DUMLUPINAR ÜNİVERSİTESİ SOSYAL BİLİMLER DERGİSİ
DUMLUPINAR UNIVERSITY JOURNAL OF SOCIAL SCIENCES
E-ISSN: 2587-005X http://dergipark.gov.tr/dpusbe
Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 62, 184-199; 2019

KONUT SAHİBİ OLMA KARARLARINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER: LOJİSTİK REGRESYON VE DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Mustafa BİLİK[1]*
Üzeyir AYDIN[2]

Öz

Bu çalışmanın temel amacı; hane halkının konut sahibi olma kararlarını etkileyen faktörler çerçevesinde, iki farklı ekonometrik metodolojiyi karşılaştırmaktır. Çalışmada kullanılan veri seti, TÜİK tarafından oluşturulan ve yaklaşık 10 bin gözlem değerine sahip "Hane Halkı Bütçe Anketi"nden elde edilmiştir. Ele alınan veri seti çerçevesinde çalışmada ilk olarak hane halkının ev sahibi olma kararını etkileyen faktörlerin etkileme gücü ve yönü belirlenmektedir. Bununla birlikte, geleneksel lojistik regresyon yaklaşımı ile makine öğrenmesi temelli Destek Vektör Makineleri (DVM) yöntemi tahmin gücü açısından karşılaştırılmaktadır. Buna göre, DVM'nin konut sahibi olma ve olmama yönünde ihtimaliyetleri daha iyi tahmin ettği görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Konut Talebi, Nitel Tercih Modelleri, Destek Vektör Makineleri, Hane Halkı Bütçe Anketi, Sınıflandırma.
JEL Kodları: D12, G13, J10, R20

FACTORS AFFECTING THE HOUSING DEMAND: A COMPARISON OF LOGISTICS REGRESSION AND SUPPORT VECTOR MACHINES

Abstract

The main purpose of this study is; to compare two different econometric methodologies within the framework of the factors affecting households' decision to become a homeowner. The data set used in the study obtained from the "Household Budget Survey" which is created by TurkStat and has an observation value of about ten thousand. Using this data set, the study primarily investigates the importance of the factors that are likely to affect the decision to host. Additionally, with the traditional Logistic Regression, Support Vector Machines (SVM) algorithm is compared in terms of the accuracy of classification. Accordingly, it is seen that SVM is better predicting the possibility of ownership and non-ownership decisions.

Keywords: Housing Demand, Discrete Choice Models, Support Vector Machines, Household Budget. Classification.
JEL Codes: D12, G13, J10, R20

[1] Arş. Gör., Dokuz Eylül Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü
ORCID 0000-0003-4425-9316
* **Sorumlu Yazar** (Corresponding Author): mustafa.bilik@deu.edu.tr
[2] Doç. Dr., Dokuz Eylül Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü
ORCID 0000-0003-2777-6450
Başvuru Tarihi (Received): 05.08.2019 **Kabul Tarihi** (Accepted): 11.10.2019

Giriş

Konut, barınma ihtiyacını karşılayan fiziksel bir yapıdır. Ancak konut fiziksel bir yapıdan çok daha fazlasıdır (Lebe & Akbaş, 2014). Konutun bir barınak olma; üretim, tüketim ve yatırım malı olma; ekonomik/hukuksal güvence sağlama; toplumsal ilişkilerde bir araç ve kültürel bir yapı olma işlevleri vardır.

Konut ve bağlı sektörler, birçok ülkede altyapı yatırımları kapsamında ele alındığında ekonomik büyümeye katkı veren sektörlerin en başında gelmektedir. Konut sektörünün ekonomik büyümeyle olan ilişkisi, 1970'lerde Turin (1969) ve Strassmann (1970) tarafından ilk olarak ele alınmıştır. Bu çalışmalarda hasıla arttıkça, konut sektörünün kişi başına düşen katma değerinin de artış gösterdiği bulunmuştur ve sektörün ekonomik büyümede sürükleyici olduğuna dikkat çekilmiştir. (Lewis, 2009; Giang & Pheng, 2011). Konut sektörü ile ekeonomik büyüme arasındaki ilişki, R. Bon tarafından geliştirilen Bon eğrisi ile açıklanmaktadır. Bon (1992), ekonomilerin ekonomik büyümenin farklı evrelerinde konut sektörünün rolünü araştırmıştır. Buna göre, ekonomik büyümenin ilk aşamalarında, konut sektörünün ekonomideki payı artmakta, fakat ekonomi belirli bir gelişme düzeyine geldiğinde pay azalmaktadır. Bu durum ters U eğrisi olarak da tanımlanmaktadır (Tan, 2002).

Konut ve bağlı sektörlerin toplam yatırımlar içindeki payı da önemli sayılabilecek bir diğer konudur. Sektör, herhangi bir ülkenin gayrisafi sabit sermaye oluşumunda geçmişte yaklaşık yüzde 50'lik paya sahipken günümüzde bu pay ortalama olarak yüzde 25'dir (Lewis, 2009).

Ayrıca konut araştırmalarında disiplinler arasında farklılıklar bulunmaktadır. McDonald (1979), Miron (1995), Mayer & Somerville (2000), Green & Hendershott, (2001) gibi iktisatçılar konut tüketimi, üretimi, yatırımları ve piyasalararası ilişkileri öne çıkarırken; Settles (2001), Goodchild (2001), Kendig (1984), Clark, Deurloo & Dieleman (2003) gibi sosyologlar konut tüketimleri ve hane halklarına araştırmakta; Melvin (2005), Verschaffel (2002), Rapoport (2000) gibi Mimarlar tasarım, kültür ve insanlar arasındaki bağlantıyı analiz etmektedirler. Ancak özellikle son zamanlarda geliştirilen analizler disiplinlerarası farklılık şeklinde değil bir sentez olarak öne çıkmaktadır. Bununla birlikte, bu sentezleme mevcut yaklaşımların adaptasyonunda bazı zorluklara neden olmakta ve yeni yaklaşımlara gereksinim yaratmaktadır.

Diğer yandan konut harcamaları toplam harcamalar içerisinde önemli bir ağırlığa sahiptir. Bu sebeple konut; GSYH, fiyat endeksi, faiz oranı, yatırım gibi birçok makroekonomik değişkenle ilişki içerisindedir. Konut piyasasında ortaya çıkan değişim ve gelişmeler yayılma ve geri besleme etkileri nedeniyle diğer piyasaları da etkisi altına alarak toplam talep ve uzun dönemde gelir üzerinde yönlendirici politikaların oluşmasına yol açabilmektedir. Konut üretiminin yüksek oranda yerli üretime dayanması işsizliğin azalmasına da önemli ölçüde katkı sağlamaktadır. Bu çerçevede, konut sektörünün önemini artmaktadır. Aynı zamanda konut harcamalarının çarpan etkisi işlevi ile ileri ve geri bağlantı katsayılarının yüksek olması nedeniyle konuttta meydana gelen bir talep artışı konutla ilgili diğer ürünlere de talebi arttırabilmektedir (Öztürk & Fitöz, 2012). Kredi sağlama açısından da konut, bankacılık sektörüyle ve para politikasıyla yakın ilişki içindedir. Konut kredisi üzerinden uygulanan para politikalarından oldukça etkilenmektedir. Konut piyasası, birçok krizin de nedeni veya tetikleyicisi olmuştur. 2008 finansal krizinin başlama nedenidir (Uysal & Yiğit, 2016). Diğer yandan konut güvenli ve düzenli getiri sağlamakta; birçok ülkede döviz ve altın ile birlikte konut, güvenli ve sağlam yatırım araçları arasında yer almaktadır (Aydın & Ağan, 2016). Bu nedenle çoğu zaman konut dışı diğer birikimler ve yatırımlar konut alımı için bir araç niteliğindedir. Aile veya birey konut alımı için altın ve döviz almaktadır. Konut alımında bu yatırım araçlarını satarak konut talebinde bulunmaktadır.

Konut talebi, ekonomik birimlerin konut satın alabilmesi ve/veya konutun kirasını ödeyebilmesi için yeterli gelir düzeyine sahip olmasıdır. Mikroekonomik çerçeveden ele alındığında konut talebi

ekonomik birimlerin mali gücünden, fiyat/gelir beklentilerden, ilişkili malların fiyatlarından, zevk/tercihlerden etkilenmektedir. Makro ekonomik çerçeveden ele alındığında ise konut yatırımı/üretimi, örgütlü/örgütsüz konut pazarı, finansman/para politikaları, konut/çevre politikaları, teknoloji/inovasyon gibi birçok unsur konut talebini etkilemektedir (Öztürk & Fitöz, 2012).

Analiz edildiği üzere konut sektörüne ilişkin araştırmalar birçok disiplinden yararlanmakta ve birçok kaynaktan etkilenmekte olduğundan konut sektörü üzerine araştırmalar disiplinler arası sentezlemelerle devam etmektedir. Söz konusu bu çalışmada makine öğrenmesine dayalı bir yöntem olan Destek Vektör Makineleri (DVM) ile geleneksel nitel tercih modellerinden lojistik regresyonun, hane halkının ev sahipliği üzerinden karşılaştırılması yapılmıştır. Bu çerçevede öncelikle, konut sektörünün Türkiye'de gelişimi ve kurumsal çerçevesi betimsel olarak ele alınmaktadır. Daha sonra, veri seti ve yöntemler açıklanarak; hane halkının konut sahibi olma kararını belirleyen faktörler üzerinden iki ayrı ekeonometrik yöntem karşılaştırılmaktadır.

1. Türkiye'de Konut Sektörü:2000-2018

Türkiye'de konut sektörü özellikle 2000 sonrası dönemde öne çıkan sektörler arasındadır. Bu dönemde sektörün ortalama büyüme hızı GSYH büyüme hızının üzerindedir ve aralarında çift yönlü bir ilişki vardır. Birikimli deneyim fonksiyonu, GSYH'daki büyüme konut sektörünün büyümesine, aynı şekilde konut sektörünün büyümesi de GSYH büyümesine katkıda bulunduğunu göstermektedir (Gül & Çakaloğlu, 2017). 2000-2018 döneminde GSYH içerisinde %15'lik pay ile ikinci sırada yer aldığı ve gayrisafi sabit sermaye oluşumunda yaklaşık % 55 pay aldığı görülmektedir.

Türkiye'de ortalama bir milyon adet/yıl konut el değiştirmektedir. Bununla birlikte her yıl altıyüz elli bin adet yeni konut talebi ortaya çıkmaktadır (GYODER, 2016). TÜİK verilerine göre konut sahipliği oranı 2017 yılında % 61,0 seviyesindedir (TÜİK, Adrese Dayalı Nüfus Kayıt Sistemi Sonuçları, 2017, Sayı. 27587, 1 Şubat 2018).

Türkiye'nin genç nüfus yapısına sahip olması, iç göç kaynaklı kentleşmenin devam etmesi, içgöçün yanısıra Türkiye'ye komşu ülkeler başta olmak üzere farklı ülkelerden de dışgöçün sürmesi, yabancıların konut alımlarının artması, Türk aile yapısının küçülmesi Türkiye'de uzun dönemli konut talebinin artacağına işaret etmektedir.

Diğer yandan Türkiye'de ortalama konut fiyatları Ocak 2013-Ocak 2018'de reel olarak %45.4 artmıştır (GYODER, 2018). TCMB Hedonik Konut Fiyat Endeksi'ne göre bu konut fiyatlarındaki nominal artışın yaklaşık dörtte biri, reel artışların ise yaklaşık yarısı konut talep artışlarından geriye kalan kısmı ise maliyet ve kalite artışlarından kaynaklanmaktadır. Özellikle 2017 yılı içinde yaşanan kur ve fiyat yükselişlerinin yol açtığı maliyet artışları ve konut kredisi faiz oranlarındaki yükselme Konut Satın Alma Gücü Endeksini 2017'nin ortalarından itibaren azalma trendine sokmuştur. Söz konusu bu trend 2018 yılı 1. çeyreğinden itibaren konut satışlarının azalmasına yol açmıştır.

2. Uygulamalı Literatür

Konuyla ilgili uygulamalı literatürde çalışmalar iki konu üzerine yoğunlaşmıştır. Bir grub çalışma konut talebi ile gelir ve fiyat esnekliği arasındaki ilişkiyi araştırıken diğer grup çalışmalar bu çalışmada da yapıldığı gibi konut talebinin belirleycilerini araştırmıştır.

Carliner (1973), konut talebinin gelir elastikiyetinin konut sahipleri için 0.6- 0.7 aralığında, kiracılar için 0.4-0.5 aralığında olduğunu, fiyat esnekliğinin ise yaklaşık 0.8 olduğunu bulmuştur. Rosen (1979), Amerika Birleşik Devletleri'nde yerleşik 2150 hane verisini kullanarak yaptığı analizlerinde fiyat elastikiyetini -1, gelir elastikiyetini ise 0,76 bulmuştur. Ermisch, Findlay &

Gibb (1996), İngiltere hane halkı anketlerini kullanarak yaptıkları arştırmalarında fiyat esnekliğini (-0,5) - (-0,8) arasında ve gelir esnekliğini 0,8 ile 1,0 arasında bulmuşlardır.

Fair & Mcaffe (1972), Painter & Redfearn (2002), Jin & Zeng (2007) gibi araştırmacılar konut talebinin belirleyicilerini araştırmışlardır. Fair & Mcaffe (1972) faiz oranının konut talebi üzerine etkisini incelemiştir. Painter & Redfearn (2002), ABD'de konut talebine etki eden unsurları araştırırken faizin kısa dönemde konut talebi üzerindeki etkisinin zayıf olduğu, uzun dönemde ise etkisiz olduğu sonucuna ulaşmıştır. Jin & Zeng (2007), faiz oranı ile yatırım amaçlı konut teşviği arasında pozitif yönlü ilişki bulmuşlardır.

Halıcıoğlu (2007)'nun Türkiye'nin 1964-2004 dönemini kapsayan verilerin kullanıldığı çalışmasında, konut talebinin gelir elastikiyeti 1, fiyat elastikiyeti ise (-0,2) bulunmuştur. Öztürk & Fitöz (2012), Türkiye'de konut arz/talebini etkileyen faktörleri araştırmışlardır. Lebe & Yiğit (2009) tarafından yapılan araştırmada Türkiye'de uzun dönemde; evlenen çiftsayısı, kişi başı milligelir, sanayileşme ve nüfus artışının konut talebini arttırdığı bulunmuştur. Diğer yandan aynı araştırmada reel faiz oranı, enflasyon, tarımdaki istihdam ve konut maliyetlerindeki artışın konut talebini azalttığı bulunmuştur.

Güriş, Çağlayan & Ün (2011), konut talebini etkileyen unsurları belirlemek amacıyla nitel tercih modellerinden yararlanmışlardır. Elde ettikleri sonuçlarda, Logit modelin daha doğru sonuçlar verdiğini bulmuşlardır. Lebe ve Akbaş (2014), medeni durumun, kişi başı gelirin ve sanayileşmenin konut talebini pozitif; faizin, konut fiyatlarının ve tarım istihdamının negatif yönde etkilediğini bulmuşlardır. Uysal ve Yiğit (2016), Türkiye'nin konut talebini belirleyen makroekonomik faktörleri analiz etmişlerdir.

Uygulamalı literatürde, destek vektör makinelerini (DVM) ve Lojistik regresyon tekniklerini karşılaştırmalı olarak ele alan çalışmalar mevcuttur (Verplancke, Looy, Benoit, Vansteelandt, Depuydt, Turck, & Decruyenaere, 2008; Westreich, Lessler & Funk, 2010; Özdemir, Tolun & Demirci, 2011). Uygulama alanları farklı olmak üzere, genel olarak DVM'nin sınıflandırma gücünün geleneksel Lojistik regresyondan daha yüksek olduğu ifade edilebilir.

3. Veri Seti ve Yöntem

Bu çalışmada kullanılan veriler, TÜİK tarafından yürütülen ulusal düzeyde temsil edilen bir hanehalkı araştırması olan hanehalkı bütçe anketi'nden (HHBA) elde edilmiştir. Ankette, nihai örnekleme birimi olarak, hanehalkı ele alınmaktadır. TÜİK'e göre hanehalkı; "aralarında akrabalık bulunsun ya da bulunmasın, aynı konutta veya aynı konutun bir bölümünde yaşayan, temel ihtiyaçlarını birlikte karşılayan hanehalkı hizmet ve yönetimine iştirak eden bir veya birden fazla kişiden oluşan topluluk" olarak tanımlar.

Ankette, Türkiye sınırları içindeki tüm yerleşim alanları dâhil edilmiş ve bunlar kırsal ve kentsel yerleşimler olmak üzere iki kategoriye ayrılmıştır. Kentsel yerleşimler, nüfusu 20.000'den büyük veya eşit olan yerlerken, kırsal yerleşimler 20.000'den daha az nüfusa sahip alanlar olarak tanımlanmaktadır. Yalnızca emeklilik evlerinde, bakım evlerinde, hapishanelerde, askeri kışlalarda, özel nitelikli hastanelerde ve otellerde (kurumsal nüfus olarak tanımlanır) yaşayan bireyler, anket çalışmasının kapsamı dışında tutulmaktadır.

HHBA verileri, ilgili yılın 1 Ocak ve 31 Aralık tarihleri arasında aylık olarak değişen sayıda örnek haneden elde edilen anket bilgilerinden oluşur. HHBA, tüketim harcamaları, gelir, istihdam durumu ve demografik özelliklerle ilgili ayrıntılı sorular içermektedir. Uluslararası standartlara göre toplanan tüketim verileri, sosyo-ekonomik gruplar ve tüketim harcamalarının kalıpları üzerine önemli bir bilgi kaynağıdır ve ayrıca tüketici fiyat endeksinin inşasında rol oynamaktadır. Tüketim harcamaları, mal alımlarını, hane halkının kendi üretimini, kuruluşlardan veya diğer hanehalklarından alınan nakit ve gayri nakit hediyeleri ve sigortaya katkıları (örn. sağlık, hayat,

motorlu araç ve diğer sigorta çeşitleri) kapsar. Kuruluşlara veya diğer hanelere yapılan transferleri (örn. Nakit katkılar ve hediyeler), tasarruf amaçlı harcamaları ve borç geri ödemeleri tüketim harcamaları kapsamı dışında tutulmaktadır. Referans dönemi, dayanıksız tüketim malları için araştırma ayı ve dayanıklı tüketim malları için bir önceki yıl olmaktadır. Anket yılda bir kez yapıldığından, tüketim değeri, yıl boyunca fiyat değişiklikleri için bir aylık fiyat endeksi kullanılarak ayarlanır.

Bu çalışmada konut sahipliği kararı üzerinde etkisi olduğu tasarlanan; gelir, yaş, medeni durum, meslek, çalışma şekli, hanehalkı büyüklüğü, kır-kent yerleşim şekli, çalışma süresi ve bireyin üniversite mezunu olup olmaması değişkenleri kullanılmıştır. Burada, konut mülkiyeti kukla bağımlı değişken olarak ele alınmıştır. Buna göre eğer ilgili hane halkı konut sahibi ise 1, değilse 0 şeklinde bir kukla değişken oluşturulmuştur. Yine, ilgili hane halkının reisinin mesleği ve çalışma şekli de kukla değişken olarak modelde kullanılmıştır. Söz konusu değişken, hane reisinin mesleği, nitelik gerektiren bir meslek ise 1, değilse 0 değerini almaktadır. Benzer şekilde hane reisi tam zamanlı çalışmakta ise çalışma şekli değişkeni 1, diğer durumlarda 0 değerini almaktadır. Çalışmada kullanılan "Hanehalkı Büyüklüğü" değişkeni, hane halkı bünyesinde yaşayan kişi sayısını ifade etmektedir. Hane reisinin çalıştığı yıl sayısı, geliri ve yaşı da modelde sürekli değişken olarak ele alınmaktadır. Son olarak, hane reisi üniversite mezunu ise 1, değilse 0 değerlerini alan eğitim değişkeni de modelde yer almaktadır. Çalışmada kullanılan değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistikler Ek Tablo 1'de sunulmaktadır.

Doğrusal regresyon analizi, sürekli olmayan bir şekilde ölçülen birçok davranış veya kararların analizi için uygunsuzdur (Liao 1994). Pek çok toplumsal olgunun doğası, sürekli olmaktan ziyade kesikli bir yapıdadır (Pampel,2000). Örneğin, bu çalışmada da araştırıldığı gibi tüketiciler konut sahibi olup olmamaya karar vermektedir. Bu gibi durumlarda, literatür kısmında da değinildiği üzere nitel tercih modelleri kullanılmaktadır. Doğrusal modeller ile doğrusal olmayan logit modeli arasındaki fark bir örnek kullanılarak açıklanabilir. Bağımlı kukla değişkeninin, gözlemlenmeyen bir "fayda endeksi" değişkenine bağlı olduğunu varsayalım. Örneğin y bağımlı değişkeni; 0 ile 1 arasında değer alıyorsa (Ekonomik karar birimi, konut satın alıyorsa 1, satın almıyorsa 0 gibi) tüketicinin satın alma arzusunu yansıtan y* gibi sürekli bir değişken tasavvur edilebilir. Bu değişkenin, gelir gibi bazı açıklayıcı değişkenlerle sürekli olarak değişeceğini varsayabiliriz. Bu açıklamaları matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edebiliriz;

$$y^* = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

$y_i = 1 \quad if \quad y^* \geq 0$ (Söz konusu mal yeterli faydayı sağlamaktadır)

$y_i = 0 \quad if \quad y^* < 0$ (Söz konusu mal yeterli faydayı sağlamamaktadır

Logit modelde parametre tahmini için "En Yüksek Olabilirlik (MLE)" tekniği kullanılır. Modeli aşağıdaki gibi tanımlayabiliriz;

$$p(y_i = 1) = F(\beta_1 + \beta_2 x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 x_i)}}^{3} \quad (2)$$

Doğrusal modellerden farklı olarak logit modelinde olasılık değerleri 0 ile 1 arasındadır. Burada tahmin edilen katsayıların yorumlanması da farklılıklar içermektedir. Doğrusal modelden elde edilen tahminciler, diğer değişkenler sabit iken bağımsız değişkende meydana gelen değişimin bağımlı değişken üzerindeki etkisini ifade etmektedir. Logit modelde ise, bahis oranı ve log-bahis

[3] Burada karşımıza çıkabilecek iki farklı olasılık söz konusu olmaktadır. Bunlar; $p(y_i = 1) \to 0 \; as \; \beta_1 + \beta_2 x_i \to -\infty$ ve $p(y_i = 1) \to 1 \; as \; \beta_1 + \beta_2 x_i \to \infty$

oranı kavramları karşımıza çıkmaktadır. 2 numaralı denkleme aşağıdaki dönüşümü uygulayabiliriz;

$$p_i = \frac{1}{1+e^{-z}} = \frac{e^z}{1+e^z} \quad , \quad z = \beta_1 + \beta_2 x_i \tag{3}$$

Burada bahis oranı;

$$\frac{p_i}{1-p_i} \tag{4}$$

Bu oran, başarılı bir sonuç elde etme olasılığıdır (bir ailenin bir konut alma olasılığının, satın almama olasılığına oranı). Bahis oranının logaritması alınırsa;

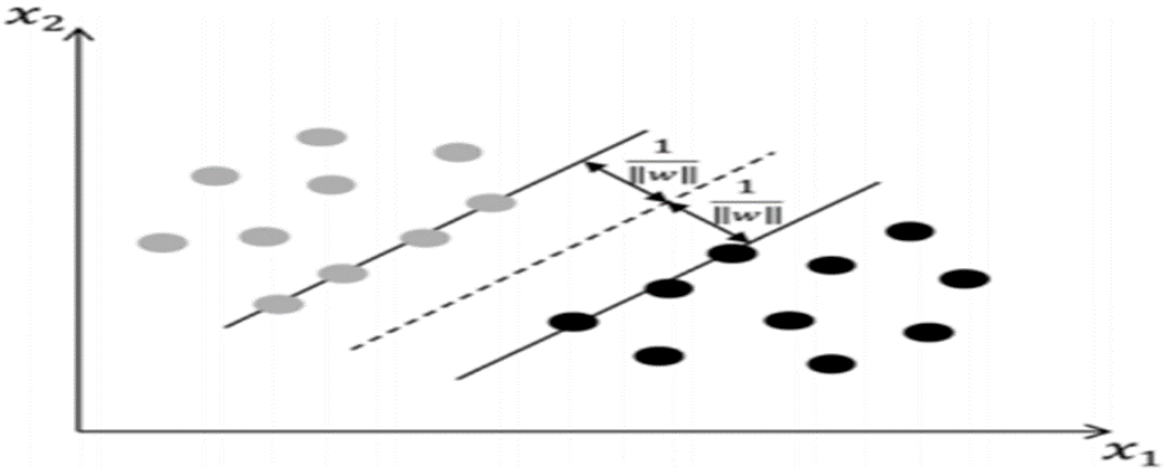
$$L = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = z_i = \beta_1 + \beta_2 x_i \tag{5}$$

Burada L, bahis oranının logaritmasıdır. Bu değer parametrelerde ve bağımsız değişkende doğrusaldır. Logit model, ismini bu değerden almaktadır. Maksimum Olabilirlik Tahmini, gözlenen örneklemi elde etmenin en olası ihtimalini veya olasılığını veren parametre tahminlerini seçmeye odaklanır. MLE'nin ana prensibi, β'nın belirli bir y gözlem olasılığını, en üst düzeye çıkaracak K sayısının bir kestirimini seçmektir (Aldrich & Nelson, 1984).

Çalışmada, hane halkının konut sahibi olma kararını etkileyen faktörlerin belirlenmesi amacıyla logit modelden elde edilen bulgular Destek Vektör Makinesi (DVM) algoritmasından elde edilen bulgularla karşılaştırılmıştır. İstatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir sınıflandırma yöntemi olan DVM kullanılarak küçük örneklemde doğru sınıflandırma sonuçları elde etmek mümkündür (Foody & Mathur, 2004). Bu problemde amaç, iki sınıfı mevcut örneklerden uyarılan bir fonksiyonla ayırmaktır. Bu doğrusal sınıflandırıcıya (fonksiyona) optimum ayırma hiper düzlemi denir. Başlangıçta iki sınıflı doğrusal verilerin sınıflandırılması için tasarlanmış olan yöntem daha sonra çok sınıflı ve doğrusal olmayan verilerin sınıflandırılması için geliştirilmiştir (Üstüner, Şanlı & Dixon, 2013). Destek Vektör Makineleri, birçok sınıflandırma probleminin çözümünde başarıyla uygulanmış ve genelleme performansı yüksek ve etkin makine öğrenimi algoritmalarından biri olarak literatürdeki yerini almıştır (Ayhan & Erdoğmuş, 2014).

Şekil 1'de, verileri ayırabilen birçok olası sınıflandırıcı mevcuttur. Ancak kendisi ile her bir sınıfın en yakın veri noktası arasındaki uzaklığı maksimize eden tek bir fonksiyon vardır. Bu fonksiyona "optimal ayırma hiper-düzlemi" adı verilmektedir (Gunn, 1998). DVM 'de temel amaç bu fonksiyonu tahmin etmektir.

Şekil 1: *Optimal Ayırma Hiper Düzlemi*



Destek Vektör Makineleri, temel olarak iki sınıfa ait verileri birbirinden en uygun şekilde ayırmak için kullanılır. Şekil 2'yi referans alırsak, iki farklı sınıf gri ve siyah renkte gösterilmektedir. Çalışmamızda, bu iki sınıftan biri konut sahibi olan haneleri; diğeri ise konut sahibi olmayan haneleri temsil etmektedir. DVM, temelde bu iki sınıfa ayırma amacına yönelik olarak doğrusal bir hiper düzlem tahmin etmektedir. Destek vektörlerinin üzerinde bulunduğu kesiksiz çizgilerle gösterilmiş düzlemlere sınır düzlemleri denir. Sınır düzlemlerinin tam ortasından geçen ve her iki düzleme de eşit uzaklıkta bulunan kesikli düzlem ise hiper düzlem olarak ifade edilir. Bu hiper düzlem iki sınıf arasındaki uzaklığı optimize etmektedir. Karar doğrusunun yeni katılacak olan verini doğru sınıflandırılabilmesi için sınır çizgisinin, iki sınıfın sınır çizgisilerine en yakın uzaklıkta olması gerekmektedir. Bu sınır çizgisine en yakın noktalar, destek noktaları olarak adlandırılmaktadır.

Şekide, w_1 ve w_2 gibi doğrusal olarak iki sınıfa ayrılabilen veri setini ele alalım. Burada, herhangi bir örneğin optimum ayırma hiper düzlemine olan uzaklığı $\frac{|g(x)|}{\|w\|}$ ile ölçülür. DVM'nin amacı ise $g(x)$ değerini w_1 sınıfına en yakın verinin uzaklığını 1'e $(w^T x + \beta = 1), x \in w_1)$, w_2 sınıfına en yakın veri uzaklığını ise -1'e $((w^T x + \beta = -1), x \in w_2)$ eşitlemektir. Bu açıklamalar, matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$\frac{1}{\|w\|} + \frac{1}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \tag{6}$$

Bu işlemler amaç ve kısıt fonksiyonları altında, bir optimizasyon problemi karşımıza çıkmaktadır. Burada, minimize edilmesi gereken amaç fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir;

$$J(w) = \frac{1}{2}\|w\|^2 \tag{7}$$

Kısıt fonksiyonu ise;

$$y_i(w_i^T + \beta) \geq 1, i = 1,2, \dots, N \tag{8}$$

Şeklinde ifade edilir. Amaç ve kısıt fonksiyonunu bir araya getirip Langrange çarpanı yaklaşımıyla ele aldığımızda aşağıdaki eşitlik elde edilmektedir;

$$L(w, \beta, \lambda) = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^{N} \lambda[y_i(w_i^T + \beta) - 1] \tag{9}$$

Burada w ağırlık vektörünü, β sapmayı, λ ise Langrange çarpanını ifade etmektedir (Awad & Khanna,2015). Özetle DVM'de denklem 9, $w\ ve\ \beta'$ya göre minimize edilir ve λ'ya göre

maksimize edilir. Buradan elde edilen λ ve $y_i(w_i^T + \beta) = 1$ değerleri destek vektörünü ifade eder (Bhavsar & Ganatra, 2012).

Yukarıda yer alan denklemlerden anlaşılacağı gibi, DVM, sınıflandırma problemini ikinci dereceden optimizasyon problemine dönüştürmektedir. Optimizasyon temelli bu yaklaşımın sınıflandırma performansı, hesaplama karmaşıklığı ve kullanışlılık açısından diğer tekniklere göre daha başarılıdır (Nitze, Schulthess & Asche, 2012).

5. Uygulama Bulguları

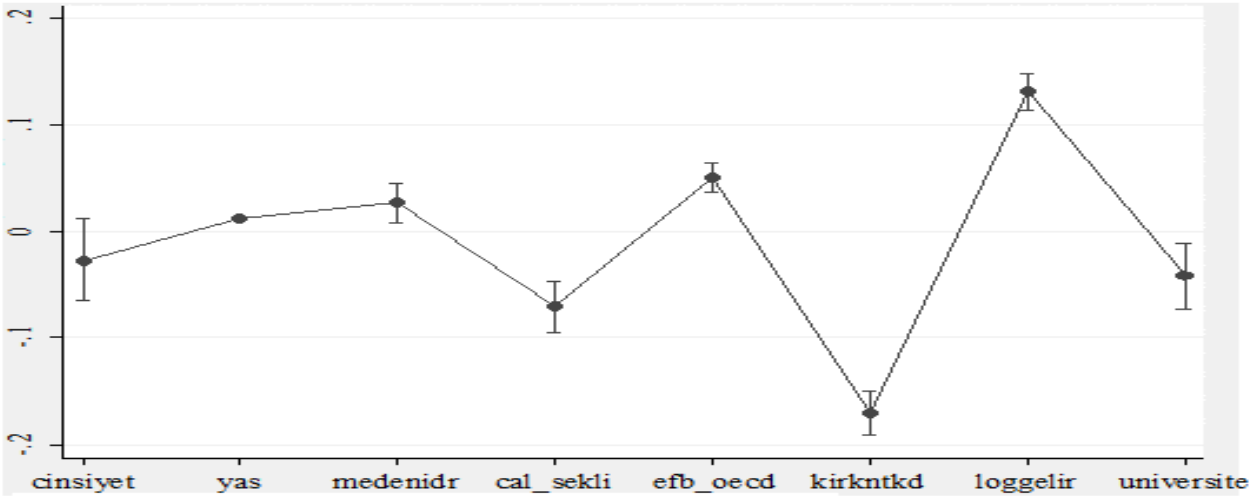
Bu çalışmada, hanehalklarının konut sahipliğini belirlemede etkili olan sosyo-ekonomik ve demografik değişkenler tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla, öncelikle çalışmada ekonometrik analizde yer verilen değişkenler ile ilgili tanımlayıcı istatistikler sunulmuştur. Bu kısımda, çalışmada kurulan modele ve uygulama bulgularına yer verilmektedir. Konut sahipliğine etki eden faktörleri araştırmak amacıyla kurulan modelden elde edilen tahminciler Ek Tablo 2'de sunulmaktadır. Buna göre modelde yer alan tüm katsayıların istatistiksel olarak anlamlı olduğu ifade edilebilir. Elde edilen olabilirlik oranı (LR) değeri de istatistiksel olarak anlamlıdır. [4]

Logit modelinde elde edilen katsayıların doğrudan yorumlanamadığı marjinal etkiler hesaplanmıştır. Elde edilen marjinal etkiler diğer değişkenler sabitken, bir bağımsız değişkende meydana gelen %1 oranında değişmenin, bağımlı değişkende meydana getireceği değişimi ifade etmektedir. Modelin bağımlı değişkeni "konut sahibi olma (1)" ve "konut sahibi olmama (0)" şeklinde iki alternatif durumu gösteren bir kukla değişkendir. Bununla birlikte, bağımsız değişkenler arasında da kukla değişkenler mevcuttur.

Konut sahibi olma üzerinde etkili olan faktörler Şekil 2'de gösterilmektedir. Bu şekil, logit modelden elde edilen marjinal etkilere göre oluşturulmuştur. Buna göre, bazı faktörler konut sahipliği üzerinde pozitif etkiye sahipken bazıları negatif etkiye sahiptir. Hane reisinin geliri, hane halkı büyüklüğü, hane reisinin medeni durumu ve yaşı pozitif etkiye sahipken; hane reisinin çalışma şekli, cinsiyeti, üniversite mezunu olup olmaması, kır-kent yerleşim biçimi negatif etkiye sahiptir. Yukarıda ifade edildiği gibi bu değişkenlerden bazıları iki farklı kategori içeren kukla değişkenlerdir. Örneğin kırkent değişkeni; hane kırsal kesimde yerleşikse 1 kentsel kesimde ise 2 değerini almaktadır. Bunun yanında, üniversite değişkeni hane reisi üniversite mezunu ise 1 değilse 0 değerini, cinsiyet değişkeni ise hane resisi kadınsa 0 erkekse 1 değerini alır. Ayrıca medenidr değişkeni hane reisi evli ise 1, bekar ise 0 değerini almaktadır. Marrjinal etkilerden elde edilen grafiğe bakıldığında, konut sahipliği üzerinde en büyük etkiye sahip olan faktör hane reisinin geliridir.

[4] Serbestlik derecesi 8 dir.

Şekil 2: *Ortalama Marjinal Etkiler (%95 Güven Aralığında)*



Tablo 3'de marjinal etkiler sayısal olarak verilmektedir. Buna göre, ele alınan ekonomik karar biriminin konut sahibi olma olasılığı üzerinde en büyük etkiye sahip olan faktör gelirdir. Diğer değişkenler sabitken, gelir değişkeninde meydana gelen %1'lik artış, konut sahibi olma olasılığını %0,13 oranında arttırmaktadır. Konut sahibi olma olasılığı üzerinde pozitif etkiye sahip diğer faktörler ise sırasıyla; hane reisinin medeni durumu, hane halkı büyüklüğü ve hane reisinin yaşıdır. Diğer değişkenler sabitken, hane reisinin yaşında meydana gelen 1 birimlik artış, konut sahibi olma olasılığını %0.012 birim, hane halkı büyüklüğünde meydana gelen 1 birimlik değişim ise konut sahibi olma olasılığını %0.05birim arttırmaktadır.

Diğer değişkenler sabitken hanenin kentte yaşayan hanelerin konut sahibi olma olasılığı kırsal kesimde yaşan hanelerin konut sahibi olma olasılığından %0,17 oranında daha düşüktür. Bununla birlikte, hane reisinin üniversite mezunu olması konut sahibi olma olasılığını yaklaşık olarak %0.04 oranında azaltmaktadır. Son olarak, hane reisinin evli olması konut sahibi olma olasılığını %0.06, nitelik gerektiren bir meslekte çalışıyor olması ise %0.044 oranında arttırmaktadır.

Tablo 1*: Marjinal Etkiler*

Değişkenler	Marjinal Etkiler
cinsiyet	**-0.026**
	(0.020)
Yas	**0.0123*** **
	(0.000361)
medenidr	**0.027*** **
	(0.00957)
cal_sekli	**-0.071*** **
	(0.0121)
efb_oecd	**0.050*** **
	(0.00714)
kirkntkd	**-0.170*** **
	(0.0103)
loggelir	**0.131*** **
	(0.00856)
universite	**-0.041*** **
	(0.0161)

*Not: Parantez içindeki değerler standart hataları ifade etmektedir. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1*

Modelin uyum iyiliğini sınamak amacıyla "sınıflandırma tablosu" oluşturulmuştur. Bu tablo, gözlenen sınıflar ile lojistik regresyon tarafından tahmin edilen sınıfları karşılaştırmaktadır. Söz konusu tahminler Tablo 4'te sunulmaktadır.

Tablo 2*: Lojistik Model Sınıflandırma Tablosu*

	Beklenen Konut Sahipliği		***Doğruluk Yüzdesi***
Gözlenen Konut Sahipliği	4508	1569	74.18%
Var	1113	2276	67.16%
Yok	5621	3845	9466
Toplam	4508	1569	74.18%

Kaynak: (Tarafımızca Hazırlanmıştır.)

Tabloya göre, toplam örneklem (hane) sayısı 9466'dır. Gözlemlenen verilere göre bu hanelerden 5621'i konut sahibidir. Başka bir ifade ile ele alınan hanelerin %59'u (5621/9466) konut sahibiyken; %40,66'sı (3845/9466) konut sahibi değildir. Lojistik modelde 6077 hanenin konut sahibi olduğu, 3389 hanenin ise konut sahibi olmadığı tahmin edilmektedir. Sınıflandırma tablosunun temel amacı bu tahminlerin ne derece doğru olduğunu, gerçek sonuçlarla tutarlı olup olmadığını belirlemektir. Dolayısıyla burada gerçek verilerle tahmin edilen veriler karşılaştırılarak modelin tahmin gücü hakkında bilgi edinilmektedir. Konut sahibi olarak tahmin edilen 6077 haneden, gerçekte 4508'inin konut sahibi olduğu gözlemlenmektedir. Dolayısıyla lojistik model, konut sahibi olma durumunu %74,18 oranında doğru sınıflandırmaktadır;

$$\text{Doğru Sınıflandırma Oranı(Konut Sahibi Olan Haneler} == \frac{4508}{(4508+1569)} * 100 = 74{,}18$$

Bununla birlikte lojistik model, 3389 hanenin konut sahibi olmadığını tahmin etmektedir. Konut sahibi olmadığı tahmin edilen bu hanelerden, gerçekte 2276'sı (%67,16'sı) konut sahibi değildir. Dolayısıyla lojistik model, konut sahibi olmama durumunu %67,16 oranında doğru sınıflandırmaktadır;

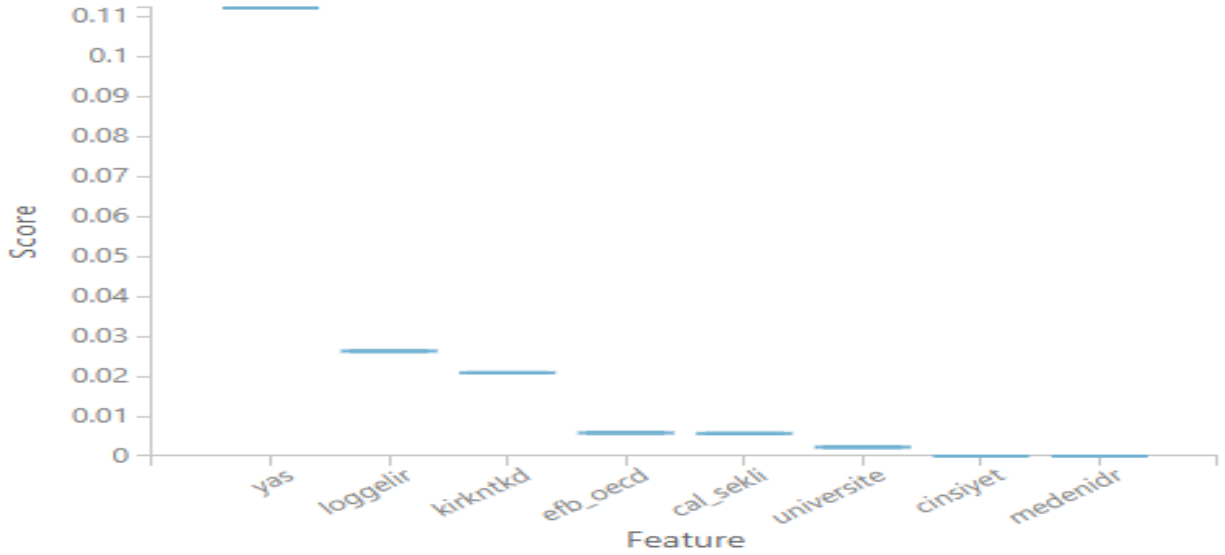
$$\text{Doğru Sınıflandırma(Konut Sahibi Olmayan Haneler)} = \frac{2276}{(2276+1113)} * 100 = 67{,}16$$

Bütünsel olarak değerlendirildiğinde ise lojistik model, konut sahibi olma ve olmama durumunu %71,16 oranında doğru sınıflandırmaktadır;

$$\text{Doğru Sınıflandırma Oranı(Toplam)} = \frac{(4508+2276)}{9466} * 100 = 71{,}16$$

Devam eden bölümde ise konut sahipliği üzerinde etkili olan faktörler DVM algoritmasıyla analiz edilmiştir. Sözkonusu algoritmadan elde edilen sonuçlar aşağıda sunulmuştur. Şekil 3'den yola çıkarak, konut sahipliği üzerinde en yüksek etkiye sahip olan faktörün hane reisinin yaşı olduğu ifade edilebilir. Bunu takiben gelir, kır-kent yerleşim biçimi, hane büyüklüğü, hane reisinin çalışma şekli, üniversite mezuniyeti, cinsiyeti ve medeni durumu konut sahipliğini etkileyen diğer faktörlerdir. Ek Tablo 3'de DVM algoritmasından elde edilen katsayılar yer almaktadır.

Şekil 3: *Konut Sahipliğini Etkileyen Faktörler (Karar Ağacı Algoritması)*



DVM'nin uyum iyiliğini sınamak ve logit modelle karşılaştırmak amacıyla oluşturulan sınıflandırma tablosu aşağıda verilmektedir.

Tablo 3: *Konut Sahipliği Modeline İlişkin Sınıflandırma Tablosu (DVM)*

	Beklenen Konut Sahipliği		***Doğruluk Yüzdesi***
Gözlenen Konut Sahipliği	Var	Yok	
Var	905	309	74,5%
Yok	199	480	70,6%
Toplam	1104	789	

Tabloya göre, DVM algoritması kullanılarak yapılan sınıflandırmanın konut sahibi olma durumunu doğru tahmin etme oranı yaklaşık %74.5, olmama durumu ise %70,6 oranında doğru sınıflandırılmıştır;

$$\text{Doğru Sınıflandırma Oranı(Konut Sahibi Olan Haneler)} = \frac{905}{(905+309)} * 100 = 74{,}5$$

$$\text{Doğru Sınıflandırma Oranı(Konut Sahibi Olmayan Haneler)} = \frac{480}{(480+109)} * 100 = 70{,}5$$

Son olarak, bütünsel bir değerlendirme yapıldığında DVM'nin doğru sınıflandırma oranı yaklaşık olarak %73,2'dir;

$$\text{Doğru Sınıflandırma Oranı(Toplam)} = \frac{(905+480)}{1893} * 100 = 73{,}2$$

Her iki yaklaşımı karşılaştırmalı olarak değerlendirecek olursak, DVM'nin doğru sınıflandırma oranı Lojistik modele göre daha yüksektir. DVM, konut sahibi olma durumunu %74,5 oranında, konut sahibi olmama durumunu ise %70,6 oranında doğru tahmin etmektedir. Toplamda ise

DVM'nin doğru sınıflandırma oranı Lojistik modele göre yaklaşık olarak %2 oranında daha yüksektir (%73,2-%71,16=%2,04).

6. Sonuç

Çalışmada, "Nitel tercih modelleri" çerçevesinde hane halkının konut sahibi olma durumu; hane geliri, kır-kent yerleşim biçimi, hane büyüklüğü, hane reisinin çalışma şekli, üniversite mezuniyeti, cinsiyeti ve medeni durumuna ilişkin değişkenler yardımıyla açıklanmaktadır. Bu yaklaşım çerçevesinde, ilk olarak geleneksel logit regresyon kullanılmış sonrasında elde edilen sonuçlar DVM algoritmasından elde edilen sonçlarla karşılaştırılmıştır. Logit model'e göre hane halkının konut sahibi olma olasılığı üzerinde en yüksek etkiye sahip olan değişken hane halkı geliridir. Konut sahibi olma olasılığı üzerinde pozitif etkiye sahip diğer faktörler ise sırasıyla; hane reisinin medeni durumu, hane halkı büyüklüğü ve hane reisinin yaşıdır. DVM'ye göre ise, konut sahibi olma olasılığı üzerinde en yüksek etkiye sahip olan değişken hane reisinin yaşıdır. Bunu sırasıyla gelir, kır-kent yerleşim biçimi, hane büyüklüğü, hane reisinin çalışma şekli, üniversite mezunu olup olmaması, cinsiyeti ve medeni durumu takip etmektedir. Her iki yaklaşımdan elde edilen sonuçlar, uyum iyiliği/tahmin gücü açısından karşılaştırıldığında DVM yönteminin konut sahibi olma ve olmama olasılıklarının her ikisinde de daha iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Kaynakça

Aldrich, J. H., Nelson, F. D., & Adler, E. S. (1984). *Linear probability, logit, and probit models* (No. 45). Sage.

Aydın, Ü., & Ağan, B. (2016). Rasyonel olmayan kararların finansal yatırım tercihleri üzerindeki etkisi: Davranışsal finans çerçevesinde bir uygulama. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, *12*(2), 95-112.

Aydın, S. (2003). *Türkiye'de konut sorununun ekonomik boyutları*. Yayınlanmamış doktora tezi, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.

Ayhan, S., & Erdoğmuş, Ş. (2014). Destek vektör makineleriyle sınıflandırma problemlerinin çözümü için çekirdek fonksiyonu seçimi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, *9*(1), 175-201

Bon, R. (1992). The future of ınternational construction: Secular patterns of growth and decline. *Habitat International, 16*(3), 119-128.

Carliner, G. (1973). Income elasticity of housing demand. *The Review of Economics and Statistics, 55(4),* 528-532.

Clark, W. A. V., Deurloo, M. C., & Dieleman, F. M. (2003). Housing careers in the United States, 1968-93: Modelling the sequencing of housing states. *Urban Studies, 40*(1), 143–160.

Ermisch, J. F., Findlay, J., & Gibb, K. (1996). The price elasticity of housing demand in Britain: Issues of sample selection. *Journal of Housing Economics, 5(1),* 64–86.

Fair, R. C., & Jaffee, D. M. (1972). The implications of the proposals of the Hunt Commission for the mortgage and housing markets: An empirical study. In *Conference Series* (No. 8).

Foody, G. M., & Mathur, A. (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, *42*(6), 1335-1343.

Giang, D. T. H., & Sui Pheng, L. (2011). Role of construction in economic development: Review of key concepts in the past 40 years. *Habitat International, 35*(2), 118-125.

Goodchild, B. (2001). Applying theories of social communication to housing law: Towards a workable framework. *Housing Studies*, *16*(1), 75-95.

Green, R. K., & Hendershott, P. H. (2001). Home-ownership and unemployment in the U.S. *Urban Studies*, *38*(9), 75-98.

Gunn, S. R. (1998). Support vector machines for classification and regression. *ISIS technical report*, *14*(1), 5-16.

Gül, Z. B., & Çakaloğlu, M. (2017). İnşaat sektörünün dinamikleri: Türkiye için 2000-2014 girdi-çıktı analizi. *Akdeniz Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, *17*(36), 130-155.

Güriş, S., Çağlayan, E., & Ün, T. (2011). Estimating of probability of homeownership in rural and urban areas: Logit, probit and gompit model. *European Journal of Social Sciences*, *21*(3), 405-411.

GYODER Gösterge, Türkiye Gayrimenkul Sektörü 2018 1. Çeyrek Raporu, Sayı 12, 21 Mayıs 2018 http://www.gyoder.org.tr/yayinlar/gyoder-gosterge , Erişim Tarihi: 27.06.2018.

GYODER Gösterge, Türkiye Gayrimenkul Sektörü 4. Çeyrek 2016 Raporu, Sayı 7, 20 Şubat 2017, http://www.gyoder.org.tr/yayinlar/ceyrek-donemle, Erişim Tarihi: 16.08.2017

Halicioglu, F. (2007). The demand for new housing in Turkey: An application of ARDL model. *Global Business and Economics Review*, *9*(1), 62-74.

Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.

Jin, Y., & Zeng, Z. (2007). Real estate and optimal public policy in a credit-constrained economy. *Journal of Housing Economics*, *16*(2), 143-166.

Kendig, H. L. (1984). Housing careers, life cycle and residential mobility: Implications for the housing market. *Urban Studies*, *21*(3), 271-283.

Lebe, F., & Akbaş, Y. E. (2014). Türkiye'nin konut talebinin analizi: 1970-2011. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, *28*(1),57-83.

Lebe, F., & Yiğit, B. (2009). Analysis of the short and long run housing demand in Turkey. In *The 7th International Symposium of The Romanian Regional Science Association* (pp. 12-13).

Lewis, T. M. (2008). Quantifying the GDP–construction relationship. In *Economics for the modern built environment* (pp. 54-79). Routledge.

Liao, T. F. (1994). *Interpreting probability models: Logit, probit, and other generalized linear models* (No. 101). Sage.

Mayer, C. J., & Somerville, C. T. (2000). Residential construction: Using the urban growth model to estimate housing supply. *Journal of Urban Economics*, *48*(1), 85-109.

McDonald, J. F. (1979). An empirical test of a theory of the urban housing market. *Urban Studies*, *16*(3), 291-297.

Melvin, J. (2005). Value: Culture and commerce. *The Architectural Review*, *218*(1302), 87-94.

Miron, J. R. (1995). Private rental housing: The Canadian experience. *Urban Studies*, *32*(3), 579-604.

Nitze, I., Schulthess, U., & Asche, H. (2012). Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for

supervised crop type classification. *Proceedings of the 4th GEOBIA, Rio de Janeiro, Brazil*, *79*, 3540.

Özdemir, A. K., Tolun, S. & Demirci, E. (2011). Endeks getirisi yönünün ikili sınıflandırma yöntemiyle tahmin edilmesi: IMKB-100 endeksi örneği. *Niğde Üniversitesi İİBF Dergisi*, *4*(2), 45-59.

Öztürk, N., & Fitöz, E. (2012). Türkiye'de konut piyasasının belirleyicileri: Ampirik bir uygulama. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, *5*(10), 21-46.

Painter, G., & Redfearn, C. L. (2002). The role of interest rates in influencing long-run homeownership rates. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, *25*(2-3), 243-267.

Pampel, F. C. (2000). *Logistic regression: A primer*. Sage.

Rapoport, A. (2000). Theory, culture and housing. *Housing, Theory and Society*, *17*(4), 145-165.

Rosen, H. S. (1979). Housing decisions and the US income tax: An econometric analysis. *Journal of Public Economics*, *11*(1), 1-23.

Settles, B. H. (2001). Being at home in a global society: A model for families' mobility and immigration decisions. *Journal of Comparative Family Studies*, 627-645.

Strassmann, W. P. (1970). The construction sector in economic development. *Scottish Journal of Political Economy*, *17*(3), 391-409.

Tan, W. (2002). Construction and economic development in selected LDCs: Past, present and future. *Construction Management & Economics*, *20*(7), 593-599.

TÜİK, Hanehalkı Tüketim Harcaması 2016, Sayı: 24576, 28 Temmuz 2017, http://www.tuik.gov.tr/PreHaberBultenleri.do?id=24576, Erişim Tarihi: 16.08.2017.

Uysal, D., & Yiğit, M. (2016). Türkiye'de konut talebinin belirleyicileri (1970-2015): Ampirik bir çalışma. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksek Okulu Dergisi*, *19*(1), 185-209.

Ustuner, M., Sanli, F. B., & Dixon, B. (2015). Application of support vector machines for landuse classification using high-resolution RapidEye images: A sensitivity analysis. *European Journal of Remote Sensing*, *48*(1), 403-422.

Verplancke, T., Van Looy, S., Benoit, D., Vansteelandt, S., Depuydt, P., De Turck, F., & Decruyenaere, J. (2008). Support vector machine versus logistic regression modeling for prediction of hospital mortality in critically ill patients with haematological malignancies. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *8*(1), 56.

Verschaffel, B. (2002). The meanings of domesticity. *The Journal of Architecture*, *7*(3), 287-296.

Westreich, D., Lessler, J., & Funk, M. J. (2010). Propensity score estimation: Neural networks, support vector machines, decision trees (CART), and meta-classifiers as alternatives to logistic regression. *Journal of Clinical Epidemiology*, *63*(8), 826-833.

EKLER

Ek Tablo 1*: Tanımlayıcı İsatistikler (N=9134)*

Değişken	Ortalama	Std. E.	Min	Max
Mulkiyet	0.539	0.498	0	1
Yas	43.84	11.27	21	86
Medeni Durum	0.924	0.264	0	1
Meslek	0.901	0.297	0	1
Çalışma şekli	0.943	0.231	0	1
Hanehalkı büy.	3.89	1.83	1	20
Kır-Kent	0.692	0.454	0	1
Üniversite	0.144	0.351	0	1
Log-Gelir	10.26	0.588	9.21	13.58
Log-Sure	2.17	1.066	0	4.24

Not: Tarafımızca hazırlanmıştır.

Ek Tablo 2*: Konut Sahipliğine İlişkin Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları*

	mulkiyet
cinsiyet	-0.142 (-1.33)
yas	0.0653*** (28.45)
medenidr	0.145** (2.84)
cal_sekli	-0.379*** (-5.83)
efb_oecd	0.271*** (7.06)
kirkntkd	-0.906*** (-15.73)
loggelir	0.697*** (14.67)
universite	-0.222** (-2.58)
_cons	-9.556*** (-18.41)
N	9466

Not: Parantez içindeki değerler t istataistiklerini ifade etmektedir.

Ek Tablo 3: *Konut Sahipliğine İlişkin Katsayı Tahminleri (DVM)*

Değişkenler	Marjinal Etkiler
cinsiyet	-0.000
yas	4.989***
medenidr	-0.000***
cal_sekli	-0.69***
efb_oecd	1.898***
kirkntkd	-0.81***
loggelir	2.724***
universite	-0.34***
N	9466

*Not: * p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01*