksel modelinde deforme olmuş üssel fonksiyonun kullanımını içeren bir seçim modeli üzerinde çalışmışlardır. Araştırmacılar çıkış noktalarının standart MNL olmasına karşın, modelin çok genel bir model olan Generalized Extreme-Value Models tipinin direkt bir uygulaması olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca, deforme olmuş üssel bir fonksiyon kullanmanın, rasgele olmayan etkilerin parametrelerindeki doğrusallığın istatistiki olarak tanımlanmasına izin verdiğini bildirmişlerdir. Sonuçta araştırmacılar K değeri deforme olmuş MNL modelinin parametre yapısındaki doğrusal versiyonunun daha genel bir formülasyona neden olduğunu belirlemişlerdir.

Hartzel ve ark. (2001), ML tahminlemesini, bir quasi-Newton maksimizasyon algoritması içinde Gauss-Hermite uyarlayarak türetilen, doğrusal mixed modelin birleştirilmiş bir şekli olan MNL modelinin şansa bağlı rastgele etkilerini incelemişlerdir. Araştırmacılar bu çalışmada, rastgele etkiler için alışlagelmiş normal yapıya ek olarak nonparametrik bir tarzda rasgele etkileri iyileştiren bir yarı parametrik yaklaşım önermişlerdir. Ayrıca durumu daha iyi açıklayabilmek için bir örnek üzerinde Baseline-Category Logit (BCL) ve Adjacent-Categories Logit (ACL) modellerini de kullanmışlardır.

Ürün seçiminde şansa bağlı rasgele etkili MNL model, çok seçenekli nominal verilerin ilişkililik modellemesinde sıkça kullanılmaktadır. Chen ve Kuo (2001) yaptıkları bir çalışmada, MNL modelinin her ikisi de şansa bağlı rasgele etkili olan poisson logaritmik doğrusal ve poisson doğrusal olmayan bir modelde kullanımını önermektedirler. Araştırmacılar önermiş oldukları bu modelin kullanılabilirliğini göstermek için bir marka tercih veri seti kullanmışlar ve uygulamalarının SAS'taki istatistik programlarının pek çoğuyla kolaylıkla yapılabildiğini göstermişlerdir. SAS/STAT yazılım paket programlarında MNL ve diğer logit medellerin kullanımının uygunluğu ve kesikli seçim verilerinin analizlerinin istatistiksel teknikleri ile ilgili çalışmalar da yapılmıştır (So ve Kuhfeld., 1995).

Chintagunta (1999) yaptığı çalışmada yeni bir marka girişinin bir market ürününün pazarlaması üzerine etkilerini kesikli seçim MNL modelini kullanarak

araştırmıştır. Çalışılan model tüketicilerin marka tercihleri, piyasada bulunan mevcut markalar ve tüketicilerin tercih ettikleri ürünlerin önemlilik derecesi olmak üzere bileşenlerine ayrılmıştır. Ayrıca formülasyona marka tercih tavırları üzerindeki pazarlama değişkenlerinin etkileri de dahil edilmiştir. Çalışmada marka girişinin tüketicilerin marka tercih davranışları tarafından belirlenen önemlilik derecesindeki değişme, mevcut markaların marka konumu üzerine etkisi ve pazarlama aktivitelerine tüketicilerin hassasiyetinin etkisi olmak üzere üç sonucu araştırılmıştır. Sonuçta bu üç etkinin hepsinin ya da birkaçının değiştiği görülmüştür.

Hatırlı ve ark. (2004) Türkiye’de süt tüketimini etkileyen temel faktörleri incelemişlerdir. Bu çalışmada paketlenmemiş, işlenmiş-paketlenmiş ve işlenmiş-paketlenmemiş alternatif süt tercihlerini değerlendirmek için tüketicilere uygulanan anketlerden elde edilen veriler MNL modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Araştırmadan elde edilen sonuçlara göre, sütlerin ticari tercihini etkileyen en önemli faktörlerin; ailenin sahip olduğu çocuk sayısı, hane halkının büyüklüğü, eğitim ve gelir seviyesi olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca fiyat farklılıklarının da tüketici tercihlerinde özellikle paketlenmemiş ve işlenmiş ama paketlenmemiş seçenekleri seçmeye teşvik ettiği de saptanmıştır.

Son yıllarda, pazarlama araştırmalarında tüketicilerin bir ürünü tercih etmesinde etkili olan faktörlerin incelenmesi ve pazar paylarının etkileşimleri üzerine pek çok çalışma yapılmıştır (Gönül ve Srinivasan 1993; Rossi ve ark.,1996; Brownstone ve Train, 1999). Cooper ve Nakanishi (1988) birçok uygun pazar payı modellerinin değerlendirilmesini içeren bir çalışmada, MNL ve Mutiplicative Competitive Interaction (MCI) modellerinin pazar paylarının belirlenmesinde, diğer modellerden daha üstün olduğunu belirlemişlerdir. Konu üzerinde yapılan diğer çalışmalar iki model arasındaki seçimin pazar değişkenlerine ve modelin kullanım tercihine bağlı olduğunu ortaya koymuştur. Gerek MNL gerekse MCI modellerin kullanılabilirliği konusunda yapılan iki farklı çalışmada; MNL modelin pazarlama değişkenleri ya da pazarlama aktiviteleriyle ilgili firmaların harcamalarını optimize etmek ve tüketici tercihlerini belirlemek için oldukça kullanışlı olduğunu bildirilmektedir (Bultez ve Naert, 1975; Carpenter ve Lehmann, 1985; Gruca ve Suderharshan, 1991). Bazı araştırmacılar MNL modelinin etkinliğini arttırmak için mevcut modeli diğer modellerle birleştirmişlerdir. Örneğin, Lau ve ark. (1997) MNL modeli regresyon tekniği ile birleştirerek modele Switching Multinomial Logit (SMNL) ismini vermiştir ve bu yeni modelin MNL ve MCI esaslı her iki modelden daha fazla teorik avantajlar sağladığını belirtmişlerdir. Fader (1993), bir marka seçiminde MNL modeldeki bağlı değişkenler ile Dirichlet-Multinomial (DM) modeli birleştirmiş ve elde edilen melez modelin MNL ve DM modeline kıyasla her bir markanın tercih payının tahminini, tüketici heterojenliğinin indeksini, özendirme etkinliğini ve fiyat etkisinin ayarlanması konusunda daha faydalı olduğunu bulmuştur. Kaefer ve ark. (2005) direkt pazarlama amaçları için iyi ya da kötü olasılıkla tüketicilerin gelecekteki yeni tahminlerini açıklamak için MNL ve Network Modeli (NN) kullanarak alternatif tahmini bir yaklaşım geliştirmişler ve her iki modelin kullanımında doğru bir sınıflandırma yaptıklarını ortaya koymuşlardır.

MNL modeli sıklıkla genelleştirilmiş logit modelini tarif etmek için kullanılır. Bununla birlikte, Mixed Logit (MXL) modeli genelleştirilmiş ve koşullu

logit modellerin özel durumları söz konusu olduğunda MNL model olarak da ifade edilir (So ve Kuhfeld, 1995). Tüketicilerin ürün tercihinde sosyal sorumlulukların ne derece etkili olduğunun ölçülmesinde MNL'nin özel bir hali olan Adjacent Categories Logit (ACL) modelde kullanılmıştır (Pardeo ve ark., 2003). MNL ve MCI modellerinin göstermiş olduğu deneysel bulguların tahmin gücünün yüksek olmasından dolayı diğer pazar payı modellerinden marjinal olarak daha iyi olduğu bir çok araştırmacı tarafından bildirilmektedir. MNL ve MCI modeller doğrusal olmayan tanımlamalar olmalarına karşın doğrusal regresyon haline dönüştürülebilir ve bu yüzden bu iki model rekabetçi pazar yapısını analiz etmek için diğer model yapıları gibi kolaylıkla tahmin edilebilirler. Sonuç olarak MCI ve MNL modelleri pazar payı etkileşimlerini deneysel ve teorik pazarlama çalışmalarında sıkça kullanılmaktadır (Leeflang ve Reuyl, 1984; Ghosh ve ark., 1984; Naert ve Weverberg, 1981; Naert ve Weverberg, 1985).

Mc Fadden ve Train, (2000) kesikli cevaplar ve bu cevaplardan elde edilen sonuçlarını düzenlemek için Mixed MNL (MMNL) modellerini kullanmışlar. Araştırmacılar bu çalışmada, MMNL modelin tahminlemesinin Maximun Simulated Likelihood Estimation yöntemi ya da Method of Simulated Moments yöntemiyle gerçekleştirilebileceğini ve sonraki bilgisayar uygulamalarında yeterli etkinliği sağlayabileceğini bildirmişlerdir. Ayrıca, bu modelin yeterliliğinin basit olarak test edilebileceğini ve modelden atılan değişkenlerin tanımlanan yapay değişkenler ile tahmin edilebileceğini de bildirmişlerdir. Sonuç olarak bu çalışma, MMNL modelinin kesikli cevapların bilgisayar analizlerinde pratik ve esnek bir yaklaşım sağladığını göstermiştir.

Hess ve Polak (2005), San Francisco'da havayolu ile seyahat eden yolcuların seçim tercihlerini analiz etmişlerdir. Yaptıkları analizde karar vericiler için beğenilerinin rasgele bir dağılımına izin veren MMNL modelini ilk defa kullanmışlardır. Sonuçlar beğenilerde çok önemli bir heterojenliğin olduğunu göstermiştir. Özellikle ulaşma süresine önem veren ticari yolcu ve turistlerin zamanı önemsemeyen yolculara kıyasla seyahat zamanını kısaltma konusunda daha yüksek fiyat ödemeye istekli oldukları saptanmıştır.

Uzun yıllardan beri MNL modelin, kesikli seçim modellerinin analizinde esas dayanak noktası olduğu rapor edilmektedir. Birçok araştırmacıyı bu konu üzerinde çalışma yapmaya iten temel faktör, modeldeki eksikler ve IIA özelliğinin varlığına bağlı olarak yeni alternatif formüllerin geliştirilebilecek olmasıdır. Son yıllarda geliştirilen modellerden en önemli olanı MXL modeldir (McFadden ve Train, 2000; Hensher ve Grene, 2003). Diğer taraftan, Grene ve Hensher (2003)'in yaptığı çalışma, MXL modele benzeyen ve bir latent sınıf formülasyonunu esas alan MNL'nin yarı parametrik bir uzantısı olduğunu bildirmektedir. Gerçekten, MNL modeli kullanan araştırmacılar bireyler boyunca parametrelerin dağılımlarının benzerliği hakkında özel varsayımları yapabilmektedir.

Ayrıca, yeni ürünlerin taleplerinin tahminlemesi için şimdiye kadarki en popüler ekonometrik modeller Nested ve Logit modellerdir (McFadden, 1973; 1978; Ben-Akiva ve Lerman, 1985). Brownstone ve Train (1999) MXL olarak adlandırılan seçim modellerini tanımlamışlar ve uygulamışlardır.

MXL model birçok yıldan beri bilinmekle birlikte simulasyon tekniği ve bilgisayar teknolojisinin gelişmesiyle daha iyi uygulanabilir hale gelmiştir. Boyd ve

Melman (1980) ve Candell ve Dunbar (1980) tarafından simülasyon ve gelişmiş bilgisayar teknolojisi kullanılarak yapılan ilk çalışma otomobil tercih modellemesi üzerinedir. Bu çalışmalardan elde edilen bulgulara göre, açıklayıcı değişkenlerin seçicilerin kararını gereğinden fazla değiştirmedeği belirlenmiştir. Gerçekten, cross-sectional ve panel veriler üzerine yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlar MXL'in gücünü açıkça ortaya koymuştur (Bhat, 1998a; Browstone ve Train, 1999; Revelt ve Train, 1998; Bhat, 2000).

Diğer taraftan, MXL modellemesi taşımacılık ve pazarlama gibi bireylerin seçme hakkına sahip olduğu alanlarda sıkça kullanılmasına karşın bu yöntemin çok partili ve çok adaylı seçimlerin değerlendirilmesi için kullanılması henüz yenidir (Bhat, 1998a; 1998b; Browstone ve Train, 1999; Revelt ve Train, 1998; Glasgow, 2001). MXL modelin çok partili ve çok adaylı seçimlerde kullanılabilirliğini gösteren önemli çalışmalardan birisi Glasgow'un 1987 İngiltere'deki seçim sonuçları üzerine yapmış olduğu çalışmadır (Glasgow, 2001). Bu çalışmada MXL modelleri kullanılarak elde edilen sonuçlar bireylerin oy verme tercihlerinde sosyal sınıfın hala önemli bir faktör olduğunu göstermiştir. MXL modellerinin çok partili ve çok adaylı seçim sonuçlarının incelenmelerine diğer bir örnek Wang (2001) tarafından 1996'da Taiwan'da yapılan başkanlık seçimleridir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlara göre seçmenlerin oy verme tercihlerinde seçime katılan adayların etnik grupları, gelir seviyeleri ve eğitim durumları gibi sosyolojik faktörlerin çok önemli olmadığı, aksine seçime katılan aday ile seçmenlerin siyasi yakınlığının daha önemli olduğu belirlenmiştir.

Türkiye'de tüketici tercihlerinin belirlenmesine yönelik çok sayıda çalışma yapılmasına karşın (Yurdakul, 1981; Hanta, 1994; Şahin ve Gül, 1997; 1998; Yalçınkaya, 1999; Yıldırım ve ark., 1998) seçim modelleri kullanılarak yapılan çalışma sayısı oldukça kısıtlıdır (Hatırlı ve ark., 2004). Diğer taraftan Van ilinde tüketici tercihlerinin belirlenmesi amacıyla seçim modelleri kullanarak yapılmış bir çalışmaya rastlamamıştır.



### 3. MATERYAL ve YÖNTEM

#### 3.1. Materyal

Araştırma materyalini, Van ili merkezinde önceden belirlenmiş olan bazı marketlere gelen tüketicilerden anket yöntemi ile elde edilen veriler oluşturmaktadır. Anket çalışması, 2005 yılı 23 Mayıs – 6 Haziran tarihleri arasında yapılmıştır. Anketlerin esas uygulaması yapılmadan önce, anket formundaki soruların yeterliliği ve anlaşılabilirliğinin denenmesi için bir ön uygulama yapılmıştır. Gerekli düzeltmeler yapıldıktan sonra, tüketicilerin ürün tercihlerini etkileyen faktörleri belirlemek için marketlerde satışa sunulan ve önceden belirlemiş olduğumuz bazı hayvansal ürünlerle ilgili anketler, marketlere gelen tüketicilerle yüz yüze görüşülerek doldurulmuştur. Anket sonuçları MNL'nin özel bir hali olan ACL modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Bu verileri analiz etmede SAS (NLMIXED) (SAS, 2005) yazılım programı kullanılmıştır.

#### 3.2. Yöntem

##### 3.2.1. Örnekleme

Van ili merkezinde belirlenen bazı marketlere gidilip Perşembe, Cuma, Cumartesi ve Pazar günleri gelen müşterilere tercih ettikleri değişik markalardaki hayvansal ürünlere ilişkin anket uygulanmıştır. Örnek sayısının saptanmasında benzer çalışmalardan yararlanılmış ve 500 dolayında tüketici ile anket yapmanın yeterli olacağı kanısına varılmıştır. Çalışmada, tüketicilerin ürün tercihlerini etkileyen faktörleri belirlemek için tüketicilere ürün seçimine ilişkin ürün ve bireye ait değişkenleri içeren sorulardan oluşan anket uygulandı (Anket soruları Ek 2'de verilmiştir).

##### 3.2.2. İki seçenekli DCM

DCM'nin teknik özellikleri Luce ve Suppes (1965) tarafından geliştirilmiştir. Söz konusu araştırmacılar DCM için 'Akılcı Seçim' (Rational Choice; RC) yaklaşımının kullanılabilirliğini ortaya koymuşlardır. RC'ye göre bireyin, karşı karşıya bulunduğu her seçenek için gözlenemeyen ve dolayısıyla da ölçülemeyen tercih değeri vardır ve birey her zaman kendisi için tercih değeri en yüksek olan seçeneği seçer.  $W_{i1}$  bireyin birinci ve  $W_{i2}$  bireyin ikinci seçeneklere ait tercih değerlerini ifade ettiği iki seçenekli bir durumda  $W_{i1} > W_{i2}$  ise birey birinci seçeneği,  $W_{i1} < W_{i2}$  ise ikinci seçeneği tercih edecektir. Bu tercih değerlerinin, bireylere ve seçeneklere ait açıklayıcı değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonu olduğu kabul edilirse;

$$W_{i1} = \sum a_{k1} X_{ik} + v_{i1} \quad (1)$$

$$W_{i2} = \sum a_{k2} X_{ik} + v_{i2} \quad (2)$$

$v_{i1}$  ve  $v_{i2}$   $i$ . bireyin gösterdiği davranışa ait şansa bağlı ve  $X_{ik}$ 'lar ile açıklanamayan hata terimleridir.  $W_{i1} > W_{i2}$  ise  $W_{i1} - W_{i2} > 0$  ve  $W_{i1} < W_{i2}$  ise  $W_{i1} - W_{i2} < 0$  olur.  $Y^*$  bu farkı temsil eder ve,

$$Y^* = \sum (a_{k1} - a_{k2}) X_{ik} + (v_{i1} - v_{i2}) \quad (3)$$

şeklinde yazılabilir.  $b_k = (a_{k1} - a_{k2})$  ve  $u_i = (v_{i2} - v_{i1})$  olarak düşünürürse;

$$Y^* = \sum b_k X_{ik} + u_i = Z_i - u_i \quad (4)$$

olur.  $Y^* > 0$  ya da  $u_i < Z_i$  ise birey birinci seçeneği seçer. Bireyin birinci seçeneği tercih etme olasılığı ise;

$$P(Y_i = 1) = P(Y_i^* > 0) = P(u_i < Z_i) \quad (5)$$

şeklinde hesaplanabilir. Bu olasılık değerini hesaplayabilmek için  $u_i$ 'nin olasılık dağılımının bilinmesi gerekir.  $u_i$ 'nin sürekli şansa bağlı bir değişken olduğu durumda (5) numaralı eşitlik;

$$P(u_i < Z_i) = F(Z_i) = \int_{-\infty}^{Z_i} f(u) du \quad (6)$$

şeklinde yazılabilir,  $F(\cdot)$  ve  $f(\cdot)$  sırasıyla  $u_i$ 'nin birikimli dağılım fonksiyonu ve olasılık fonksiyonudur.

$i$ 'inci bireyin birinci olasılığı seçme olasılığının bulunabilmesi için  $u_i$ 'nin olasılık dağılımının bilinmesi gerekir. Bugüne kadar yapılan çalışmalara bakıldığında  $u_i$ 'nin olasılık dağılımının daha çok normal ve lojistik dağılımlara uyum gösterdiği gözlenmiştir. Bu dağılım varsayımlarından hareketle sırasıyla Doğrusal Olasılık, Probit ve Logit olasılık modelleri elde edilir (Bu modeller için teknik bilgiler Ek 1'de verilmiştir).

### 3.2.2.1. İki seçeneqli DCM'nin ML yöntemi ile tahmini

ML yönteminde, eldeki örneklemin gözlenebilme ya da ana kütlede seçilebilme olasılığını en yüksek yapan katsayılar kümesi  $b_k$ 'nin elde edilmesi amaçlanır.  $P_i$  bireyin birinci seçeneği seçme olasılığı  $1 - P_i$  ikinci seçeneği seçme olasılığı olduğundan  $Y_i$ 'nin gözlemlenebilme olasılığı  $P(Y_i) = P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{(1-Y_i)}$  olur. Birbirinden ayrı ve bağımsız  $n$  adet  $Y$  değerinden oluşan bir örneklemin gözlenebilme ya da ana kütlede seçme olasılığı aşağıdaki olabirlik fonksiyonu ile tanımlanabilir;

$$L(Y|X, b) = \prod_i^N P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{(1-Y_i)} \quad (7)$$

(7) numaralı eşitliğin doğal logaritmasını alarak çarpım durumunu toplam durumuna getirebiliriz;

$$\ln L(Y|X, b) = \sum_i^n [Y_i \ln P_i + (1 - Y_i) \ln(1 - P_i)] \quad (8)$$

(5) ve (7) sırasıyla Probit ve Logit için  $P_i$  ifadelerini vermektedir (Ayrıntılı bilgi Ek 1'de). Buna göre modellerin olabirlik fonksiyonları şu şekilde tanımlanabilir;

Probit Olabirlik Fonksiyonu;

$$L(Y|X, b) = \prod_i^N [\Phi(Z_i)]^{Y_i} [1 - \Phi(Z_i)]^{1-Y_i} \quad (9)$$

Logit Olabirlik Fonksiyonu;

$$L(Y|X, b) = \sum_i^n \left[ \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)} \right]^{Y_i} \left[ \frac{1}{1 + \exp(Z_i)} \right]^{1-Y_i} \quad (10)$$

Probit ve Logit modeller açıklayıcı değişkenler ile bağımlı değişkenler arasındaki ilişkileri model katsayıları aracılığıyla inceler. Katsayılar tek tek ya da bir bütün olarak denenerek açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerine etkisi olup olmadığını araştırır.

### 3.2.2.2. İki seçenekli DCM'ler için uyum iyiliği ölçütleri

DCM'de, olasılık modelinin, mevcut gözlem kümesi ya da incelenen davranış eylemi için uygun olup olmadığını veya aynı bağımlı değişkeni paylaşan modellerden söz konusu davranış eylemini hangisinin daha iyi açıkladığını belirlemek için bazı uyum iyiliği ölçütleri kullanılır.

Hosmer-Lemeshow (1982) istatistiği ile bir olasılık modelinin dağılımının, seçilen örneklemin dağılımı ile aynı olup olmadığı veya olasılık modelinin veri kümesi için uygun olup olmadığı test edilebilir.  $Y_i$  gözlemlerinin birbirlerinden bağımsız oldukları ve örneklemin yeterince büyük olduğu kabul edilir. Sıfır hipotezinde veri kümesi ile olasılık fonksiyonunun dağılımının aynı olduğu, karşı alternatif hipotezde ise aynı olmadığı iddia edilir. Olasılık modeli tahmin edildikten sonra gözlemler  $c$  kadar sınıfa atanır.  $N_j$ : sınıflardaki gözlem sayısı,  $Y_i = 1$ : sınıfta gözlenen başarı ( $O_{j1}$ ),  $Y_i = 0$ : sınıfta gözlenen başarısızlık ( $O_{j0}$ ),  $E_{j1}$ : beklenen başarı ve  $E_{j0}$ : beklenen başarısızlık değerlerini gösterebilir. Bu durumda test istatistiği aşağıdaki gibi olur;

$$X^2 = \sum_{j=1}^c \sum_{k=0}^1 \frac{(O_{jk} - E_{jk})^2}{E_{jk}} \quad (11)$$

Eğer olasılık fonksiyonu örnekleme uygulanır ise  $X^2$  istatistiği yaklaşık olarak  $c-2$  serbestlik derecesinde Khi-Kare dağılımı gösterir (Neter ve ark., 1989). Birçok araştırmacı tarafından, aynı bağımlı değişkeni paylaşan olasılık modellerinin birbirleriyle karşılaştırılabilmesi için değişik uyum iyiliği ölçütleri önerilmiştir. Her duruma uygun tek bir ölçüt olmadığından dolayı ölçütlerden bir kaçını aynı anda kullanılır ve karşılaştırma bunların sonuçlarına göre yapılır. Ayrıca karşılaştırılacak olan modellerin serbestlik dereceleri farklıysa gerekli düzeltmeler yapılır. Uygulamalarda kullanılan birkaç ölçüt aşağıda açıklanmıştır.

i) Farkların Kareleri Toplamı (FKT): Bu ölçüt regresyon analizindeki hata terimleri toplamını andırır ve en küçük ölçüt değerini veren model tercih edilir.

$$FKT = \sum_{i=1}^n (Y_i - P_i)^2 \quad (12)$$

ii) Ağırlıklı Farkların Kareleri Toplamı (AFKT): Amemiya (1981) bu ölçütün (12)'de verilen FKT ölçütünden daha iyi sonuç verdiğini söylemektedir. En küçük ölçüt değerini veren model tercih edilir.

$$AFKT = \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - P_i)^2}{P_i(1 - P_i)} \quad (13)$$

iii) Logolabilirlik Fonksiyonu: En büyük fonksiyon değerini veren model tercih edilir.

$$l = \sum_{i=1}^n [Y_i \ln P_i + (1 - Y_i) \ln(1 - P_i)] \quad (14)$$

iv) McFadden (1974) ise logolabilirlik fonksiyonunu kullanarak kendi adını verdiği bir ölçüt önermektedir.  $l_0$  model sabiti hariç tüm eğim katsayılarının modelden çıkartılmasıyla elde edilen logolabilirlik fonksiyon değeridir. En büyük ölçüt değerini veren model tercih edilir.

$$R_{McFadden}^2 = 1 - \frac{l}{l_0} \quad (15)$$

v) Yapay  $R^2$ : Kolayca hesaplanabilmesi ve 0–1 aralığında değişiyor olmasından dolayı diğer ölçütlere göre daha yaygın kullanılmaktadır.  $C$ : logolabilirlik oran istatistiği,  $n$ : örneklemden gözlem sayısıdır ve bire en yakın ölçüt değerini veren model tercih edilir.

$$YapayR^2 = \frac{C}{n + C} \quad (16)$$

### 3.2.3. Çok seçenekli DCM

Parti seçimi, ulaşım aracı seçimi, marka seçimi ya da ürün seçimi gibi uygulamalarda seçenek sayısı ikiden fazla olduğundan dolayı bireyin seçim davranışını açıklamak için çok seçenekli olasılık modelleri kullanılır. Bireyin seçim davranışını açıklamak için seçim sayısı arttıkça güçleşir. Uygulamada kullanılan birçok çok seçenekli model vardır. MNL ile MNP en çok kullanılan modellerdir. MNL tüm çok seçenekli olasılık modellerine oranla en basit yapıya sahip, hesaplama maliyeti düşük ve yorumu kolay olmasından dolayı en güncel olan çok seçenekli olan modeldir.

MNL'nin RC yaklaşımıyla elde edilebileceğini gösteren McFadden (1974)'e göre birey seçenek grubu içinden kendi yararını maksimum eden seçeneği seçer. Üç seçenekli durum için bireyin üçüncü, ikinci ve birinci seçeneklere ait tercih değerleri sırasıyla  $W_{i2}$ ,  $W_{i1}$ ,  $W_{i0}$  olsun. Bu değerler gözlenemeyen ve ölçülemeyen büyüklüklerdir. Her bir tercih değerinin bireye ve seçeneğe ait açıklayıcı değişkenlerin doğrusal bağımlı olduğu kabul edilirse, aşağıdaki gibi yazılabilirler;

$$\begin{aligned}
W_{i2} &= \sum a_{2k} X_{ik} + v_{i2} = Z_2 + v_{i2} \\
W_{i1} &= \sum a_{1k} X_{ik} + v_{i1} = Z_1 + v_{i1} \\
W_{i0} &= \sum a_{0k} X_{ik} + v_{i0} = Z_0 + v_{i0}
\end{aligned} \tag{17}$$

Bireylerin seçenekleri seçme olasılıkları aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

i) Bireyin üçüncü seçeneği seçme olasılığı;

$$P(Y = 2) = \frac{\exp(Z_2)}{\sum_{j=0}^2 \exp(Z_j)} \tag{18}$$

ii) Bireyin ikinci seçeneği seçme olasılığı;

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(Z_1)}{\sum_{j=0}^2 \exp(Z_j)} \tag{19}$$

iii) Bireyin birinci seçeneği seçme olasılığı;

$$P(Y = 0) = \frac{\exp(Z_0)}{\sum_{j=0}^2 \exp(Z_j)} = 1 - [P(Y = 2) + P(Y = 1)] \tag{20}$$

MNL'nin, zayıf yönlerinden birisi artıkların olasılık dağılımının keyfi olarak seçilmesidir (Log Weibull Dağılımı). Bu dağılımın bireyin göstermiş olduğu seçim tercihi ile kuramsal bir bağlantısı yoktur (Aldrich,1990). İkincisi ise  $v_j$ 'lerin birbirinden bağımsız olduğunun kabul edilmesidir. Bu kabul bağımlı değişkenin düzeylerini oluşturan seçeneklerin bağımsız ve ayrık olmalarını gerektirmektedir. MNL'nin bu sakıncalarından dolayı başka olasılık modelleri kullanmak gerekir. RC yaklaşımı ile elde edilebilen MNP model bu modellerden biridir.  $W_{ij}$ 'lerin birleşik normal dağıldığı kabul edilerek, üç seçenekli durum için üçüncü seçeneğin seçilme olasılığı aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$P(Y_i = 2) = \int_{-\infty}^{W_{i2}} \int_{-\infty}^{W_{i2}} \int_{-\infty}^{W_{i2}} f(W_{i0}, W_{i1}, W_{i2}) dW_{i0} dW_{i1} dW_{i2} \quad (21)$$

$f$  üçlü değişken normal yoğunluk fonksiyonudur. MNP'nin hesap maliyeti yüksektir ve model seçenek sayısı arttıkça daha da karmaşıklaşır. Sayısal integrasyon dört seçenekli modele kadar elverişlidir. Daha yüksek seçenekli modeller için kontrolden çıkar.

Çok seçenekli modellerde ML yöntemi ile tahmin edilebilir. Çok seçenekli model uygulamalarında katsayıların yaklaşık olarak normal dağılılabilmesi için iki seçenekli modellere göre örneklem sayısı çok daha büyük olmalıdır ve seçenek sayısı arttıkça örneklem büyüklüğü de artırılmalıdır (Börsch ve Supan, 1987).

### 3.2.3.1. Multinomial Logit Model

MNL yöntemine ilişkin parametreler aşağıda belirtilen MNL modeli kullanılarak tahmin edilir. Örneğin  $m$  kadar seçeneği olan bir ürün için  $\Pr(y_i = m | x_i)$  durumu:

$$\Pr(y_i = m | x_i) = \frac{\exp(x_i \beta_m)}{\sum_{j=1}^J \exp(x_i \beta_j)} \quad (22)$$

olarak ifade edilir. Modelde  $\beta$ 'lar regresyon katsayıları olmaktadır. Genel olarak birinci kategoriye ait regresyon katsayısı  $\beta_1$  referans kategorisi olarak atanır. Ancak herhangi bir kategoriye ait  $\beta$ 'nın referans olarak atanıp diğerlerinin buna göre tahmin edilmesi mümkündür. Ek 1'de verilen eşitlik (7)'deki tahminler aşağıdaki fonksiyonu minimize eder.

$$-\ln L = -\sum_{i=1}^N \Pr(y_i = m | x_i) \quad (23)$$

#### 3.2.3.1.1. IIA özelliği

MNL modelin dezavantajı alternatif seçenekler üzerine getirdiği kısıtlamalardır. MNL modelin en önemli varsayımı ise bağımlı değişken düzeylerinin seçilme olasılıklarının birbirinden bağımsız olduğunu kabul etmesidir. Alternatif seçenekler arasındaki birbirinin yerine koyulabilme özelliği "alakasız alternatiflerin bağımsızlığı" (IIA) olarak adlandırılır (Cramer, 1991).

Tüketicilerin çeşitli ürün tercihlerinin MNL ile modellenmesinde farklı varyasyonlar kullanılmaktadır. Eğer hataların bağımsız ve eşit varyanslı olma

durumları geçerli ise bu durumda IIA özelliklerinden bahsedilebilir. IIA, bir ürünün birden fazla markası için tercih yapıldığında  $P(y_i = m | \chi_i) = P(y_i = j | \chi_i)$  olduğunu varsayar. Burada  $m \neq j$  olmaktadır.

IIA'ya ait bu özelliğin geçerli olması için bir ürüne ait  $j$  ve  $m$  markalarından hariç başka markada var ise bu markaların  $P(y_i = m | \chi_i) = P(y_i = j | \chi_i)$  eşitliğinde etkili olmadığı varsayılır. Aynı zamanda IIA modelinde  $P(y_i = m | \chi_i) / P(y_i = j | \chi_i)$ 'nin sabit olduğunu da varsaymaktadır (Ben-Akiva ve Lerman, 1985). Bu nedenle IIA'nın uygulamada oldukça fazla kısıtlama içermesinden dolayı istatistiksel yorumlamada istenilen bilginin üretilmesinde fazla olanak tanımadığı görülmektedir. Uygulamada değişik MNL yöntemleri vardır. IIA kısıtlamalarının geçerli olduğu MNL yöntemine standart MNL yöntemi denilmektedir (McFadden, 1986).

### 3.2.3.1.2. Conjoint Choice MNL Model

Herhangi bir tüketicinin ( $i$  tüketicisi)  $j$  kadar alternatif içerisinde  $m$ 'inci markayı tercih etmede Conjoint Choice MNL modeli;

$$u_{ijm} = x_{jm}\beta + e_{ijm} \quad (24)$$

biçiminde olur. Burada  $x_{jm}$   $j$  seçim setindeki  $m$ 'inci seçim alternatifinin özelliğini gösteren değişkenlerin (1xS) boyutlu bir vektördür. Çoğu Conjoint tercih denemelerinde bireylere ait olan özellikler modele dahil edilmemektedir. Bundan dolayı  $x$   $i$ 'ye bağlı olmamaktadır. Conjoint MNL yöntemi tercih olasılıklarını hesaplarken Ek 1'de (7) nolu eşitlikte verilen denklemin genelleştirilmiş şeklini kullanabilmektedir. Bu nedenle basit olarak  $j$  kadar alternatif içinde  $m$ 'inci markanın seçilme olasılığı;

$$P_{jm} = \frac{\exp(x_{jm}\beta)}{\sum_{n=1}^j \exp(x_{jn}\beta)} \quad (25)$$

biçiminde yazılabilir.



### 3.2.3.1.3. Adjacent Categories Logit Model

Adjacent Categories Logit (ACL) model MNL'nin özel bir halidir.  $J$ 'inci kategorinin kendisinden bir önceki kategoriye göre logit fonksiyonu aşağıdaki gibi olur.

$$\log \left[ \frac{P(y_i = j+1 | x_i)}{P(y_i = j | x_i)} \right] = x_i \beta_j \quad (26)$$

ACL model  $J-1$ 'inci kategoriye ait uyumu sağlar. Bu uyumu sağlarken  $J+1$ 'inci kategorinin kendisinden önceki kategoriye göre logit fonksiyonunu kullanır. Bu logit fonksiyonlar bağımsız değişkenin birer fonksiyonu şeklinde tanımlanır ve;

$$\log \left[ \frac{P(y_i = m+1 | x_i)}{P(y_i = m | x_i)} \right] = \beta_m + \beta'x \quad (27)$$

biçiminde açıklanabilir. ACL modeli ACL şansa bağlı etki modelinden farklı olmaktadır. Eğer ürün ve tüketici özellikleri aynı anda ACL şansa bağlı etki modelinde eşitliğe dahil edilirse logit olasılığı;

$$P_{ijm} = \log \left( \frac{P_{ij,m+1}}{P_{ijm}} \right) = \beta_m + w'_{im} \beta_m + \chi'_i \theta_m + u_{im} \quad (28)$$

biçiminde yazılabilir. (28) numaralı eşitlikte  $\beta_m$  ve  $\theta_m$  sırasıyla ürün ve bireylere ait kovaryetlerin parametreleri,  $u_{im}$  ise birey düzeyindeki şansa bağlı etki olmaktadır.

### 3.2.3.2. MNL'nin ML yöntemi ile tahmini

ML yönteminde hedef olabilirlik fonksiyonunu maksimum eden katsayıların elde edilmesidir. Bir örnekleme  $n$  sayıda birey ve  $m+1$  tane seçenekleri olsun, bu örneklemin olabilirlik fonksiyonu;

$$L = \prod_{i=1}^n P_{0i}^{f_{0i}} P_{1i}^{f_{1i}} P_{2i}^{f_{2i}} \dots P_{mi}^{f_{mi}} \quad (29)$$

biçiminde yazılabilir. (29) numaralı eşitlikte  $f_{ji}$  yapay bir değişkendir ve  $i$ 'inci birey  $j$ 'nci seçeneği seçmişse 1, seçmemişse 0 değerini alır.  $P_{ji}$  ise  $i$ 'inci bireyin  $j$  seçeneğini seçme olasılığıdır. MNL'nin olasılığı  $P_{ji}$  (26) numaralı eşitlikte yerine bırakılıp, olabirlik fonksiyonunun doğal logaritması alındığında, elde edilen yeni eşitlik;

$$\ln L = \sum_i^n \sum_j^m f_{ji} Z_j - \sum_i^n \sum_j^m f_{ij} \ln(Z_j) \quad (30)$$

biçiminde olur. (27) numaralı eşitliğin  $\tilde{a}_{jk}$  'ya göre türevi alınıp sıfıra eşitlendiğinde (26) numaralı eşitlikteki  $\tilde{a}_{jk}$  'ları maksimum yapan katsayılar kümesi elde edilmiş olur.

Çok seçenekli modelde bir açıklayıcı değişkenin  $m$  tane katsayısı,  $\tilde{a}_{jk}$  vardır. Bu nedenle açıklayıcı değişken ile bağımlı değişken arasında anlamlı bir ilişki olabilmesi için  $\tilde{a}_{jk}$  'lar aynı anda sıfırdan istatistiksel olarak farklı olmalıdır. Böylece açıklayıcı değişken  $X_j$  ile bağımlı değişken arasında anlamlı bir ilişki olabilir. Seçeneklere ait olasılıkların toplamının her zaman bire eşit olması koşulundan dolayı, çok seçenekli olasılık modellerinde bir açıklayıcı değişkenin bağımlı değişken üzerindeki marjinal etkisinin belirlenmesi oldukça zordur. Bu nedenle çok seçenekli modellerde marjinal etkilerin bulunması yerine bu etkilerin oranı aşağıdaki biçimde verilebilir;

$$\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = i)} = \frac{\exp Z_j}{\exp Z_i} = \exp(Z_j - Z_i) = \exp\left[\sum (\tilde{a}_{jk} - \tilde{a}_{ik}) X_k\right] \quad (31)$$

$\exp\left[\sum (\tilde{a}_{jk} - \tilde{a}_{ik}) X_k\right]$  değeri bağımsız değişkenlerin artmasıyla arttığı için  $\tilde{a}_{jk} - \tilde{a}_{ik}$  farkı,  $X_k$  'deki değişimlerin olasılık oranı üzerindeki etkisinin yönünü belirler. Bu yöntem, olasılık değerlerinden çok olasılık oranlarının değişimini göstermesi ve bir defada yalnızca iki seçeneğin olasılıklarının karşılaştırılabilmesinden dolayı sakıncalıdır (Aldrich, 1990).

### 3.2.3.3. Çok seçenekli modeller için uyum iyiliği ölçütleri

Çok seçenekli olasılık modelleri için tanımlanmış olan en temel uyum iyiliği ölçütü, modellerin logolabilirlik değerlerini karşılaştırmaktır. Bunun için aşağıdaki eşitlik kullanılabilir:

$$\ln L(\tilde{a}_{jk}) = \sum_i^n \sum_j^m f_{ji} \ln P_{ji}(\tilde{a}_{jk}) \quad (32)$$

(32) numaralı eşitlikteki  $\ln L(\tilde{a}_{jk})$  her zaman negatiftir ve tahmin değerleri ( $P_{ji}$ ),  $f_{ji}$ 'lere ne kadar yakınsa logolabilirlik değeri sıfıra o kadar yakın olur. Logolabilirlik değeri en büyük olan model tercih edilir (Chow, 1983).

Diğer bir ölçüt ise McFadden (1974) tarafından aşağıdaki gibi verilmektedir;

$$R_{McFadden}^2 = 1 - \frac{\ln L(\tilde{a})}{\ln L(\bar{a})} \quad (33)$$

(33) numaralı eşitlikte  $\ln L(\tilde{a})$ : çoklu modelin logolabilirlik değeri,  $\ln L(\bar{a})$ : modeldeki sabitler hariç tüm eğim katsayılarının modelden çıkarıldığı zaman elde edilen logolabilirlik değeridir. Bu ölçütün en büyük değeri veren model tercih edilir.

## 4. BULGULAR

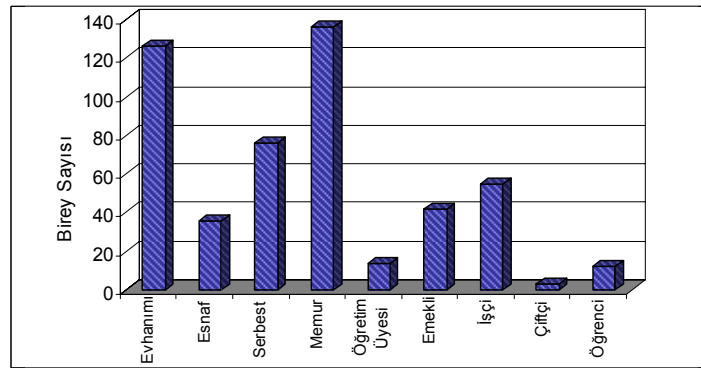
### 4.1. Tüketicilerin Genel Yapısı

Araştırmanın verilerini, Van ili merkezinde önceden belirlenmiş olan bazı marketlere gelen tüketicilerden anket yöntemi ile elde edilen veriler oluşturmaktadır. Bu amaçla tüketicilere ürün seçimine ilişkin ürün ve bireye ait değişkenleri esas alan sorular yöneltilmiştir. Şekil 4.1’de uyguladığımız ankete katılan tüketicilerin cinsiyet durumları verilmiştir. Şekil 4.1’e göre anket çalışmasına katılan tüketicilerin % 63’ünün erkek ve % 37’sinin de kadın olduğu belirlenmiştir.



Şekil 4.1. Ankete katılan tüketicilerin cinsiyetlerinin % oranları.

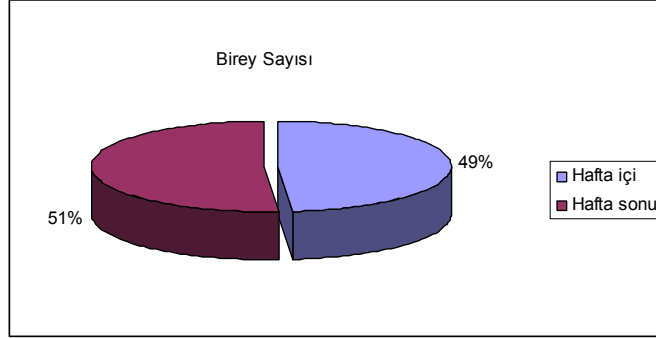
Bireye ait değişkenlerden tüketicilerin meslekleri, ürün seçimini etkileyen faktörlerden birisidir. Şekil 4.2’de ankete katılan tüketicilerin meslek gruplarına göre dağılımları verilmiştir. Şekil 4.2’ye göre ankete katılan tüketicilerin % 28’i memur, % 25’i ev hanımı, % 15’i serbest meslek sahibi, % 11’i işçi, % 8’i emekli, % 7’si esnaf % 3’ü öğretim üyesi, % 2’si öğrenci ve % 1’i de çiftçidir.



Şekil 4.2. Ankete katılan tüketicilerin meslek gruplarına göre % dağılımı.

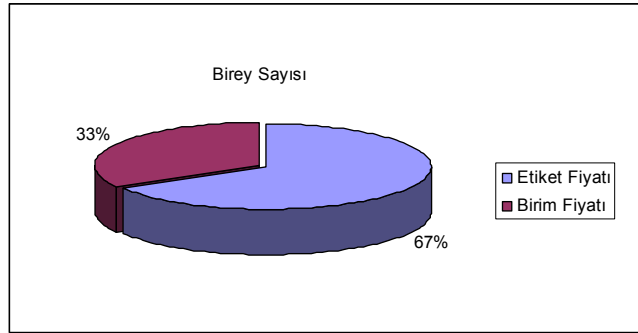
Tüketiciler arasındaki heterojeniteyi yakalayabilmek amacıyla anketler hafta içi ve hafta sonu olmak üzere iki farklı periyotta yapılmıştır. Şekil 4.3. hafta içi

ve hafta sonu anket yapılan tüketicilerin % dağılım oranları verilmiştir. Şekil 4.3'e göre tüketicilerin % 51'ine hafta sonu ve % 49'una ise hafta içi anket uygulanmıştır.



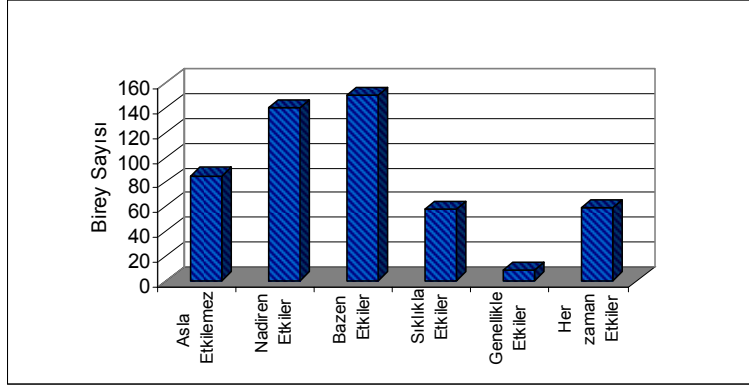
Şekil 4.3. Ankete hafta içi ve hafta sonu katılan tüketicilerin % oranları.

Ankete katılan tüketicilere bir ürünü satın alırken etiket fiyatına mı yoksa birim fiyatına mı dikkat ettikleriyle ilgili bir soru sorulmuştur. Şekil 4.4'de satın alma işleminde ürünün etiket fiyatına veya birim fiyatına bakan tüketici oranları verilmiştir. Şekil 4.4'e göre ankete katılan tüketicilerin alışveriş esnasında % 67'sinin ürünün etiket fiyatına ve % 33'ünün de birim fiyatına baktığı görülmektedir.



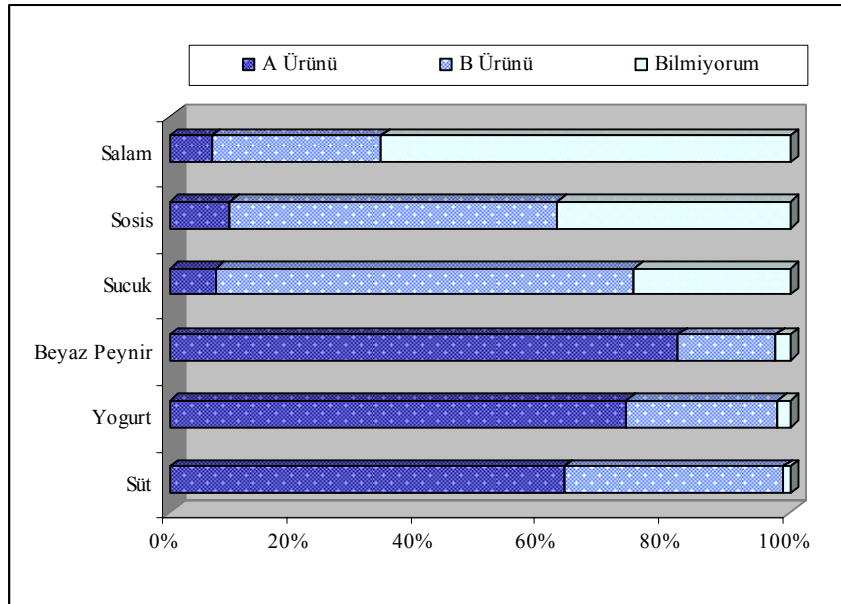
Şekil 4.4. Ankete katılan tüketicilerin ürünün etiket ve birim fiyata önem oranları.

Şekil 4.5'de tüketicilerin satın alacakları ürünün özelliklerinin ve yapılan teşviklerin satın alma kararlarını ne derece etkilediği verilmiştir. Şekil 4.5'e göre tüketicilerin % 29'u bazen, % 28'i nadiren, % 12'si sıklıkla, % 12'si her zaman, % 2'si genellikle etkiler derken % 17'si asla etkilemez cevabını vermiştir.



Şekil 4.5. Tüketicilerin ürünün özelliklerinden ve teşviklerden etkilenme oranları.

Tüketicilere bir önceki yıl yapmış oldukları alışverişlerde bizim çalışmamızda kullanmış olduğumuz hayvansal ürünlerden daha çok hangilerini satın aldıkları soruldu. Eğer belirtilen bu ürünleri sıklıkla almamış veya hiç satın almamışlarsa “Bilmiyorum” seçeneği işaretlendi. Şekil 4.6’da bu soruya tüketiciler tarafından verilen cevapların % dağılımı verilmektedir.

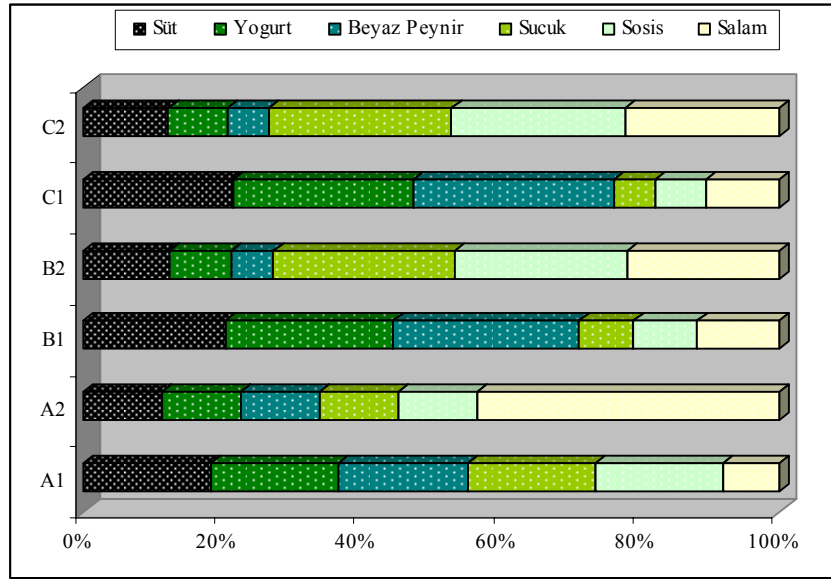


Şekil 4.6. Tüketicilerin bir önceki yıl ürünleri satın alma oranları.

Şekil 4.6’ya göre beyaz etten yapılan salam, sosis ve sucuk satın alan tüketicilerin oranları sırasıyla % 6.8, % 9.8 ve % 7.4 iken kırmızı etten yapılan salam, sosis ve sucuk satın alan tüketicilerin oranları sırasıyla % 27.4, % 37.6 ve %

67.4 olarak bulunmuştur. Ayrıca, bu ürünleri sıklıkla almamış veya hiç satın almamış olan tüketicilerin oranları salamda % 69, sosiste % 37.6 ve sucukta % 25.2 olarak tespit edilmiştir. Diğer taraftan, yağ içeriği daha yüksek olan beyaz peynir, yoğurt ve süt satın alan tüketici oranlarının sırasıyla % 82, % 73.6 ve % 63.6 olduğu belirlendi. Buna karşın yağ içeriği daha düşük (light) beyaz peynir, yoğurt ve süt satın alan tüketici oranlarının ise sırasıyla % 15.6, % 24.4 ve % 35.2 olduğu bulunmuştur. Ayrıca bu ürünleri sıklıkla almamış veya hiç satın almamış olan tüketicilerin oranları beyaz peynirde % 2.4, yoğurtta % 2 ve sütte % 1.2 olarak tespit edilmiştir.

Çalışmada belirlemiş olduğumuz altı hayvansal üründen süt, yoğurt ve beyaz peyniri “yağlı” ve “light”, sucuk, sosise ve salamı da “beyaz et” ve “kırmızı et” olarak iki kategoriye ayırdık (Ek 2). Yapılan ankette her ürün için üç durum belirledik. Birinci durumda ürünler arasında bir teşvik yoktur. İkinci durumda B ürününde indirim yapılmış ve üçüncü durumda ise B ürününe yapılan indirim ile A ve B ürününün fiyatları eşit duruma getirilmiştir. Şekil 4.7’de bu sorulara tüketiciler tarafından verilen cevapların % dağılımı verilmektedir.



Şekil 4.7. Teşvik uygulanan ürünlere tüketici tercihlerinin % oranları.

Şekil 4.7’ye göre teşvik uygulanmayan birinci durumda tüketicilerin % 83’ü yağlı % 17’si yağ oranı düşük “light” sütü tercih etmiştir. İkinci ve üçüncü durumlarda yapılan teşvikler tüketicilerin yağ oranı düşük “light” sütü tercih etme oranını yaklaşık iki katına çıkartmıştır. Benzer durum tüketicilerin yoğurt tercihleri için de söz konusudur. Buna karşın, tüketicilerin beyaz peynir tercihleri teşviklerden etkilenmemiş olup her üç durumda % 83’ü yağlı, % 17’si ise yağ oranı düşük “light” peyniri tercih ettiği belirlenmiştir.

Ayrıca, teşvikin olmadığı birinci durumda tüketicilerin % 83'ü beyaz etten, % 17'si ise kırmızı etten yapılmış sucuk ve sosisi tercih etmişlerdir. İkinci ve üçüncü durumda yapılan teşvikler tüketicilerin kırmızı etten yapılmış olan sucuk ve sosis satın alma tercihlerini oldukça arttırmıştır. Tüketicilerin salam satın alma tercihleri ise her üç durumda da hemen hemen aynıdır. Şöyle ki tüketicilerin % 65'i kırmızı etten, % 35'i ise beyaz etten yapılmış olan salamı tercih etmiştir.

#### 4.2. ACL Modelde Tüketicilerin Seçim Tercihlerini Etkileyen Değişkenlere Ait Bulgular

Bu çalışmada Van ilinde büyük marketlerde satışa sunulan ve önceden belirlemiş olduğumuz bazı hayvansal ürünleri tüketicilerin tercih etme davranışlarını etkileyen faktörleri belirlemek için ACL modeli kullanılmıştır. Değişkenlere ait veri kümesi marketlere gelen tüketicilerle yüz yüze görüşülerek yapılan anketlerden sağlanmıştır. Bu anketler, 2005 yılı 23 Mayıs – 6 Haziran tarihleri arasında yapılmıştır.

Tüketici tercihinde altı ürünün her birisindeki üç seçim durumu için mümkün olan sekiz ( $2^3$ ) cevap kombinasyonu vardır. Ancak araştırmada seçimin rasyonelliğini sağlamak için bu sekiz kombinasyondan yalnızca dördü kullanılmıştır. Diğer dört cevap kombinasyonu ise irrasyonel olduğundan dolayı modele dahil edilmemiştir. Altı ürün için tüketicilerin ürünleri tercih etmelerine ilişkin rasyonel cevaplar şu şekilde belirlenmiştir;

- üç durumda da A ürünü seçilmişse,
- birinci ve ikinci durumda A ürünü, üçüncü durumda ise B ürünü seçilmişse (Bu rasyonel cevap durumu aşağıda gösterilmiştir),
- birinci durumda A ürünü, ikinci ve üçüncü durumda ise B ürünü seçilmişse,
- üç durumda da B ürünü seçilmişse.

**Soru 4:** Siz bir markete gittiniz ve sucuk almak istiyorsunuz (1kg),

**A Ürünü:** Beyaz etten yapılmış hindi sucuk

**B Ürünü:** Kırmızı etten yapılmış klasik sucuk

	<u>A Ürünü</u>	<u>B Ürünü</u>
	21 YTL	25 YTL
1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok	■	□
2. Durum: B ürünüde 2 YTL indirim varsa	■	□
3. Durum: B ürünüde 4 YTL indirim varsa	□	■

Çalışmada uygulanan anketteki (Ek 2) dördüncü soruda tüketicilere hayvansal ürünlerimizden birisi olan sucuk hakkında tercihleri sorulmuştur. Örneğin yukarıdaki durumda, tüketici birinci durumda B ürünü fakat üçüncü durumda A ürünü seçmişse bu irrasyonel bir cevaptır ve çalışmada kullanılmamıştır.

$Y_{ij}$  ( $i=1, \dots, 500$ ,  $j=1, \dots, 6$ ) dört rasyonel cevap kombinasyonu için tanımlanmıştır ( $r=4$ ). Olasılıkların cevapları,  $\pi_{ijr} = \Pr(Y_{ij} = r)$ ,  $r=1, \dots, 4$  şeklinde gösterilmiş, dört olasılığın toplamı bir (1) olacak şekilde aşağıdaki gibi yazılmıştır.



$$\begin{aligned}\pi_{ij,1} &= 1/(1+\exp(-\text{logit}_{ij,1})+\exp(-\text{logit}_{ij,1}-\text{logit}_{ij,2})+\exp(-\text{logit}_{ij,1}-\text{logit}_{ij,2}-\text{logit}_{ij,3})) \\ \pi_{ij,2} &= 1/(\exp(\text{logit}_{ij,1})+1+\exp(-\text{logit}_{ij,2})+\exp(-\text{logit}_{ij,2}-\text{logit}_{ij,3})) \\ \pi_{ij,3} &= 1/(\exp(\text{logit}_{ij,1}+\text{logit}_{ij,2})+\exp(\text{logit}_{ij,2})+1+\exp(\text{logit}_{ij,3})) \\ \pi_{ij,4} &= 1/(\exp(\text{logit}_{ij,1}+\text{logit}_{ij,2}+\text{logit}_{ij,3})+\exp(\text{logit}_{ij,2}+\text{logit}_{ij,3})+\exp(\text{logit}_{ij,3})+1)\end{aligned}$$

Dördüncü olasılık ( $\pi_{ij,4}$ ) referans olarak seçilmiş ve diğer olasılıklar buna oranlanarak üç tane  $\alpha$  model parametresi oluşturulmuştur. ACL şansa bağlı etki modeli aşağıdaki gibidir:

$$\text{logit}_{ijr} = \log\left(\frac{\pi_{ijr}}{\pi_{ij,r+1}}\right) = \alpha_r + w_{ij}^T \beta_r + x_i^T \theta_r + u_{ir}, \quad r=1,2,3$$

Burada  $\alpha_r$  model parametresi,  $\beta_r$  ürüne ait kovaryet etkiler,  $\theta_r$  bireye ait kovaryet etkiler,  $u_{ir}$  bireye ait şansa bağlı etkileri ifade etmektedir.

Kurulan ilk modele şansa bağlı etkiler ve onlara bağlı kovaryet etkiler dahil edilmemiştir (yazılan ilk model Ek 3'te verilmiştir). Başlangıç değerlerini elde etmek için kurulan bu ilk modele ait çıktılar doğrultusunda modele  $\alpha$ ,  $\beta$  ve  $\theta$  başlangıç değerleri de ilave edilerek ikinci bir model kurulmuştur (yazılan ikinci model Ek 4'te verilmiştir). Yazılan ikinci model Mixed logit parametrelerini tahmin etmek için kurulmuştur. Çalışmada kullanılan model bilgileri Çizelge 4.1'de verilmiştir. Çizelge 4.1'e göre üç tane ( $\alpha$ ) model parametresi, altı tane ( $\beta$ ) ürüne ve sekiz tane ( $\theta$ ) bireye ait kovaryet etki olmak üzere toplam on yedi tane model parametremiz mevcuttur. Şansa bağlı etkiler de modele dahil edilerek kurulan ikinci model yazılan birinci modele göre daha iyi bir modeldir. Çünkü ikinci modelin uyum ölçüleri ilk modele göre oldukça düşük değerlere sahiptir<sup>1</sup>.

Çizelge 4.1. Model bilgileri: Eksi İki Log-Likelihood değeri (-2LL), Akaike's Information Criterion (AIC), Akaike's Information Corrected Criterion (AICC), Bayesian Information Criterion (BIC)

Kovaryet Etkiler		Model Parametreleri				Uyum Ölçüleri			
Ürün	Birey	$\alpha$	$\beta$	$\theta$	Toplam	-2LL	AIC	AICC	BIC
Genel	Genel	3	6	8	17	120.7	178.7	198.0	259.5

Yazılan ikinci model çalıştırdıktan sonra elde edilen parametre tahminlerine göre hesaplanan üssel (exp) değerleri Çizelge 4.2'de verilmiştir.

<sup>1</sup> Yazılan birinci modelin uyum ölçüleri; -2LL: 5824.1; AIC: 5876.1; AICC: 5876.5 ve BIC: 6032.2 olarak bulunmuştur.

Çizelge 4.2. Model parametrelerinin ortalamaları ve exp. değerleri

Parametre	Ortalama	EXP(Ortalama)
$\alpha_1$	-0.2841	0.7525
$\alpha_2$	0.5010	1.65089
$\alpha_3$	2.7989	16.4565
$\beta_1$	-2.8153	0.05978
$\beta_2$	-2.2255	0.1078
$\beta_3$	6.2638	527.2938
$\beta_4$	12.7667	353191.97
$\beta_5$	-14.8148	3.6471
$\theta_{11}$	-0.01608	0.9840
$\theta_{21}$	2.1169	8.3164
$\theta_{31}$	0.2336	1.2633
$\theta_{41}$	0.2969	1.3459
$\theta_{51}$	-0.2696	0.7635
$\theta_{61}$	-0.4132	0.6613
$\theta_{71}$	-0.2285	0.7956
$\theta_{12}$	-0.03356	0.9669
$\theta_{22}$	-0.1061	0.8992
$\theta_{32}$	0.09500	1.0997
$\theta_{42}$	-0.1166	0.8898
$\theta_{52}$	0.08699	1.0909
$\theta_{62}$	0.07496	1.0778
$\theta_{72}$	-0.1370	0.8718
$\theta_{13}$	0.04947	1.0507
$\theta_{23}$	-2.5770	0.0758
$\theta_{33}$	-0.03570	0.9649
$\theta_{43}$	-0.2808	0.7550
$\theta_{53}$	-0.2892	0.7487
$\theta_{63}$	-0.1129	0.8931
$\theta_{73}$	-0.1553	0.8560
Nadiren	1.0043	2.7317
Bazen	0.9167	2.50247
Sıklıkla	0.8801	2.41248
s1	0.9887	2.6994
cov12	0.8208	2.27349
cov13	0.7752	2.17208
s2	0.6187	1.8572
cov23	0.08621	1.0900
s3	0.7762	2.17426

Araştırmada elde edilen sonuçlara göre tüketicilerin süt, yoğurt ve beyaz peynir satın almada yağ oranı yüksek olanlara eğilimli olduğu saptanmıştır. Aynı ürünlerin yağ oranı düşük olanlarına teşvik uygulandığında tüketicilerin tercihlerinin arttığı tespit edilmiştir. Çizelge 4.2'e göre örneğin yağ oranı daha düşük olan B ürününde indirim yapıldığında tüketicilerin B ürününe olan tüketim eğilimi sütte % 95 ( $\exp^{-2.8153} = 0.05978$ ) ve yoğurttaki da % 90 ( $\exp^{-2.2255} = 0.1078$ ) daha fazla artış gösterdiği görülmektedir. Yağ oranı düşük ürünlerde yapılan teşvikler tüketicilerin bu ürünleri tercih etme oranlarını artırmakla birlikte tüketicilerin süt ürünlerindeki tercihleri büyük olasılıkla yine yağlı ürünler lehine olmuştur. Tüketicilerin beyaz peynirdeki tercihlerinde ise standart hatalar çok büyük çıktığından dolayı bu durum yorum dışı bırakılmıştır.

Araştırmada elde edilen sonuçlara göre tüketicilerin sucuk, sosis ve salam satın alırken beyaz etten (A) ve kırmızı etten (B) yapılmış olan iki ürün arasında bir indirim söz konusu değilken, daha ucuz olan A ürününü yüksek oranda tercih ettikleri görülmüştür. B ürününe teşvik uygulandığında tüketicilerin tercihlerinin önemli derecede arttığı tespit edilmiştir. Çizelge 4.2'e göre örneğin B ürününde indirim yapıldığında tüketicilerin tüketim eğiliminin sosiste üç kattan daha fazla artış gösterdiği görülmektedir ( $\exp^{-14.8148} = 3.6471$ ). Bu ürünlerde yapılan teşvikler tüketicilerin bu ürünleri tercih etme oranlarını önemli düzeyde artırmıştır.

Araştırmada market ve zaman modele sabit etki olarak eklenmiştir.  $\theta$ 'lar ise sırasıyla yaş, cinsiyet, meslek, nadiren, bazen, sıklıkla ve fiyat olmak üzere bireye ait kovaryet etkiler olarak modele dahil edilmiştir. Modelde kullanılan bireye ait kovaryet etkilerin tüketici tercihleri üzerine etkili olduğu görülmüştür (Çizelge 4.2.). Kullanılan modelden elde edilen sonuçlar erkeklerin kadınlara göre yapılan teşviklerden daha çok etkilendiğini ortaya koymuştur. Diğer taraftan tüketicilerin satın alma kararında birim fiyatından çok etiket fiyatının etkili olduğu da saptanmıştır.

## 5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu araştırmada, Van ilinde büyük marketlerde satışa sunulan ve önceden belirlemiş olduğumuz bazı hayvansal ürünlerin (süt, yoğurt, beyaz peynir, sucuk, sosis, salam) tüketicilerin tercih etme nedenlerini etkileyen faktörleri inceledik. Bu amaçla, araştırmada kullanılacak olan veriler, tüketicilerin ürün tercihlerini etkileyen faktörleri belirlemek için tüketicilere ürün seçimine ilişkin ürün ve bireye ait değişkenleri esas alan sorular yöneltilerek elde edildi. Tahminleme tekniği olarak MNL modelinin özel bir hali olan ACL modeli kullanıldı.

ACL model seçim kategorileri boyunca olasılık oranlarını karşılaştırmamıza izin verir. Böyle sunulan kategoriler boyunca olan karşılaştırmalar bizim konuyu daha iyi anlamamıza yardım eder. Ayrıca, ACL model üçgenel sonuçları diğer metotlarla birleştirmede de kullanılabilir. Cevap üssel aileye ait bir dağılıma sahip olduğu zaman genelleştirilmiş doğrusal karışık model (Generalized Linear Mixed Model, GLMM)'ler şansa bağlı etkileri içermesi için genelleştirilmiş doğrusal model (Generalized Linear Model, GLM)'lere genişletilirler. GLMM'ler de cevap dağılımı şansa bağlı etkiler üzerinden şartlı olarak tanımlanır ve şansa bağlı etkiler genellikle çok değişkenli normal etki olarak kabul edilirler. Nominal cevaplarda BCL model kullanılırken ordinal cevaplarda ACL model kullanılır (Hartzel ve ark., 2001). BCL modelin aksine ACL modelde sabit  $\beta$  etkisi bütün logitler için aynıdır. ACL model, cevap skalası üzerindeki aşağı yukarı farkı durumları seçmesinden ziyade kategorilerin çiftlerindeki cevap olasılıklarının zıddını tarif ettiği zaman birikimli logitlerde daha avantajlıdır. Çünkü ACL modelindeki kestirimler sırasız olduğundan her logit için farklı şansa bağlı etkilere izin veren bir genelleştirilmiş modele gerek duymaz.

Bu çalışmada kullanılan ACL modelin diğer seçim modellerinden daha üstün olduğunu iddia etmek söz konusu değildir. Ancak, araştırmada ACL model kullanılarak elde edilen tahminlemeler ürünlerde yapılan teşviklerin tüketicilerin bu ürünleri tercih etme olasılıklarını pozitif yönde artırdığını göstermiştir. Diğer taraftan kullanılan model, çalışmada iki kategoriye ayrılan ürünlerin tüketiciler tarafından tercih oranlarının bulunmasının yanı sıra gerçekten bu ürünleri ne sıklıkta ve düzenli tercih edip etmeme olasılıkların saptanmasına da izin vermektedir. Böylece bu olasılık oranları anketlere verdikleri cevapların doğruluklarını karşılaştırmak için kullanılabilir.

Çalışmadan elde edilen bulgular, gerek süt gerekse et ürünlerinin tüketiminde bireylerin tercihlerinin ürünlere teşvik uygulansa bile yağlı ve kırmızı etin yüksek oranda tercih edildiğini gösterdi. Buna karşın süt ve et ürünlerinde tüketicilerin çok düşük oranda light ve beyaz et olasılığını tercih ettiği de belirlenmiştir. Fiyatı daha yüksek olan light süt ürünlerinde teşvik uygulansa dahi tüketicilerin bu ürünleri seçme eğilimleri çok fazla bir artış göstermemiştir. Diğer taraftan, fiyatı daha yüksek olan kırmızı etten yapılmış et ürünlerinde teşvik uygulandığında tüketicilerin bu ürünleri seçme eğilimleri önemli derecede bir artış göstermiştir. Bu durumda, süt ürünlerinde yapılan teşviklerin tüketicilerin satın alma eğilimlerinde çok önemli bir artışa neden olmamasına karşın, et ürünlerinde yapılan teşviklerin tüketicilerin bu ürünleri tercih etme eğilimlerini oldukça yüksek düzeyde

etkilediğini göstermektedir. Diğer taraftan, süt ürünlerinde light ve et ürünlerinde de beyaz etten yapılan ürünleri genellikle bayanların ve yaşlıların tercih ettikleri de saptanmıştır. Ayrıca, ürün özellikleri ve yapılan teşviklerin her zaman tüketicilerin satın alma kararlarını çok önemli düzeyde etkilemediği tespit edilmiştir. Bu durum, tüketicilerin geleneksel alışkanlıklarına oldukça bağlı olmalarından ve alternatif ürünlerin içerikleri hakkında yeterince bilgi sahibi olmamalarından kaynaklanmaktadır. Çalışmamızda elde ettiğimiz bu sonuçlar Yalçinkaya (1999) ve Uluat (2002) bulgularıyla uyumaktadır.

Araştırmadan elde edilen sonuçlar, tüketicilerin ürünleri satın alırken özellikle etiket fiyatına baktıklarını ortaya koymaktadır. Bu durum tüketicilerin birim fiyat ve etiket fiyatının ne anlama geldiğini bilmediklerini göstermektedir. Ayrıca, marketlerden alışveriş yapan tüketicilere yapılan anket sonuçlarına göre önceki yıllarda da et ürünlerine kıyasla süt ürünlerini daha düzenli bir şekilde satın aldıkları belirlenmiştir.

Bu çalışmada bazı hayvansal ürünlerin tüketicilerin tercih etme nedenlerini etkileyen faktörleri incelemek için MNL'nin özel bir hali olan ACL modeli kullanıldı. Kullanılan modelde, yaş cinsiyet ve meslek bireye ait kovaryet etkiler ( $\theta$ ), etiket ve birim fiyatı ürüne ait kovaryet etkiler ( $\beta$ ), zaman, fiyat ve market modele ait kovaryet etkiler ( $\alpha$ ) ve şansa bağlı kovaryet etkiler ( $u$ ) olarak tanımlandı. Elde edilen sonuçlar, modele dahil ettiğimiz bireye, ürüne, modele ve şansa bağlı kovaryet etkilerinin hepsinin tüketicilerin tercihlerini önemli düzeyde etkilediği ortaya koymuştur. Bizim bulgularımız ACL modelin tüketicilerin hayvansal ürünleri tercih etme olasılıklarını belirlemede etkili olabileceğini göstermektedir. Ancak bu tip verilerin tahminlenmesi için MNL model ve ondan türetilen diğer hibrit seçim modelleri de kullanılabilir. Gerçekten, son yıllarda MNL modelin genişletilmesi üzerine odaklanan birçok çalışma yapılmakta ve türetilen hibrit modeller farklı alanlardaki tüketici tercihlerinin belirlenmesinde başarılı bir şekilde kullanılmaktadır (Rajaonarison ve ark.,2005; Hartzel ve ark., 2001; Chen ve Kuo 2001; So ve Kuhfeld, 1995; Chintagunta, 1999; Hatırlı ve ark., 2004).

Ülkemizde hayvancılık büyük ölçüde meraya dayalı, sürülerin büyük çoğunluğu düşük verimli yerli ırklardan oluştuğu için birim başına düşen üretim düşüktür. Bu nedenle, hayvansal gıda kaynaklarını dışardan ithal ettiğimiz fiyatların yükselmesine neden olmaktadır. Benzer şekilde süt üreticilerinin de yapısal problemleri mevcuttur. Bu nedenle hükümet üreticilere finansal destek sağlamak, kredi faizlerini düşürmek, hem uluslararası hem de yerli firmaların desteklemek gibi bazı yeni politikalar üretmelidir. Sonuç olarak bu araştırmadan elde edilen sonuçlar; hükümetin hayvan yetiştiriciliğiyle ilgili politikalarında ve üretici firmaların pazarlama stratejilerini belirlemelerinde oldukça faydalı olacağı kanısındayız.

Diğer taraftan, üretici firmalar pazarlama politikalarını belirlerken fiyatın yanı sıra ürünün özelliklerinin tüketiciler tarafından daha iyi tanınmasına yönelik çalışmalar da yapılmalıdır. Özellikle, tüketiciler yağ oranı düşük "light" ve beyaz etten yapılmış hayvansal ürünlerin sağlık bakımından avantajları konusunda ilgili kuruluşlar tarafından bilgilendirilmelidir.

## KAYNAKLAR

- Aldrich, J.H., Nelson, F.D., 1990. *Linear Probability, Logit and Probit Models*. Nineteen edition. Sage Publications.
- Amemiya, T., 1981. Qualitative response models: a survey. *Journal of Economic Literature*, **19**:1483-1536.
- Ben-Akiva, M., Lerman, S.R., 1985. *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. Cambridge, MA: MIT Pres.
- Ben-Akiva, M., McFadden, D., Train, K., Walker, J., Bhat, C., Bierlaire, M., Bolduc, D., Boersch-Supan, A., Brownstone, D., Bunch, D.S., Daly, A., de'Palma, A., Gopinath, D., Karlstrom, A., Munizaga, M.A., 2002. Hybrid choice models: Progress and challenges. *Marketing Letters*, **13**(3):163-175.
- Bhat, C.R., 1998a. Accommodating variations in responsiveness to level-of-service measures in travel mode choice modeling. *Transportation Research A*, **32**(7):495-507.
- Bhat, C.R., 1998b. Accommodating flexible substitution patterns in multi-dimensional choice modeling: formulation and application to travel mode and departure time choice. *Transportation Research B*, **32**(7):455-466.
- Bhat, C.R., 2000. Incorporating observed and unobserved heterogeneity in urban work mode choice modeling. *Transportation Science*, **34**:228-238.
- Börsch-Supan, A., 1987. *Econometrics Analysis of Discrete Choice with Applications on the Demand for Housing in the U.S. and West Germany*. Springer, Berlin.
- Boyd, J., Mellman, J., 1980. The effect of fuel economy standards on the U.S. automotive market: A hedonic demand analysis. *Transportation Research A*, **14**:367-378.
- Brownstone, D., Train, K., 1999. Forecasting new product penetration with flexible substitution patterns. *Journal of Econometrics*, **38**(1):109-129.
- Bultez, A.V., Naert, P.A., 1975. Consistent sum constrained models. *Journal of American Statistical Association*, **70**:529-535.
- Cardell, S., Dunbar, F., 1980. Measuring the societal impacts of automobile downsizing. *Transportation Research A*, **14**:423-434.
- Carpenter, G.S., Lehmann, D.R., 1985. A model of marketing mix, brand switching, and competition. *Journal of Marketing Research*, **22**:318-329.
- Chen, Z., Kuo, L., 2001. A note on the estimation of multinomial logit model with random effects. *The American Statistician*, **55**:89-95.
- Chintagunta, P.K., 1999. Measuring the effects of new brand introduction on inter-brand strategic interaction. *European Journal of Operational Research*, **118**:315-331.
- Chow, G.C., 1983. *Discrete Choice Models*. First edition. Econometrics, McGraw Hill. New York. 253-276.
- Cooper, L.G., Nakanishi, M., 1988. International series in quantitative marketing. *Market Share Analysis*, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Cramer, J.S., 1991. *The Logit Model: An Introduction for Economists*, (Edward Arnold), London.

- Fader, P.S., 1993. Integrating the Dirichlet-multinomial and multinomial logit models of brand choice. *Marketing Letters*, **4**(2):99-112.
- Ghosh, A., Neslin, S., Shoemaker, R., 1984. A comparasion of market share models and estimation procedures. *Journal of Marketing Research*, **21**:202-210.
- Glasgow, G., 2001. Mixed logit models for multiparty elections. *Political Analysis*, **9**(1):116-136.
- Gönül, F., Srinivasan, K., 1993. Modeling unobserved heterogeneity in multinomial logit models: Methodological and managerial implications. *Marketing Science*, **12**(3):213-229.
- Greene, W., Hensher, D., 2003. A latent class model for discrete choice analysis: contrast with mixed logit. *Transportation Research*, **37**(B):681-698.
- Gruca, T.S., Suderharshan, D., 1991. Equilibrium characteristics of multinomial logit market share models. *Journal of Marketing Research*, **28**:480-482.
- Hanta, B., 1994. *Adana İli Kentsel Alanda Hayvansal Gıda Tüketim Yapısı* (yüksek lisans tezi, basılmamış). Ç.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü. Adana.
- Hartzel, J., Agresti, A., Caffo, B., 2001. Multinomial logit random effects models. *Statistical Modelling*, **1**(2):81-102.
- Hatırlı, S.A., Özkan, B., Aktaş, A.R., 2004. Factors affecting fluid milk purchasing sources in Turkey. *Food Quality and Preference*, **15**:509–515.
- Hausman, J.A., Wise, D., 1978. A conditional probit model for qualitative choice: Discrete decisions recognizing interdependence and heterogeneous preferences. *Econometrica*, **46**:403–426.
- Hensher, D., Greene, W., 2003. The mixed logit model: the state of practice. *Transportation*, **30**(2):133-176.
- Hess, S., Polak, J.W., 2005. Mixed logit modelling of airport choice in multi-airport regions. *Journal of Air Transport Management*, **11**:59–68.
- Hosmer, D.W., Lemeshow, S., 1982. A review of goodness of fit statistics for use in the development of logistic regression models. *American Journal of Epidemiol*, **115**(1):92–106.
- Kaefer, F., Heilman, C.M., Ramenofsky, S.D., 2005. A neural network application to consumer classification to improve the timing of direct marketing activities. *Computers and Operations Research*, **32**:2595-2615.
- Lau, K., Kagan, A., Post, G.V., 1997. Market share modeling within a switching regression framework. *International Journal of Management Science*, **25**(3):345-353.
- Leeflang, P.S., Reuyl, J.C., 1984. On the predictive power of market share attraction models. *Journal of Marketing Research*, **21**:211-215.
- Lockshin, L., Jarvis, W., d’Hauteville, F., Perrouy, J.P., 2005. Using simulations from discrete choice experiments to measure consumer sensitivity to brand, region, price, and awards in wine choice. *Food Quality and Preference*, **17**:166–178.
- Luce, R., 1959. *Individual Choice Behavior: A Theoretical Analysis*. J. Wiley and Sons, New York.
- Luce, R., Suppes, P., 1965. *Preference, Utility and Subjective Probabilty*. Handbook of Mathematical Psychology, New York.

- Matzkin, R.L., 1993. Nonparametric identification and estimation of polychotomous choice models. *Journal of Econometrics*, **58**:137–168.
- McFadden, D., 1973. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In P. Zarembka (Ed.). *Frontiers of Econometrics*, 105–142.
- McFadden, D., 1974. *Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior*, in: Paul Zarembka, Economic theory and mathematical economics, Academic Press.
- McFadden, D., 1978. *Modelling The Choice of Residential Location* In: Karlquist, A., et al. (Eds), Spatial Interaction Theory and Residential Location, Amsterdam, North-Holland, 75-96.
- McFadden, D., 1986. The choice theory approach to market research. *Marketing Science*, **19**:73-105.
- McFadden, D., Train, K., 2000. Mixed MNL models of discrete response. *Journal of Applied Econometrics*, **15**:447-470.
- Naert, P.A., Weverberg, M., 1981. On the prediction power of market share attraction models. *Journal of Marketing Research*, **18**:146-153.
- Naert, P.A., Weverberg, M., 1985. Market share specification, estimation and validation: toward reconciling seemingly divergent views. *Journal of Marketing Research*, **22**:453-461.
- Neter, J., Wasserman, W., Kutner, M.H. 1989. *Applied Linear Regression Models*, Second edition, Irwin Press.
- Pardeo, I., Boush, D., Okut, H., 2003. Measuring consumer preference for socially responsible products: An application of the multinomial adjacent-categories logit random effects model. *Journal of Marketing Science*, (Baskıda).
- Rajaonarison, D., Bolduc, D., Jayet, H., 2005. The  $K$ -deformed multinomial logit model. *Economics Letters*, **86**:13–20.
- Reveld, D., Train, K., 1998. Mixed logit with repeated choices. *Review of Economics and Statistics*, **80**:647-657.
- 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.
- Şahin, K., Gül, A., 1997. Adana ili kentsel alanda ailelerin süt ve süt mamulleri alım ve tüketim davranışları. *Ç. Ü. Ziraat Fakültesi Dergisi*, **12**(4):59-68.
- Şahin, K., Gül, A., 1998. Adana ilinde ailelerin yumurta satın alma ve tüketim davranışları üzerine bir araştırma. *Ç. Ü. Ziraat Fakültesi Dergisi*, **13**(1):91-100.
- So, Y., Kuhfeld, W.F., 1995. Multinomial logit models In SUGI 20 *Conference Proceedings*, Cary, NC. SAS Institute, Inc.
- Thurstone, L.L., 1927. A law of comparative judgement. *Psychological Review*, **34**:273–286.
- Tversky, A., 1972. Elimination by aspects: a theory of choice. *Psychological Review*, **79**(4):281-299.
- Uluat, Ş., 2002. *Van İli Merkez İlçede Hayvansal Gıda Tüketim Yapısı* (yüksek lisans tezi, basılmamış). Y.Y.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Van.
- Wang, D.M., 2001. The impacts of policy issues on voting behavior in Taiwan: A mixed logit approach. *Journal of Electoral Studies*, **8**(2):95–124.



- Yalçinkaya, O., 1999. *Van İli Erciş İlçesinde Hayvansal Gıda Tüketim Yapısı* (yüksek lisans tezi, basılmamış). Y.Y.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Van.
- Yıldırım, İ., Acar, İ., Uluat, Ş., 1998. Van İli Merkez İlçe Kırmızı Et Tüketim Yapısı. *Doğu Anadolu Tarım Kongresi*. Atatürk Üniversitesi Ziraat Fakültesi. 14-18 Eylül, Erzurum.1636-1644.
- Yurdakul, O., 1981. *Adana'da Hayvansal Gıda Maddeleri Tüketimi ve Gelir Harcama Esneklikleri*, Ç. Ü. Ziraat Fakültesi Yıllığı, Sayı 4. Adana.

## **EKLER**

## EK 1 DOĞRUSAL OLASILIK, PROBIT VE LOGİT OLASILIK MODELLERİ

### 1. Doğrusal Olasılık Modeli

Doğrusal olasılık modeli (Linear probability model; LPM) bulgulardaki (6) numaralı eşitlikteki  $f(u)$ 'nin olasılık dağılımının tekdüze dağılım olduğu kabul edilerek elde edilir yani iki uçlu  $Y_i$ 'yi  $X$  açıklayıcı değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak gösteren modellere denir. Bireyin birinci seçeneği seçme olasılığı aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$P(Y_i = 1) = P_i = \sum b_k X_{ik}, \quad Y_i = 0,1 \quad (1)$$

$Y_i = 1$  olma olasılığı  $= P_i$  ve  $Y_i = 0$  olma olasılığı  $= 1 - P_i$  dersek,  $Y_i$  değişkeninin olasılık dağılımı şöyle olur;

$Y_i$	Olasılık
0	$1 - P_i$
1	$P_i$

Dolayısıyla beklenen değer kavramından şu elde edilir;

$$E(Y_i) = 0(1 - P_i) + 1P_i = P_i \quad (2)$$

$P_i$ ,  $Y_i$ 'nin beklenen değeridir. (1) ve (2) birlikte ele alındığında;

$$Y_i = \sum b_k X_{ik} + u_i, \quad Y_i = 0,1 \quad (3)$$

eşitliği elde edilir (Amemiya, 1981). LPM, sıradan bir regresyon modeli gibi görüldüğünden, Sıradan En Küçük Kareler (Ordinary Least Squares; OLS) tahmin yöntemi kullanılabilir. Ancak LPM'yi OLS ile tahmin ederken bazı sorunlarla karşılaşılabilir.

#### 1.1. Hata terim ( $u_i$ )'inin normal dağılmaması

LPM'ler için  $u_i$ 'lerin normal dağıldığı varsayımının yerine getirilmesi,  $Y_i$ 'ler gibi  $u_i$ 'lerinde yalnızca iki değer almalarından dolayı olanaksızdır. LPM'de  $u_i$ 'lerin olasılık dağılımı aşağıdaki gibidir:

$Y_i$	$u_i$	Olasılık
0	$-Z_i$	$1 - P_i$
1	$1 - Z_i$	$P_i$

$u_i$  binom dağılımı göstermektedir. Her ne kadar OLS, hata terimlerinin ( $u_i$ 'lerin) normal dağılmasını gerektirmiyorsa da katsayı sınamalarının yapılabilmesi için bu kabule gerek vardır. Örneklem büyüklüğünün yeterli olması (serbestlik derecesi > 100) durumunda binom dağılımı normale yakınsar. Bu durumda, LPM ile yapılan tahminlemeler normallik varsayımı altında bildik OLS sürecine uyar.

### 1.2. Hata terim ( $u_i$ )'lerinde değişen varyans

$u_i$  hata terimlerinin sabit varyanslı değildirler, şöyle ki;

$$\begin{aligned} Var(u_i) &= E(u_i^2) = (Z_i)^2(1 - P_i) + (1 - Z_i)^2 P_i \\ &= (\sum b_k X_{ik})(1 - \sum b_k X_{ik}) \end{aligned} \quad (4)$$

$u_i$ 'nin varyansı  $X_{ik}$ 'ya bağlıdır. Değişen varyansın varlığı durumunda, OLS tahmin edicilerinin sapmasız olmakla birlikte etkin yani en küçük varyanslı değildirler.

### 1.3. $0 \leq P_i \leq 1$ varsayımının yerine gelmeyişi

$P_i$ , LPM'de  $X$  veriyken  $Y$ 'nin gerçekleşmesinin koşullu olasılığını ölçer.  $P_i$  bir olasılık değişkenidir ve 0 ile 1 arasında değer alır. Ancak, (1) numaralı eşitlikteki  $b_k$  ve  $X_{ik}$ 'ların bu sınırlamayı sağlayacağını hiçbir güvencesi yoktur.  $P_i$ 'nin OLS tahminlerine sıfırdan küçükse sıfır, birden büyükse bir değeri verilir.

## 2. Probit Model

İki değerli bağımlı değişkenli bir olasılık modeli olan Probit modeli bulgulardaki (6) numaralı eşitlikteki  $u_i$ 'nin normal dağıldığı varsayımı ile elde edilir;

$$P_i = P(Y_i = 1) = F(Z_i) = \int_{-\infty}^{Z_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du = \Phi(Z_i) \quad (5)$$

$\Phi$  normal birikimli dağılım fonksiyonudur.  $u$  ise ortalaması 0 ve varyansı 1 olan rassal sürekli bir değişkendir. Probit eğrisi  $-\infty$  'da sıfıra,  $+\infty$  'da bire yakınsar, 0-1 aralığının dışına taşmaz ve  $Z_i = 0$  noktasında simetriktir.

Probit modelinde  $X_{ik}$  'ların üzerindeki marjinal katkıları, LPM'de olduğu gibi sabit değildir.  $X_{ij}$  'nin  $P_i$  üzerindeki katkısını bulmak için  $P_i$  'nin  $X_{ij}$  'ya göre kısmi türevi alınır;

$$\frac{\partial P_i}{\partial X_{ij}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{Z_i^2}{2}\right) b_j = \phi(Z_i) b_j \quad (6)$$

$\phi$  standart normal yoğunluk fonksiyonudur ve  $X_{ij}$  'nin  $P_i$  üzerindeki marjinal katkısı  $b_j$  'nin yanında düzeltme faktörü olan  $\phi(Z_i)$  'ye bağlıdır. Düzeltme faktörü her zaman pozitif olacağından dolayı katkının yönünü  $b_j$  'nin işareti belirler.  $Z_i = 0$  olduğunda faktör en yüksek değerini alır. Pozitif ve negatif yönde artan  $Z_i$  değerleri için bu faktör azalır.

$X_{ij}$  'nin  $P_i$  üzerindeki marjinal katkısında diğer açıklayıcı değişkenlerde rol oynamasından dolayı farklı  $X_{ij}$  değerlerinde bu katkıları gösteren tabloların ya da grafiklerin kullanılması gereklidir (Aldrich, 1990).

### 3. Logit Model

İki değerli bağımlı değişkenli bir olasılık modeli logit model olarak bulgulardaki (6) numaralı eşitlikteki  $u_i$  'nin lojistik dağılıma uyduğu kabul edilerek şöyle oluşur;

$$P_i = P(Y_i = 1) = F(Z_i) = \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)} \quad (7)$$

Logit tüm olasılık modelleri içinde en çok uygulama konusu olan modeldir. Logit modelin gücü, çok düzeyli durumlarda daha da belirgindir. Lojistik dağılımın ortalaması 0 ve standart sapması  $\pi/\sqrt{3}$  'tür.  $Z_i$ ,  $-\infty$  ile  $+\infty$  arasında değişirken

$P_i$ , 0–1 aralığının dışına taşmaz. Eşitlik (7)'te gerekli dönüşümler yapılarak logit model doğrusallaştırılabilir;

$$\ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i \quad (8)$$

Logit'de bir açıklayıcı değişkenin  $P_i$  üzerindeki marjinal katkısını olasılık cinsinden bulmak için  $P_i$ 'nin o açıklayıcı değişkene göre kısmi türevi alınır:

$$\frac{\partial P_i}{\partial X_{ij}} = \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)} \frac{1}{1 + \exp(Z_i)} b_j = P_i(1 - P_i)b_j \quad (9)$$

Logit modelde de katkıyı belirlemek üzere  $b_j$ 'nin yanı sıra düzeltme faktörü olarak adlandırılan  $P_i(1 - P_i)$  teriminde rol alır ve her zaman pozitif olacağından etkinin yönünü  $b_j$ 'nin işareti belirler.

ML tahminlerinin etkinlik, sapmasızlık ve normallik gibi özellikleri küçük örneklem için garanti edemez. Bu özelliklere örneklem büyüklüğü arttıkça yaklaşık olarak sahip olmasından dolayı ML yöntemi, büyük örneklemde uygulanmalıdır.

İki dağılımın yakın benzerliğinden dolayı, büyük gözlemler olmadıkça iki dağılım arasında istatistiki olarak çok fazla bir fark olmamasına karşın büyük örneklemde logit ve probit modeller tarafından yaratılan kantitatif sonuçlar anlamlı olarak farklılaşır. Örneklem hacmi artarken logit ve probit modeller, farklı marjinal etkiler meydana getirir. Probit ve doğrusal olasılık modellerinin marjinal etkileri arasındaki ortalama fark, örneklem hacmi artarken, nisbi olarak sabittir. Logit ve doğrusal olasılık modelleri arasındaki ortalama fark ile probit model arasındaki ortalama fark, örneklem hacmi artarken artar.

#### 4. LPM, Probit ve Logit

Bağımlı değişkeninin evet veya hayır, var veya yok gibi kesikli değerler almasından dolayı Genel Doğrusal Regresyon Modelinin özel bir durumu olarak kabul edilen DCM uygulamalı araştırmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tür modelleri tahmininde LPM, Probit ve Logit gibi modeller kullanılmaktadır.

LPM, söz konusu üç modelden en basiti olmasına karşın, hata teriminin normal dağılmaması, hata terimlerinin varyanslarının farklı olması ve tahmin edilen olasılığın 0–1 aralığının dışında olabilmesi gibi bazı dezavantajları vardır. LPM, koşullu olasılıkların açıklayıcı değişkenlerin değerleri ile doğrusal olarak arttığını varsaymasından dolayı S biçiminde kümülatif dağılım fonksiyonuna sahip bir olasılık modelidir. Bu yüzden mantıksal olarak çok cazip bir model değildir.

Probit ve logit model ise tahmin edilen olasılıkların 0–1 aralığında olmasını garanti eder ve açıklayıcı deęişkenlerle doğrusal olmayan bir ilişkiye sahiptir. Logit model, kümülatif lojistik olasılık, probit model ise kümülatif normal olasılık fonksiyonuna dayanır. Kümülatif lojistik fonksiyon, kümülatif normal fonksiyon ile benzer olmasından dolayı probit yerine logit model kullanılabilir. Probit model tahmininde bireysel veriler söz konusu olduğunda ML yöntemi kullanılır; gruplanmış verilerin olduğu durumda kümülatif normal dağılımın tersi alınarak doğrusallaştırılır.

**EK 2**  
**ANKET SORULARI**

Yaşınız:

Cinsiyet: Erkek:  Kadın:

Mesleğiniz:

**Soru 1:** Siz bir markete gittiniz ve süt almak istiyorsunuz (1 Litre),

**A Ürünü:** Alışlagelmiş bilinen UHT yağlı süt

**B Ürünü:** Yağ oranı düşük “light” süt

A Ürünü  
1,70 YTL

B Ürünü  
2,20 YTL

- |   |                          |                          |
|---|--------------------------|--------------------------|
| 1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok   | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 2. Durum: B ürününde 25 kuruş indirim varsa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 3. Durum: B ürününde 50 kuruş indirim varsa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

**Soru 2:** Siz bir markete gittiniz ve yoğurt almak istiyorsunuz (1 kg),

**A Ürünü:** Homojenize doğal yağlı yoğurt

**B Ürünü:** Yağ oranı düşük “light” yoğurt

A Ürünü  
2,40 YTL

B Ürünü  
3 YTL

- |   |                          |                          |
|---|--------------------------|--------------------------|
| 1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok   | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 2. Durum: B ürününde 30 kuruş indirim varsa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 3. Durum: B ürününde 60 kuruş indirim varsa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

**Soru 3:** Siz bir markete gittiniz ve beyaz peynir almak istiyorsunuz (1kg),

**A Ürünü:** Yağlı beyaz peynir (kutu)

**B Ürünü:** Yağsız “light” beyaz peynir (kutu)

A Ürünü  
8,50 YTL

B Ürünü  
11 YTL

- |   |                          |                          |
|---|--------------------------|--------------------------|
| 1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok   | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 2. Durum: B ürününde 1,25 YTL indirim varsa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 3. Durum: B ürününde 2,5 YTL indirim varsa  | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

**Soru 4:** Siz bir markete gittiniz ve sucuk almak istiyorsunuz (1kg),

**A Ürünü:** Beyaz etten yapılmış hindi sucuk

**B Ürünü:** Kırmızı etten yapılmış klasik sucuk

A Ürünü  
21 YTL

B Ürünü  
25 YTL

- |   |                          |                          |
|---|--------------------------|--------------------------|
| 1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 4. Durum: B ürününde 2 YTL indirim varsa  | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 5. Durum: B ürününde 4 YTL indirim varsa  | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

**Soru 5:** Siz bir markete gittiniz ve sosis almak istiyorsunuz (1kg),

**A Ürünü:** Beyaz etten yapılmış hindi sosis

**B Ürünü:** Kırmızı etten yapılmış dana sosis

A Ürünü  
15 YTL

B Ürünü  
19 YTL

- |   |                          |                          |
|---|--------------------------|--------------------------|
| 1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 2. Durum: B ürününde 2 YTL indirim varsa  | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 3. Durum: B ürününde 4 YTL indirim varsa  | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |



**Soru 6:** Siz bir markete gittiniz ve salam almak istiyorsunuz (1kg),

**A Ürünü:** Beyaz etten yapılmış hindi salam

**B Ürünü:** Kırmızı etten yapılmış dana salam

	<u>A Ürünü</u>	<u>B Ürünü</u>
	16 YTL	20 YTL
1. Durum: Ürünler arasında bir teşvik yok	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2. Durum: B ürününde 2 YTL indirim varsa	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3. Durum: B ürününde 4 YTL indirim varsa	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

**Soru 7:** Bir ürün satın alırken etiket fiyatına mı, yoksa birim fiyatına mı bakıyorsunuz?

Etiket fiyatı  Birim fiyatı

**Soru 8:** Geçen yıl yapmış olduğunuz alışverişlerde aşağıda belirtilen hangi ürünleri aldığınızı işaretleyiniz. Eğer belirtilen ürünü sıklıkla almıyorsanız veya hiç satın almamışsanız bilmiyorum seçeneğini işaretleyiniz.

	<u>A Ürünü</u>	<u>B Ürünü</u>	<u>Bilmiyorum</u>
<b>A:</b> Yağlı UHT süt veya <b>B:</b> yağsız (light) süt	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<b>A:</b> Yağlı yoğurt veya <b>B:</b> Yağsız (light) yoğurt	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<b>A:</b> Yağlı beyaz peynir veya <b>B:</b> Yağsız beyaz peynir	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<b>A:</b> Beyaz etten yapılmış hindi sucuk veya <b>B:</b> Kırmızı etten yapılmış klasik sucuk	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<b>A:</b> Beyaz etten yapılmış hindi sosis veya <b>B:</b> Kırmızı etten yapılmış dana sosis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
<b>A:</b> Beyaz etten yapılmış hindi salam veya <b>B:</b> Kırmızı etten yapılmış dana salam	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

**Soru 9:** Satın alacağınız ürünün özellikleri ve yapılan teşvikler satın alma kararınızı ne derecede etkiler (sadece bir tanesini işaretleyin).

Asla etkilemez	<input type="checkbox"/>
Nadiren etkiler	<input type="checkbox"/>
Bazen etkiler	<input type="checkbox"/>
Sıklıkla etkiler	<input type="checkbox"/>
Aşağı yukarı her zaman etkiler	<input type="checkbox"/>
Her zaman etkiler	<input type="checkbox"/>
Bilmiyorum	<input type="checkbox"/>

**ANKETE GÖSTERMİŞ OLDUĞUNUZ İLGİDEN DOLAYI TEŞEKKÜRLER**



```

1      1      1      1      1      1      1      1      0
0      1      2      2
proc means; var age; run; proc freq;
table gender job market time price susiss
  A1 B1 C1 A2 B2 C2 A3 B3 C3 A4 B4 C4
  A5 B5 C5 A6 B6 C6 often1 often2 often3
  often4 often5 often6; run;

data a;
  set sustprod;
  if susiss = 2 then rarely=1; else rarely=0;
  if susiss = 3 then sometimes=1; else sometimes=0;
  if susiss ge 4 then often=1; else often=0;
  run;
  title 'Multinomial Logit Model (no chooser characteristics) using NLMIXED';/*
  ADJACENT LOGIT İÇİN BAŞLANGIÇ DEĞERLERİ*/
  /*Run NLMIXED; add qpoints=? to change number of quadrature points*/
  /*Adjacent Category Logit Model*/
  /*No random effects*/
proc nlmixed data=a /*qpoints = 50*/;
  parms alpha1 0 alpha2 .5 alpha3 1 beta1 0 beta2 0 beta3 0 beta4 0
    beta5 0 theta11 0 theta21 0 theta31 0
    theta41 0 theta51 0 theta61 0 theta12 0 theta22 0 theta32 0 theta42 0
    theta52 0 theta62 0 theta13 0 theta23 0 theta33 0 theta43 0
    theta53 0 theta63 0;
  /*Code linear predictors*/
  eta1 = alpha1 + beta1*1 + beta2*2 + beta3*3 + beta4*4 +
    beta5*5 + theta11*age + theta21*gender
    + theta31*job + theta41*rarely + theta51*sometimes + theta61*often;
  eta2 = alpha2 + beta1*1 + beta2*2 + beta3*3 + beta4*4 +
    beta5*5 + theta12*age + theta22*gender
    + theta32*job + theta42*rarely + theta52*sometimes + theta62*often;
  eta3 = alpha3 + beta1*1 + beta2*2 + beta3*3 + beta4*4 +
    beta5*5 + theta13*age + theta23*gender
    + theta33*job + theta43*rarely + theta53*sometimes + theta63*often;
  /*Adjacent category model*/
  pi1 = 1 / (1 + exp(-eta1) + exp(-eta1-eta2) + exp(-eta1-eta2-eta3));
  pi2 = 1 / (exp(eta1) + 1 + exp(-eta2) + exp(-eta2-eta3));
  pi3 = 1 / (exp(eta1+eta2) + exp(eta2) + 1 + exp(-eta3));
  pi4 = 1 / (exp(eta1+eta2+eta3) + exp(eta2+eta3) + exp(eta3) + 1);
  /*Define likelihood*/
  z = (pi1**y1)*(pi2**y2)*(pi3**y3)*(pi4**y4);
  if (z > 1e-8) then ll = log(z);
  else ll=-1e100;
  model y1 ~ general(ll);
run;

```



```

          1      1      1      1      1      1      1      1      0
          0      1      2      2
proc means; var age; run; proc freq;
table gender job market time price susiss
  A1 B1 C1 A2 B2 C2 A3 B3 C3 A4 B4 C4
  A5 B5 C5 A6 B6 C6 often1 often2 often3
  often4 often5 often6; run;
data a;
  set sustprod;
  if susiss = 2 then rarely=1; else rarely=0;
  if susiss = 3 then sometimes=1; else sometimes=0;
  if susiss ge 4 then often=1; else often=0;
  run;
  title 'Multinomial Logit Model (no chooser characteristics) using NLMIXED';/
/*Run NLMIXED; add qpoints=? to change number of quadrature points*/
/*Adjacent Category Logit Model*/
/*No random effects*/
proc nlmixed data=a /*qpoints = 50*/;
  parms alpha1 0 alpha2 .5 alpha3 1 beta1 0 beta2 0 beta3 0 beta4 0
        beta5 0 theta11 0 theta21 0 theta31 0
        theta41 0 theta51 0 theta61 0 theta71 0 theta12 0 theta22 0 theta32 0 theta42 0
        theta52 0 theta62 0 theta72 0 theta13 0 theta23 0 theta33 0 theta43 0
        theta53 0 theta63 0 theta73 0 ;
  /*Code linear predictors*/
  eta1 = alpha1 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
        beta5*a5 + theta11*age + theta21*gender
        + theta31*job + theta41*rarely + theta51*sometimes + theta61*often
+theta71*price;
  eta2 = alpha2 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
        beta5* + theta12*age + theta22*gender
        + theta32*job + theta42*rarely + theta52*sometimes + theta62*often+
theta72*price;
  eta3 = alpha3 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
        beta5*a5 + theta13*age + theta23*gender
        + theta33*job + theta43*rarely + theta53*sometimes + theta63*often+
theta73*price;
  /*Adjacent category model*/
  pi1 = 1 / (1 + exp(-eta1) + exp(-eta1-eta2) + exp(-eta1-eta2-eta3));
  pi2 = 1 / (exp(eta1) + 1 + exp(-eta2) + exp(-eta2-eta3));
  pi3 = 1 / (exp(eta1+eta2) + exp(eta2) + 1 + exp(-eta3));
  pi4 = 1 / (exp(eta1+eta2+eta3) + exp(eta2+eta3) + exp(eta3) + 1);
  /*Define likelihood*/
  z = (pi1**y1)*(pi2**y2)*(pi3**y3)*(pi4**y4);
  if (z > 1e-8) then ll = log(z);
  else ll=-1e100;
  model y1 ~ general(ll);

```

```

run;
proc nlmixed data=sustprod /*qpoints = 50*/; where market=2;
parms alpha1 -.4192 alpha2 .5033 alpha3 2.901
beta1 -.6487 beta2 -.4254 beta3 6.295
beta4 12.7979 beta5 -14.8 theta11 .01052
theta21 .8917 theta31 .1138 theta41 .1614
theta51 -.4026 theta61 -.5450 theta71 .4429
theta12 -.0004 theta22 -.1929 theta32 -.00032
theta42 -.1123 theta52 .08709 theta62 .07348
theta72 -.01521 theta13 -.022747 theta23 -1.5822
theta33 -.1597 theta43 -.1815 theta53 -.183 theta63 -.00381 theta73 -.5654;
/*Code linear predictors*/
eta1 = alpha1 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
beta5*a5 + theta11*age + theta21*gender
+ theta31*job + theta41*rarely + theta51*sometimes
+ theta61*often + theta71*price + u1;
eta2 = alpha2 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
beta5*a5 + theta12*age + theta22*gender
+ theta32*job + theta42*rarely + theta52*sometimes +
theta62*often + theta72*price + u2;
eta3 = alpha3 + beta1*a1 + beta2*a2 + beta3*a3 + beta4*a4 +
beta5*a5 + theta13*age + theta23*gender
+ theta33*job + theta43*rarely +
theta53*sometimes + theta63*often + theta73*price + u3;
/*Adjacent category model*/
pi1 = 1 / (1 + exp(-eta1) + exp(-eta1-eta2) + exp(-eta1-eta2-eta3));
pi2 = 1 / (exp(eta1) + 1 + exp(-eta2) + exp(-eta2-eta3));
pi3 = 1 / (exp(eta1+eta2) + exp(eta2) + 1 + exp(-eta3));
pi4 = 1 / (exp(eta1+eta2+eta3) + exp(eta2+eta3) + exp(eta3) + 1);
/*Define likelihood*/
z = (pi1**y1)*(pi2**y2)*(pi3**y3)*(pi4**y4);
if (z > 1e-8) then ll = log(z);
else ll=-1e100;
model y1 ~ general(ll);
/*Specify random effect distribution*/
random u1 u2 u3 ~ normal([0,0,0], [s1*s1, cov12, cov13, s2*s2, cov23, s3*s3])
subject = birey;
random u1 u2 u3 ~ normal([0,0,0], [s1*s1, cov12, cov13, s2*s2, cov23, s3*s3])
subject = birey;
title 'Multinomial Logit Model (no chooser characteristics) using NLMIXED';
run;

```

## **ÖZ GEÇMİŞ**

Şerife BERBER, 1978'de İstanbul'da doğdu. İlk, Orta ve Lise öğrenimini İstanbul'da tamamladı. 2001 yılında Ankara Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, İşletme Bölümü'nden mezun oldu. 2004 yılında Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Zootekni Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisansa başladı. Evli ve bir çocuk annesidir.