

ROBUST HEDONİK MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI: BEETLE TÜRKİYE PİYASA FİYATINI ETKİLEYEN FAKTÖRLERİN İNCELENMESİ

**Hasan BULUT¹
Tolga ZAMAN²**

Özet

Bu çalışmanın amacı Türkiye’de “Vosvos” ya da “Kaplumbağa” olarak da adlandırılan Beetle araçların fiyatını etkileyen faktörleri belirlemektir. Beetle özellikle ikinci el piyasasında son model araçlardan daha pahalı olabilmektedir. Aracın tercih edilmesindeki temel etken diğer otomobiller gibi kişisel konfor, güvenlik, uygun fiyat vb. özelliklerden ziyade, tamamen kişisel haz duygusu ve estetik kaygılardır. Bu bakımdan otomobil özel bir hayran kitlesine sahiptir. Beetle araçların fiyatını etkileyen faktörlerin belirlenmesinde hedonik fiyat model yaklaşımı tercih edilmiştir. Çünkü hedonik fiyat modeli kişisel haz duygusunu tatmin etmek için satın alınan heterojen malların fiyatını etkileyen faktörlerin belirlenmesinde kullanılmaktadır. Ancak Türkiye piyasasında bulunan araçların hem yaşları, hem özellikleri hem de restorasyon durumları çok farklı olduğundan fiyatlar arasında büyük farklılıklar vardır. Bu durumun veri setinde aykırı değer sorununa neden olabileceği düşünüldüğünden çalışmada klasik ve robust hedonik fiyat modellerinden yararlanılmıştır. Ayrıca çalışmadan elde edilen sonuçlar ile bir fiyat tahmin robotu oluşturulmuştur. Böylece çalışmanın sonuçlarının teorik olarak başarılı olmasının yanı sıra, günlük hayata ve ekonomiye de katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Robust hedonik fiyat modeli, M tahmin, LTS, LMS, LAD

Comparison of Robust Hedonic Models: Review of Factors Affecting Beetle Turkey Market Price

Abstract

The aim of this study is to determine the factors which affects the price of Beetle vehicles named also “Vosvos” or “Kaplumbağa” (Tortoise) in Turkey. It is also possible for Beetle to be more expensive than the top model cars especially in the spot market. The main reason of fondness of the beetle is entirely related to personal pleasure and aesthetics rather than to features such as personal comfort, security, affordable price etc. like in other cars. In this regard, this car has a special fan base. Hedonic price model approach is used to determine the factors which affects the prices of Beetle model cars. Because hedonic price model is used to determine the factor which affects the prices of heterogeneous goods that are bought to satisfy personal pleasure. However, since the cars in Turkey market are different in the sense of their ages, features and restoration states, there are wide differences among prices of them. The fact that this situation can cause outlier problem in the data set is the reason which we used classical and robust hedonic price model in the study for. Also, the results obtained from the study is used to create a price estimator robot. Therefore, results of the study are not only theoretically successful but also a support to daily life and the economy.

Keywords: Robust hedonic price model, M estimation, LTS, LMS, LAD

¹ Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, hasan.bulut@omu.edu.tr

² Dr. Öğr. Üyesi, Çankırı Karatekin Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Çankırı, tolgazaman@karatekin.edu.tr

GİRİŞ

İnsanlık tarihi çeşitli kırılma noktalarına sahiptir. Bu kırılma noktalarının en önemlilerinden birisi şüphesiz tekerleğin bulunmasıdır. Tekerleğin bulunması insanın yaşantısında büyük kolaylıklar sağlamıştır. Daha sonra motorlu taşıtların geliştirilmesi ile insan gücünün taşıyamayacağı yükler motorlu taşıtların kullanılmasıyla rahatça taşınabilmektedir. Ancak günümüzde motorlu taşıtlar sadece ağır yükleri taşımak ya da hızlı ulaşım için tercih edilmemektedir. Günümüzde özellikle bireysel kullanım için tasarlanmış olan otomobiller ihtiyaçların yanı sıra haz duygusunu tatmin etmek için kullanılmaktadır. Öyle ki artık üretilen otomobiller motor gücü, yakıt tüketimi vb. performans dayalı göstergelerin yanı sıra tüketiciye haz duygusunu yaşatacak konfor özelliklerine göre tercih edilmektedir. Söz konusu bu özelliklere ilave olarak Beetle gibi bazı otomobiller özel bir hayran kitlesine sahip olabilmektedirler. Üretimine 1938 yılında başlanan ve dünyada 25 milyondan fazla satan, kısaca yaşayan bir efsane olan Beetle, dünyanın geri kalanında olduğu gibi Türkiye’de de özel bir hayran kitlesine sahiptir. Bu nedenle ikinci el piyasasında sıfır bir aracın fiyatından daha pahalı fiyatlara satılabilmektedir. Elbette aracın pahalı olmasının nedeni motor gücü, güvenlik, kişisel konfor vb. nedenler yerine kişisel haz duygusudur. Tüm bu durumlar söz konusu otomobillerin oldukça heterojen özelliklere sahip olmasına neden olmaktadır. Bu şekilde heterojen olan malların fiyatlarını etkileyen faktörler literatürde hedonik modeller ile incelenmektedir.

Hedonik sözcüğü, mal ve hizmetlerin tüketimi sonrası ortaya çıkan haz, tatmin, memnuniyet ya da fayda anlamına gelmektedir. Hedonik fiyat ise kişinin memnuniyeti için ödemeyi göze aldığı miktardır (Çetintahra ve Çubukçu, 2012). Hedonik modelleme genellikle gayrimenkul fiyatlarındaki değişimi etkileyen faktörleri tespit etmek için kullanılmıştır. Bu amaçla yapılan ilk çalışma Ridker ve Henning (1967) tarafından yürütülmüştür. 167 gözlemin ele alındığı çalışmada hava kirliliğinin konut fiyatlarına etkisi incelenmiş ve konut fiyatlarına etkisi olan faktörler doğrusal model kullanılarak tespit edilmiştir. Kain ve Quigley (1970) kiracıları da dahil ettikleri çalışmalarında doğrusal modelin yanı sıra yarı logaritmik modelleri de kullanmışlardır. Çalışma ile konutun fiziksel özelliklerine göre (oda sayısı, banyo sayısı vb.) hizmet kalitesinin fiyat üzerinde daha etkin olduğunu göstermişlerdir.

Türkiye’de hedonik fiyat modeli ile ilgili çalışmalar genellikle konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi amacıyla yapılmıştır. Söz konusu çalışmalardan bazılarında Kördiş ve arkadaşları (2014) Antalya, Yayar ve Gül (2014) Mersin, Daşkiran (2015) Denizli, Bulut ve arkadaşları (2015) ise Samsun ilindeki konutların fiyatını etkileyen faktörleri hedonik fiyat modeli ile belirlemişlerdir.

Otomobil fiyatları ile ilgili de pek çok hedonik model çalışması vardır. Arguea ve ark. (1994) İngiltere’deki otomobil talebi için piyasa verilerini

kullanarak tüketici tercihlerinin tahminini etkileyen karakteristikleri incelemişler ve otomobil fiyatı üzerinde beygir gücü, bagaj hacmi ve yakıt etkinliğinin fiyatı arttırıcı etkisi olduğunu belirtmişlerdir. Reis ve Silva (2002)'de Portekiz'de 1997-2001 yılları arasındaki yeni binek arabalarının kalite değişim etkilerini araştırmak için hedonik fiyat endeksine ait modellemeleri kullanmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre; aracın dizel yakıt tipine, yüksek motor silindir hacmine, yüksek maksimum hıza, spor ya da kabriyo kasa tipine, sunroofa ve yüksek yakıt tüketim etkinliğine sahip olmasının fiyat üzerinde pozitif katkısı olduğunu belirtmişlerdir. Matas ve Raymond (2006)'da 1981-2005 yılları arasında İspanya otomobil pazar araştırması amacıyla araçların fiyatlarını etkileyen faktörleri belirlemeye çalışmışlar ve fiyatı arttırıcı faktörler olarak sunuş rahatlığı, hacim, güvenlik, konfor ve aracın performansı olduğunu ifade etmişlerdir. Beer (2007) çalışmasında İsviçre'de ikinci el arabalara ait hedonik fiyat endeksinin yeniden örnekleme yöntemlerinden biri olan bootstrap yöntemi ile incelemiştir. Irimia (2011) çalışmasında, 1990'larda İspanya otomobil market araştırması uygulamasında yaş etkileri, gözlenmeyen karakteristikler ve alternatif kaliteli-düzeltilmiş fiyat endekslerini karşılaştırmıştır. Türkiye'de otomobil fiyatlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi amacıyla yapılmış çalışmalardan bu makaleyle benzerliğe sahip olanlar ise Ecer (2013) ile Daştan (2016) tarafından ikinci el araç fiyatlarını etkileyen faktörlerin belirlendiği ve Çiçek ve Kıymık (2015) tarafından binek otomobil fiyatlarına etki eden faktörlerin belirlendiği çalışmalardır. Buna göre, Ecer (2013) yapmış olduğu çalışmanın sonuçlarına göre aracın fiyatı üzerinde etkisi olan faktörler olarak motor hacmi, km, yaş, yakıt tipi, araba markası ve modeli değişkenlerini tespit etmiştir. Daştan (2016) tarafından gerçekleştirilen çalışmada ise, otomobil fiyatı üzerinde araba markası, km, model, değişen parça sayısı, hava yastığı, soğutmalı torpido, ısıtmalı direksiyon simidi faktörlerinin etkisi olduğunu belirtmiştir.

Hedonik fiyat modelleme ile ilgili pek çok çalışma olmasına rağmen, veri setinde aykırı değer olup-olmadığı genellikle ihmal edilmiştir. Fakat iyi bilinmektedir ki, aykırı değerli veri setlerinde klasik model yerine robust modeller tercih edilmelidir. Bu durumu dikkate alan çalışmalar az olmakla birlikte literatürde mevcuttur. Bunlardan çalışmamızda yararlandıklarımıza burada yer vermekteyiz. Yoo (2001) Güney Kore'de ev fiyatlarını etkileyen faktörleri belirlemek için robust modelleri kullanmıştır ve çalışmasında modelini aykırı değerlere karşı dayanıklı hale getirebilmek için en küçük mutlak saplamalar (LAD) regresyon yöntemini kullanmıştır. Benzer olarak, Janssen ve arkadaşları (2001) en küçük medyan kareler (LMS) yöntemini kullanarak Stockholm'de 1992-1994 yıllarında satılan konutların fiyatını etkileyen faktörleri belirlemişlerdir. Dehon ve arkadaşları (2006) aykırı değerli veri setlerinde robust hedonik modelin kullanılması gerektiğini gösteren orijinal bir çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında Harry Potter oyun kartlarının fiyatını etkileyen faktörleri LTS ve M-genelleştirilmiş M (M-GM) yöntemleri ile belirlemişlerdir.

Bu çalışmanın asıl amacı dünyada 25 milyondan fazla satılan ve dünyanın en çok satan aracı olan Volkswagen Beetle'nin Türkiye ikinci el piyasasındaki fiyatını etkileyen faktörlerin hedonik fiyat modeli ile belirlenmesidir. Fakat ülkemizde yapılan diğer çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada veri setindeki aykırı değerlerden etkilenmeyen robust hedonik model yaklaşımı kullanılacaktır. Ayrıca diğer robust hedonik çalışmasının aksine birkaç robust model yerine sekiz farklı model çalışmaya dahil edilmiştir.

I. HEDONİK FİYAT MODELİ

Hedonik fiyat modeli, otomobil fiyatlarını etkileyen faktörlerin tespit edilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Hedonik fiyatlamada temel varsayım tüketicilerin bir malın veya hizmetin kendisinden ziyade, onun sağlamış olduğu özelliklere göre fiyatlandırma yapmasıdır (Kördiş vd,2014). Bu varsayım ile otomobilin fiyatına otomobilin sahip olduğu her bir özelliğin zımni katkısı olduğu kabul edilir ve hedonik fiyat modeli bu zımni katkıyı tahmin etmeye çalışır.

Rosen (1974), bir malı (Z) n tane karakteristiğinin toplamı şeklinde aşağıdaki gibi ifade etmiştir.

$$Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (2.1)$$

Piyasada ilgilenilen mallar heterojen bir yapıya sahip olduklarında bu karakteristikler bakımından farklı kombinasyonlar olacaktır. Tüketici kendi değerlendirmesine göre en uygun malı almak isteyecektir. Elbette her malın bir piyasa fiyatı olacaktır ve bu durum Z vektörünün sabitlenmiş değeri ile ilişkilidir. Bu nedenle malın piyasa fiyatı ile karakteristikleri arasında bir fonksiyon olup Eşitlik 2.2'de verildiği gibi ifade edilir.

$$P(Z) = P(Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (2.2)$$

Burada P bir malın fiyatı, Z ise o malın karakteristik vektörüdür. Bu fonksiyon heterojen malların fiyatlarının karşılaştırılması sonucu elde edilen hedonik fiyat regresyon eşitliğidir (Bulut vd., 2015).

Hedonik fiyat regresyon modeli sayesinde otomobilin sahip olduğu her bir özelliğın toplam fiyata katkısı araştırılabilir. Eğer kullanılan model logaritmik bir model ise elde edilen katsayılar esneklik katsayısı olarak adlandırılır ve diğer tüm özellikler sabit iken katsayının ilgili olduğu özelliğın otomobil fiyatını yüzde ne kadar arttırdığı/azalttığı bilgisini arařtırmacıya verir (Dařkıran, 2015).

Eşitlik 2.2 otomobilin fiyatı ile özellikleri arasında fonksiyonel bir ilişki olduğunu ifade etmektedir. Hedonik fiyat modellemesinde amaç bu fonksiyonel ilişkiyi en iyi şekilde ifade edecek modeli tespit etmektir. Literatürde hedonik fiyat regresyon modeli denildiğinde 4 farklı model yapısı karşımıza çıkmaktadır. Bu modeller;

- Doğrusal model
- Tam logaritmik model

- Doğrusal Logaritmik Model (Dog – Log)
- Logaritmik Doğrusal model (Log – Dog)

şeklinde ifade edilebilir.

Doğrusal model bağımlı değişken olan otomobil fiyatı ile, bu otomobil fiyatı üzerinde etkisi araştırılacak bağımsız değişkenlerin doğrusal olduğu modeli ifade etmekte olup, Eşitlik 2.3 ile ifade edilmektedir.

$$P = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (2.3)$$

Tam logaritmik model ise otomobil fiyatı ve özelliklerinin logaritmasına dayanmaktadır. Eşitlik 2.3'te ifade edilen modelde bağımlı ve bağımsız değişkenlerin logaritmaları alındığında Tam logaritmik modele ulaşılmaktadır. Söz konusu model Eşitlik 2.4'te ifade edilmektedir.

$$\ln(P) = \alpha + \beta_1 \ln(X_1) + \beta_2 \ln(X_2) + \dots + \beta_n \ln(X_n) + \varepsilon \quad (2.4)$$

Doğrusal-Logaritmik model (Dog-Log) ise bağımlı değişkenin doğrusal, bağımsız değişkenlerin logaritmik olduğu modeli ifade etmekte olup Eşitlik 2.5'te gösterilmiştir.

$$P = \alpha + \beta_1 \ln(X_1) + \beta_2 \ln(X_2) + \dots + \beta_n \ln(X_n) + \varepsilon \quad (2.5)$$

Bu modelle, bağımsız değişkende (otomobile ait özelliklerde) meydana gelen yüzde birlik değişimin, bağımlı değişkende (otomobilin fiyatında) meydana getirdiği mutlak değişim miktarı belirlenmektedir.

Son olarak Logaritmik-Doğrusal model (Log-Dog) isminden de anlaşılacağı üzere bağımlı değişkenin logaritmik ve bağımsız değişkenlerin ise doğrusal olduğu ve Eşitlik 2.6'daki modeldir.

$$\ln(P) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (2.6)$$

Bu modelle, bağımsız değişkenlerde (otomobile ait özelliklerde) meydana gelen mutlak değişimin, bağımlı değişkende (otomobilin fiyatında) meydana getirdiği yüzde değişimler belirlenmektedir.

Otomobil için bazı değişkenler nicel olarak ölçülememekte, varlıkları ancak var/yok, evet/hayır vb. ifadelerle değerlendirilebilmektedir. Bu tür otomobil özellikleri modele ancak kukla değişkenlerle eklenebilmektedir. Modelde kukla değişken olduğunda logaritmik doğrusal model Eşitlik 2.7'de ifade edildiği gibidir.

$$Y = \ln(P) = \alpha + \sum b_i X_i + \sum c_j D_j \quad (2.7)$$

Burada Y bağımlı değişkeni, X_i nicel bağımsız değişkenleri ve D_j ise kukla değişkenleri ifade etmektedir (Kaya, 2012).

Fakat uygulamada aykırı değer içeren bir veri seti ile çalışıldığında En Küçük Kareler (EKK) yöntemi ile Eşitlik (2.3-2.7) modellerindeki parametrelerin tahmini bu değerlerden etkilenecektir. Bu nedenle öncelikle veri setinde aykırı değer olup-olmadığı incelenmeli ve eğer aykırı değer tespit edilirse bu değerlerden etkilenmeyen robust hedonik regresyon yöntemleri ile model parametreleri tahmin edilmelidir (Bourassa vd, 2016). Bu çalışmada kullanılan robust regresyon

yöntemleri Bölüm 3'te tanıtılmıştır.

II. ROBUST REGRESYON YÖNTEMLERİ

Regresyon analizinde EKK tahmin edicileri veri setindeki aykırı gözlemlere uyma eğilimi gösterirler. Bu nedenle veri setinde aykırı değer olduğunda güvenilir sonuçlar vermezler. Literatürde en küçük karelere alternatif olarak sunulmuş ve aykırı değerlerden etkilenmeyen pek çok yöntem vardır. Bu yöntemler Robust Regresyon yöntemler olarak adlandırılır ve bunlardan bazıları bu bölümde tanıtılmıştır.

Çoklu regresyonda en sık kullanılan model seçim kriterleri düzeltilmiş belirtme katsayısı ve standart hatadır (SH). Ancak robust yöntemlerde belirtme katsayılarının hesaplanışları farklı olduğundan bu çalışmaya dahil edilmemiştir. Ayrıca standart hatanın da aykırı değerlerden oldukça etkilendiği ve güvenilir sonuçlar vermediği iyi bilinmektedir. Bunun yerine standart hatanın robust alternatifi olan medyan etrafındaki mutlak sapmaların medyanı (MAD) ve ortalama etrafında mutlak sapma (OMS) model seçim kriteri olarak kullanılmıştır. Söz konusu değerlerin hesaplanışları Eşitlik 3.1-3.3 ile verilmiş olup,

$$SH = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n e_i^2\right) / (n - k)} \quad (3.1)$$

$$MAD = \text{med}|e_i - \text{med}(e_i)| \quad (3.2)$$

$$OMS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (3.3)$$

burada n gözlem sayısı, k parametre sayısı, e_i i.nci gözleme ait artık değeri ve med serinin medianını ifade etmektedir.

A. EN KÜÇÜK MUTLAK SAPMALAR YÖNTEMİ (LAD, L1)

EKK yöntemi, regresyon model tahmin edicilerinin hata kareler toplamını en küçük yapacak şekilde hesaplanır (Genceli, 2001). Doğrusal regresyon modeli $Y = X\beta + \varepsilon$ şeklindedir. EKK yönteminde amaç fonksiyonu olan hata teriminin kareleri toplamını minimum yapacak β vektörünü aramaktır. Minimum yapılacak fonksiyon Eşitlik 3.4'de verildiği gibidir.

$$\min \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad (3.4)$$

En küçük kareler tekniğine alternatif olarak, En küçük mutlak sapmalar regresyonu (Lad, L_1) 1757'de Boscovich tarafından önerilmiştir. Daha sonra 1887'de Edgeworth tarafından geliştirilmiştir. Lad regresyonu robust regresyon yöntemleri için ilk adımdır (Noo ve Mohammad, 2013). En Küçük Mutlak Sapmalar Yöntemi ise, mutlak hatalar toplamını minimize eden bir yöntemdir ve aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\min \sum_{i=1}^n |\varepsilon_i| \quad (3.5)$$

L_1 yöntemi EKK yönteminde Y-yönündeki aykırılığı azaltmak için geliştirilmiştir. Y yönündeki aykırılıklar Lad tekniği üzerinde çok az etkiye sahiptir. Fakat X yönündeki aykırılık için tıpkı EKK yöntemi gibi savunmasızdır. Aslında LAD tahmininin kırılma noktası düşüktür. Bu oran $\frac{1}{n}$ ya da % 0' dır.

LAD yöntemine ait hesaplamalar R programlama dilindeki quantreg paketinden yararlanılarak yapılmıştır (Koenker, 2016).

B. EN KÜÇÜK ORTANCA KARELER YÖNTEMİ (LMS)

En küçük ortanca kareler yöntemi, aykırı değerlerin ortaya çıkarılması için kullanılan robust bir yöntemdir. Rousseeuw tarafından önerilmiş ve Rousseeuw ve Leroy tarafından geliştirilmiştir. Yöntem, hata kareler toplamı yerine hata karelerin ortancasını en küçükleme fikrine dayanır. En küçüklenecek fonksiyon;

$$\text{Enk } median(\varepsilon_i^2) \quad (3.6)$$

biçiminde verilir (Rousseeuw and Leroy, 1987).

Bu tahmin edici hem x hem de y yönündeki aykırı değerlere karşı sağlamdır. Bozulma noktası 0,5'dir ve bu noktada mümkün en yüksek bozulma noktasına sahiptir (Rousseeuw and Leroy, 1987).

En Küçük Ortanca Kareler Yöntemi için regresyon doğrusu belirlenmesinde aşağıdaki aşamalar izlenir:

- i. Tüm nokta çiftleri için regresyon katsayı değerleri hesaplanır.

- ii. Hesaplanan her bir regresyon parametre değeri için n tane gözlem çiftine sahip hata terimleri elde edilir ve hesaplanan bu hata terimlerinin kareleri alınarak ortancası bulunur.
- iii. Bulunan ortanca kare değerlerinin içerisindeki en küçük ortanca kare değerine karşılık gelen regresyon tahmin değerleri alınır ve işlem sonlandırılır (Rousseeuw and Leroy, 1987).

Bu çalışmada LMS yöntemine ait hesaplamalar R programlama dilindeki MASS paketinden yararlanılarak yapılmıştır (Venables and Ripley, 2002).

C. BUDANMIŞ EN KÜÇÜK KARELER TEKNİĞİ (LTS)

Budanmış en küçük kareler tekniğinde öncelikle kareleri alınan hata terimleri, küçükten büyüğe doğru sıralanır. Daha sonra sıralanan hata terimlerinin ilk l tanesinin toplamı alınır ve

$$\min \sum_{i=1}^l (\varepsilon_i)^2 \quad (3.7)$$

eşitliği minimize edilir. Burada, $l = \frac{n}{2} + 1$ şeklinde alınır. Burada n gözlem sayısını göstermektedir. LTS yönteminde parametre tahmini yapılırken ilk l adet hata terimi kullanılıyor olmasına karşın LMS yönteminde hata terimlerinin tümü kullanılır (Li, 2004).

Nevitt ve Tam (1998) tarafından LTS yöntemine ait bir diğer parametre tahmin tekniği şöyle tanımlanmıştır. Burada hata terimlerinin kareleri (ε_i^2) değerleri hesaplanarak küçükten büyüğe doğru sıralanır. Hata terimlerinin küçükten büyüğe doğru sıralanmasından sonra $0 < \alpha < 0.5$ olması şartıyla hata terimlerinin değerlerine ait en büyük αn değeri silinerek geriye kalan gözlem değerleri için EKK yöntemi tahmini mantığına dayanmaktadır. Uygulamalarda α , 0.05 ya da 0.1 olarak seçildiği görülmektedir (Nevitt ve Tam, 1998).

Öncelikli olarak EKK yöntemi kullanılarak hesaplanan büyük değerli hata terimlerine ait gözlemler veri kümesinden atılır. Daha sonra kalan verilerle regresyon katsayılarının tahmini EKK yöntemi ile hesaplanır (Nevitt and Tam, 1998).

Bu çalışmada LMS yönteminde olduğu gibi LTS yöntemine ait hesaplamalar da R programlama dilindeki MASS paketinden yararlanılarak yapılmıştır (Venables and Ripley, 2002).

D. M- KESTİRİCİLERİ

Literatürde yaygın olarak kullanılan Huber, Hampel ve Tukey M yöntemleri bu bölümde incelenecektir. Hata terimlerinin ana kütle için normallik varsayımı sağlanmadığı durumlarda EKK tekniğine alternatif olarak M-Tahmin Edicileri geliştirilmiştir (Ergül, 2006). M yöntemlerine ait tüm hesaplamalar R programlama dilindeki robust paketinden yararlanılarak yapılmıştır (Wang et al.,2014).

1. Huber – M tahmini fonksiyonu

Huber (1973), M-tahmin edicileri olarak bilinen bir tahmin edici sınıfı önermiştir (Huber,1973). Bu tahmin yöntemi, artıkların kareleri (e_i) yerine, artıkların başka bir fonksiyonunu en küçükleme fikrine dayanmaktadır. M- tahmin edicileri y yönündeki aykırı değerlere karşı sağlamdır.

M- tahmin edicisinin amaç fonksiyonu,

$$\min \sum_{i=1}^n \rho(e_i) \quad (3.8)$$

şeklinde verilir ve artıkların simetrik bir fonksiyonudur. $\rho(-t) = \rho(t)$ ve sıfır noktasında en küçük değerini alır (Çetinkavruk,2011). Burada $e_i = y_i - \beta x_i$ 'dir. $\min \sum_{i=1}^n \rho(e_i)$ fonksiyonunun en küçüklenebilmesi için β_j 'ye göre ρ 'nun birinci kısmi türevleri ($\varphi = \rho'$) sıfıra eşitlenirse,

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \varphi(e_i) = \sum_{i=1}^n x_i' \varphi(y_i - \beta x_i') = 0 \quad (3.9)$$

şeklinde elde edilir. Genel olarak ρ türev fonksiyonu doğrusal değildir ve iteratif yöntemlerle çözülür (Toka vd.,2011). ρ aşağıdaki özellikleri takip eder;

- $\rho(e) \geq 0$
- $\rho(0) = 0$
- $\rho(e) = \rho(-e)$
- $|e_i| > |e_i'|$ için $\rho(e_i) \geq \rho(e_i')$
-

Örneğin, EKK tahmini için; $\rho(e_i) = e_i^2$ 'dir (Fox,2012). Eğer ρ konveks ise Eşitlik 3.8 ve 3.9 eşitliklerinin çözümü aynıdır, değilse Eşitlik 3.9'un en iyi çözümün elde edilmesinde problemler çıkabilir (Çetin ve Orsoy, 2001). Burada, e_i 'lerin $E[\varphi(e_i)] = 0$ olacak biçimde bağımsız ve özdeş dağılımlı oldukları varsayılmaktadır (Huber,1981). Huber'in ρ fonksiyonu,

$$\rho(e) = \begin{cases} \frac{e^2}{2}, & |e| \leq k \\ k|e| - \frac{k^2}{2}, & |e| > k \end{cases} \quad (3.10)$$

biçiminde tanımlanmıştır. Bu fonksiyonun türevi,

$$\varphi(y) = \begin{cases} e, & |e| \leq k \\ k \operatorname{sgn}(e), & |e| > k \end{cases} \quad (3.11)$$

Fonksiyonunu vermektedir. Burada $\operatorname{sgn}(\cdot)$ işaret fonksiyonu olup,

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} -1, & e < k \\ 0, & e = k \\ 1, & e > k \end{cases} \text{ şeklinde ifade edilir. Huber 'in tahmin edicisi}$$

için, $k = 1.345$ olup, sabit bir değerdir (Fox, 2012).

2. Hampel-M tahmini fonksiyonu

Hampel (1971) tarafından ileri sürülen fonksiyon,

$$\rho(y) = \begin{cases} \frac{y^2}{2}, & 0 < |y| < a \\ a|y| - \frac{y^2}{2}, & a < |y| \leq b \\ \frac{-a}{2(c-b)}(c-y)^2 + \frac{a}{2}(b+c-a), & b < |y| \leq c \\ \frac{a}{2}(b+c-a), & c < |y| \end{cases} \quad (3.12)$$

şeklindedir (Hampel,1971). Burada $a = 1.7, b = 3.4$ ve $c = 8.5$ 'dir.

3. Tukey-M tahmini fonksiyonu

Tukey (1970) tarafından öne sürülmüş olup,

$$\rho(y) = \begin{cases} \frac{1}{6} \left(1 - \left(1 - \left(\frac{y}{k} \right)^2 \right)^3 \right), & |y| \leq k \\ \frac{1}{6}, & |y| > k \end{cases} \quad (3.13)$$

biçimindedir. Burada $k = 5$ veya $k = 6$ 'dır.

M regresyon tekniği x- yönündeki aykırı gözlem değerlerine karşı duyarlıdır. X-gözlem değerleri etkisi altında kalmaktadır. M- Regresyon tekniği hata terimleri normalden L_1 tekniğinden daha iyi sonuç verir (Ergül, 2006).

E. MM TAHMİN YÖNTEMİ

Yohai tarafından istatistiksel etkinliğin yüksek ve yüksek bozulma noktasına sahip bir yöntem olarak önerilmiştir (Yohai,1987). MM tahmin yöntemi aşağıdaki şekilde aktarılır;

1. Aşama: Yüksek bozulma noktasına sahip (mümkünse 0.5) bir başlangıç tahmini seçilir.

2. Aşama: $e_i(T_0) = y_i - T_0'x_i$, $1 \leq i \leq n$ artıkları hesaplanır. Burada T_0 başlangıç tahminini göstermektedir. $s_n = s(e(T_0))$ M ölçek tahmini olmak üzere, $\frac{b}{\alpha} = 0.5$ eşitliğini sağlayan bir b sabiti için,

$$\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n \rho\left(\frac{e_i(\beta)}{s_n}\right) = b \quad (3.14)$$

çözümünden hesaplanır. Burada s_n M ölçek tahmini olmak üzere, $s_n = s(e(T_0))$ şeklinde hesaplanır ve Yohai (1987) tarafından verilen varsayımları sağlayan ρ_0 fonksiyonu kullanılarak $\alpha = \max \rho_0(u)$ şeklinde ifade edilir.

Huber (1981), bu ilk ölçek tahmininin 0.5 bozulma noktasına sahip olması için,

$$\frac{b}{\alpha} = 0.5 \quad (3.15)$$

olması gerektiğini ispatlamıştır (Çetin ve Orsoy,2001). Daha detaylı bilgi için Yohai'nin (1987) çalışması incelenebilir. MM yöntemine ait hesaplamalar R programlama dilindeki robustbase paketinden yararlanılarak yapılmıştır (Rousseeuw et al.,2016).

III. UYGULAMA

Çalışmada kullanılan veriler *Sahibinden.com* (URL-1) internet sitesinde bulunan 300 ilandan derlenmiştir. Kullanılan bağımsız değişkenler ve düzeyleri Tablo 4.1'de verilmiştir. Kullanılan değişkenler incelendiğinde kategorik değişkenlerin söz konusu olduğu ve kukla değişken kullanılması gerektiği görülmektedir. Kukla değişken kullanılırken kategorik değişkenin düzeylerinden bir tanesi referans olarak model dışında tutulur ve düzey sayısının bir eksiği kadar yeni değişken tanımlanır (Gujarati and Porter, 2009).

Şekil 4.1 incelendiğinde, sol üsteki grafik artıkların, tahmini \hat{Y} değerlerine karşı grafiğini göstermektedir. Herhangi bir aykırılık olmaması için noktaların sıfırın etrafındaki hataları temsil eden yatay doğru etrafında rastgele dağılmış olması gerekir. Yani noktaların dağılımında açık bir trende sahip olmaması gerekir. Sol alttaki grafik, hataların normal dağılımlı olup olmadığını gösteren standart Q-Q

grafığıdır. Sağ üstteki grafik standardize artıkların karekökü ile \hat{Y} tahmin değerlerinin grafığını göstermektedir. Yine bu noktalarında açık bir trende sahip olmaması gerekir. Son olarak sağ alttaki grafik, regresyon sonuçlarını değerlendirmede önemli bir ölçüm olan kaldıraç kuvvetini gösterir. Ayrıca regresyonda her bir gözlemin bir diğer önemli ölçümü olan Cook's uzaklığı da gösterilmiştir. Uzaklık 1' den büyük ise şüpheli ve olası aykırı bir gözlem ya da zayıf model var demektir

Tablo 4.1: Kullanılan bağımsız değişkenler ve düzeyleri

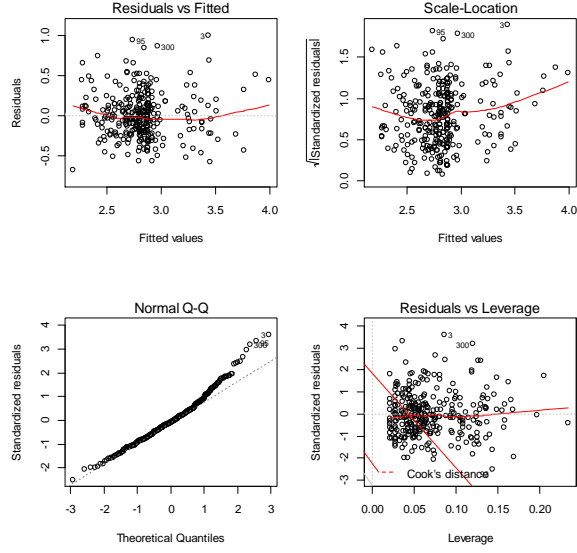
Değişken Adı	Kod	Düzeyleyler
Motor Hacmi	MV	1300*, 1600
Yakıt	Fuel	Benzin*, LPG
Renk	Col	Diğer*, Beyaz, Sarı, Kırmızı, Mavi, Yeşil, Turuncu, Bordo, Koyu Renkler
Kasa Tipi	Type	Kabriyo*, Sedan
Satıcı	Seller	Sahibinden*, Oto Galeri
Restorasyon	Rest	Yok*, Orijinal Var, Modifiye (Aracın fabrika çıkışından farklı restorasyon)
Sunroof	Sun	Yok*, Var
Ön cam	Gl	Bombe*, Düz
Far	Lamp	Normal*, Badem
Torpedo	Torp	Plastik*, Metal
Döşeme	Uph	Kumaş*, Deri
Yaş		Nicel Değişken

* *İlgili değişken düzeyleri kontrol amacıyla model dışında kalmıştır.*

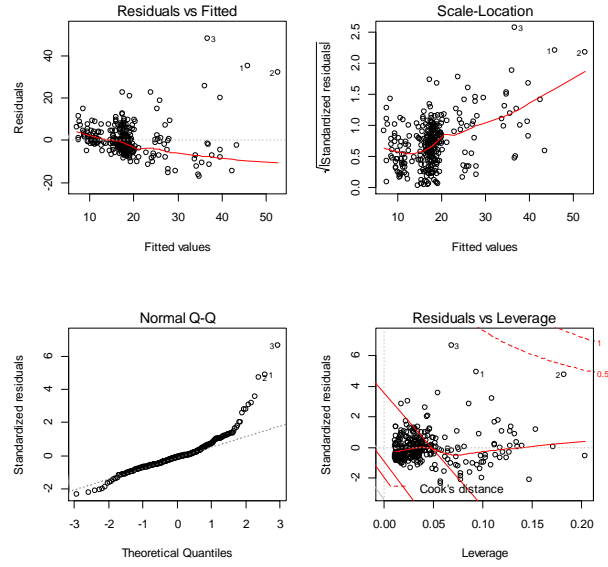
Hedonik Fiyat modelinde doğrusal ve logaritmik modeller söz konusu olduğundan grafik incelemesi için tam doğrusal ve tam logaritmik veriler kullanılmıştır. Bu veriler EKK yöntemi ile analiz edilerek elde edilen artıkların grafikleri değerlendirilmiştir. Log-Log verisi için Şekil 4.1'deki grafikler incelendiğinde 3., 95. ve 300. gözlemlerin regresyon doğrusundan sapmış olduğu gözlenmektedir. Benzer şekilde Dog-Dog modeli için Şekil 4.2'deki grafikler incelendiğinde 1., 2. ve 3. gözlemlerin regresyon doğrusundan sapmış olduğu gözlenmektedir. Dolayısıyla hem doğrusal hem de logaritmik hedonik regresyon modelleri için EKK tahmin yöntemini kullanmak yanıltıcı sonuçlar verecektir. Bu sebeple EKK yöntemine alternatif olarak sunulmuş olan robust yöntemler çalışmaya dahil edilmiştir.

Hedonik fiyat modeli belirlenirken dört farklı model (Dog-Dog, Dog-Log, Log-Dog ve Log-Log) kullanılabileninden ve her bir model için yedi farklı yöntem (EKK, Huber M, Tukey M, Hampel M, MM, LMS, LTS, LAD) ile parametre tahmini yapılabileceğinden toplamda 32 farklı model elde edilmiştir. Bu modellerden hangisinin en iyi olduğuna karar verirken MAD ve OMS kriterleri dikkate alınmıştır. Ayrıca klasik çoklu regresyonda model seçimi için kullanılan standart hata (SH) değerleri de hesaplanmıştır. Söz konusu kriter değeri en küçük

olan modelin en iyi model olduğuna karar verilmiştir.



Şekil 4.1: Log-Log verisi için EKK yöntemindeki artık terimine ait grafikler



Şekil 4.2: Dog-Dog verisi için EKK yöntemindeki artık terimine ait grafikler

Çalışmada incelenen 32 model ve en iyi modelin seçiminde kullanılacak kriter değerleri Tablo 4.2’de verilmiştir. Söz konusu kriterler değerleri incelendiğinde, standart hata 32 model içerisinde Logaritmik-Doğrusal verisi için EKK yöntemi tarafından önerilmiş modelin en iyi olduğunu belirtirken, robust alternatifleri olan OMS ve MAD değerlerine göre en iyi model aynı veriden elde edilen LAD tahminleridir. Veri setinde bulunan aykırı değerler klasik en küçük kareler yöntemine ait sonuçları etkilediği gibi, model seçim kriteri olan standart hata değerleri üzerinde de etkili olmuştur. Bu nedenle elbette robust yöntemler tarafından elde edilen sonuçlar daha güvenilir olacaktır. Böylece Beetle’nin Türkiye 2. El Piyasasındaki fiyatını etkileyen faktörlerin belirlenmesinde ve özellikleri bilinen bir Beetle’nin fiyatının tahmin edilmesinde kullanılacak güvenilir bir model LAD yöntemine dayalı olarak elde edilmiş ve bu modele ait katsayılar Tablo 4.3’te verilmiştir.

Tablo 4.2: Elde edilen modellerin kriterlere göre karşılaştırması

Methods	Lin-Lin			Lin-Log			Log- Lin			Log-Log		
	<i>OMS</i>	<i>MAD</i>	<i>SE</i>	<i>OMS</i>	<i>MAD</i>	<i>SE</i>	<i>OMS</i>	<i>MAD</i>	<i>SE</i>	<i>OMS</i>	<i>MAD</i>	<i>SE</i>
OLS	4.739	3.067	7.380	4.729	3.106	7.400	0.217	0.172	0.294	0.217	0.169	0.294
Huber M	4.371	2.586	8.030	4.366	2.572	8.050	0.216	0.168	0.296	0.216	0.169	0.296
Tukey M	4.391	2.532	8.830	4.390	2.525	8.830	0.215	0.167	0.301	0.214	0.166	0.302
Hampel M	4.408	2.558	8.510	4.406	2.566	8.520	0.217	0.169	0.295	0.217	0.170	0.295
MM	4.449	2.498	9.000	4.447	2.491	9.010	0.217	0.169	0.307	0.217	0.168	0.307
LTS	11.295	7.744	20.820	9.402	5.345	20.620	0.495	0.400	0.750	0.515	0.366	1.291
LMS	8.822	5.844	41.740	7.087	4.813	14.350	0.483	0.410	1.256	0.506	0.369	1.103
LAD	4.230	2.500	8.240	4.230	2.480	8.300	0.209*	0.159*	0.300	0.209	0.164	0.300

* *OMS ve MAD kriterlerine göre en iyi model*

Buna göre Tablo 4.3’de ilgili tahmin değerleri ve güven aralıkları verilmiştir. Güven aralığı sıfırı kapsamayan parametrelerin ya da faktörlerin fiyatın belirlenmesinde anlamlı bir katkısının olduğu söylenebilir. Karar sütununda sıfırı kapsayan güven aralıklarına karşılık gelen satırlar boş bırakılmıştır. Bu durum ilgili faktörün fiyat üzerinde herhangi bir etkisi olmadığını ortaya koymaktadır. İlgili karar satırında * işareti olan faktörler Beetle fiyatı üzerinde negatif (fiyatı düşürücü) bir etkiye sahipken, ** olan faktörler pozitif (fiyatı arttırıcı) bir etkiye sahiptir.

Tablo 4.3’te verilen en iyi modele göre; Beetle’nin fiyatının belirlenmesinde önemli olan faktörler Kasa tipi, Restorasyon durumu, Ön camın şekli, Far şekli, Torpido malzemesi, Döşeme malzemesi, aracın modeli ve belirli renklere sahip olma durumudur. Daha detaylı incelemek gerekirse Kasa tipinin sedan olması

kabriyo olmasına göre fiyatı düşürmektedir. Aracın restorasyona sahip olması fiyatını arttırmaktadır. Hatta fabrika çıkışından farklı olarak yapılan restorasyon işlemlerinin varlığı aracın fiyatını orijinal restorasyona göre daha fazla arttırmaktadır. Ön cam şekli düz olan araçların fiyatı bombeli olanlara göre ve far şekli normal olanların fiyatı da badem olanlarınkine göre daha azdır. Ayrıca torpidosu metal olanların plastik olanlara göre ve döşemesi deri olanların kumaş olanlara göre fiyatı daha yüksektir. Araç modelinin 1200 olmasının diğer modellere göre fiyatı arttırdığı görülmüştür. Son olarak aracın renginin referans kategori olan ve Tablo 4.1’de ismi açıkça belirtilmeyen renklerin oluşturduğu “diğer” grubuna göre değerlendirildiğinde aracın renginin yeşil ya da turuncu olmasının fiyatını azaltıcı bir etkiye sahip olduğu görülmüştür.

Tablo 4.3: Log-Dog Verisi için LAD Yöntemi ile Elde Edilen Model

Faktör	Katsayılar	Değer	Alt Sınır	Üst Sınır	Karar
	(Sabit)	9.82024	8.92012	10.56965	**
Yaş	--	0.00436	-0.01278	0.02395	
Yakıt	LPG	-0.00122	-0.06406	0.06781	
Kasa Tipi	Sedan	-0.43823	-0.64655	-0.17148	*
Satıcı	Galeri	0.04021	-0.06208	0.10421	
Restorasyon	Orjinal	0.26852	0.20011	0.34814	**
	Modifiye	0.6705	0.48883	0.79415	**
Sunroof	Var	0.04204	-0.21404	0.24914	
Ön cam	Düz	-0.36795	-0.42488	-0.1433	*
Far	Badem	0.41433	0.16631	0.71016	**
Torpedo	Metal	0.23433	0.0459	0.3399	**
Döşeme	Deri	0.09156	0.02254	0.16822	**
	1200	0.11949	0.01772	0.30001	**
Model	1302 L	0.03731	-0.08896	0.14136	
	1302 S	-0.03829	-0.22678	0.15246	
	1302 VW	0.00227	-0.07279	0.1898	
	1303 S	-0.09315	-0.18844	0.12423	
	1303 W	-0.12421	-0.21707	0.03011	
	1303 VW Big	-0.03504	-0.21761	0.12427	
	Beyaz	-0.11737	-0.24712	0.06656	
Renk	Sarı	-0.05889	-0.16887	0.12581	
	Kırmızı	-0.15253	-0.25487	0.03507	
	Mavi	-0.09263	-0.20025	0.13118	
	Yeşil	-0.2872	-0.39943	-0.08546	*
	Turuncu	-0.18207	-0.28694	-0.01381	*
	Bordo	-0.18532	-0.37198	0.01652	
	Koyu renkler	-0.02318	-0.28835	0.13402	
Motor Hacmi	1600	0.00183	-0.08604	0.05977	

Son olarak elde edilen bu modele dayanarak, aracın belirli özelliklerinin belirtilmesi ile Türkiye 2. El piyasa değerinin hesaplanmasını sağlayan bir fiyat tahmin robotu geliştirilmiştir. Beetle satın almak isteyen biri satıcı ile konuşmadan önce aracın özelliklerini kullanarak piyasa fiyatını öğrenebilir ve satıcının talep ettiği ücretin yüksek olup-olmadığını anlayarak aldatılmaktan kurtulabilir. Ayrıca yine oluşturulan fiyat tahmin robotu yardımıyla aracın belirli bir özelliğinin aracın fiyatına marjinal katkısı da hesaplanabilmektedir. Örneğin bir aracın döşemesinin deri olması için marjinal olarak ne kadar ücret ödenmesi gerektiği hesaplanabilir. Fiyat Tahmin robotu ile yapılan bir örnek hesaplama Şekil 4.3'te verilmiştir.

(a)		(b)		(c)	
FİYAT TAHMİN ROBOTU		FİYAT TAHMİN ROBOTU		FİYAT TAHMİN ROBOTU	
Yakıt	Benzin	Yakıt	LPG	Yakıt	Benzin
Kasa Tipi	Sedan	Kasa Tipi	Sedan	Kasa Tipi	Kabriyo
Satıcı	Sahibinden	Satıcı	Sahibinden	Satıcı	Sahibinden
Restorasyon	Orijinal	Restorasyon	Orijinal	Restorasyon	Orijinal
Sunroof	Var	Sunroof	Var	Sunroof	Var
Öncam	Düz	Öncam	Düz	Öncam	Düz
Far	Normal	Far	Normal	Far	Normal
Torpido	Plastik	Torpido	Plastik	Torpido	Plastik
Döşeme	Kumaş	Döşeme	Kumaş	Döşeme	Kumaş
Renk	Kırmızı	Renk	Kırmızı	Renk	Kırmızı
Model	1200	Model	1200	Model	1200
Motor Hacmi	1600	Motor Hacmi	1600	Motor Hacmi	1600
Yaş	30	Yaş	30	Yaş	30
Fiyat (TL)	12384.61	Fiyat (TL)	12369.51	Fiyat (TL)	19195.67

Şekil 4.3: Farklı Beetle otomobiller için elde edilen modele göre Fiyat Rahmin Robotu ile yapılan fiyat tahminleri

Şekil 4.3 (a) ile Şekil 4.3 (b)'deki otomobillerin arasındaki tek fark yakıt türü değişkenidir. Şekil 4.3(a)'da ki aracın yakıt türü "Benzin" olup fiyatı 12.384 TL iken, Şekil 4.3(b)'de ki aracın yakıt türü "LPG" olup fiyatı 12.369 TL'dir. Dikkat edilirse yakıt türü değişkeni anlamsız olduğu için bu yöndeki farklılık aracın fiyatı üzerinde büyük bir değişiklik yapmamıştır. Benzer şekilde Şekil 4.3 (a) ile Şekil 4.3 (c)'deki otomobillerin arasındaki tek fark kasa tipi değişkenidir. Şekil 4.3(a)'da ki aracın kasa tipi "Sedan" olup fiyatı 12.384 TL iken, Şekil 4.3(c)'de ki aracın kasa tipi "Kabrio" olup fiyatı 19.195 TL'dir. Burada az önceki karşılaştırmadan farklı olarak analizde anlamlı bulunan kasa tipi değişkeni bakımından meydana gelen farklılık aracın fiyatı üzerinde büyük bir değişime yol açmıştır.

Fiyat tahmin robotu satın alınmak istenen aracın özelliklerine göre fiyatındaki değişimi ve/veya aracın sahip olduğu belirli bir özelliğin fiyata marjinal katkısını belirlemek için son derece hızlı ve kolay bir inceleme imkanı vermektedir.

DEĞERLENDİRME VE SONUÇ

VW Beetle tüm dünyada tutkunlara sahip olan, tarihi II. Dünya Savaşı'na kadar dayanan ve hala dünyanın herhangi bir yerinde bir otoparkta ya da sokakta görebileceğiniz efsanevi bir araçtır. Hatta Beetle hayranları için festivaller ve güzellik yarışmaları dahi düzenlenmektedir. Bu çalışma ile ülkemizde son model araçlardan bile daha pahalıya satılabilen Beetle'nin Türkiye 2. El piyasa fiyatını etkileyen faktörler hedonik fiyat modeli ile belirlenmiştir. Ancak Türkiye'de araç fiyatlarını belirleme üzerine yapılan diğer çalışmaların aksine bu çalışmada aykırı değerlerin varlığı dikkate alınmış ve bu değerlerden etkilenmeyen robust hedonik modeller kullanılmıştır. Bu açıdan değerlendirildiğinde çalışmanın özgün niteliğinden dolayı sonraki çalışmalara referans olacağı düşünülmektedir.

Çalışmanın sonuçlarına bakıldığında aracın rengi, kasa tipi, restorasyona sahip olup-olmaması, ön camının düz ya da bombe olması, farının normal ya da bedem olması, torpidosunun plastik ya da metal olması, döşemesinin kumaş ya da deri olması ve son olarak modelinin 1200 olup-olmaması durumlarının etkilediği belirlenmiştir. Son model araç alırken önem verilen ve fiyatı değiştiren Motor Hacmi, yakıt türü, sunroofa sahip olup-olmama gibi özelliklerin ise Beetle fiyatını etkilemediği görülmektedir. Bu durumun nedeni olarak 2. el Beetle satın alan tüketicilerin bir araç satın almaktan ve araç ihtiyacını gidermekten öte, kişisel haz duygularını tatmin etmeyi ve belki de hayallerini gerçekleştirmeyi amaçladıkları düşünülmektedir.

Çalışmayı diğer çalışmalardan ayıran en önemli özellik şüphesiz veri setinde oluşabilecek aykırı değer sorununu dikkate alarak robust hedonik modellerden yararlanmasıdır. Ayrıca çalışmamızın diğer bir önemli özelliği elde edilen modelin sadece matematiksel olarak verilmeyip, bir fiyat tahmin robotu oluşturulmasıdır. Söz konusu Fiyat Tahmin Robotu'na yazarın web sayfasından (URL-2) ulaşılabilir. Bu robotu kullanarak tüketiciler alacakları Beetle'nin özelliklerini girerek aracın Türkiye 2.el fiyatını hesaplayabilecekler ve böylece satıcının talep ettiği fiyatın gereğinden fazla olup-olmadığını öğrenebileceklerdir. Çalışma bu yönüyle daha önce yapılan hedonik fiyat modelleme çalışmalarından ayrılmaktadır. Bu haliyle çalışmanın bilimsel olmasının yanı sıra günlük hayata ve ekonomiye de katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bu nedenle çalışmamız dünyanın herhangi bir noktasında herhangi bir mal için yapılacak olan hedonik fiyat modelleme çalışmalarına da ışık tutacağına inanılmaktadır.

KAYNAKÇA

- A. Kaya (2012). Türkiye'de Konut Fiyatlarını Etkileyen Faktörlerin Hedonik Fiyat Modeli İle Belirlenmesi, Uzmanlık Yeterlilik Tezi Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası.
- A. Matas & J.-L Raymond (2006) Hedonic Prices for Cars: An Application to the Spanish Car Market, 1981-2005, *Applied Economics*, 41, s. 2887-

- 2904.
- B. Ergül (2006). Robust Regresyon ve Uygulamaları. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir.
- C. Dehon, O. Gergaud & V. Verardi (2006). Robust hedonic price regressions: Unmasking outliersis not witchcraft, unpublished,URL: <http://olivier.gergaud.free.fr/files/Robust.pdf>
- C. Janssen, B. Söderberg & J. Zhou (2001). Robust estimation of hedonic models of price and income for investment property, *Journal of Property Investment and Finance*, 19:342-360.
- D. N. Gujarati & D. C. Porter, 2009. Basic Econometrics, McGraw-Hill/Irwin, NY.
- F. Daşkıran (2015). Denizli Kentinde Konut Talebine Etki Eden Faktörlerin Hedonik Fiyatlandırma Modeli İle Tahmin Edilmesi, *Uluslararası Sosyal Araştırmalar Dergisi*.
- F. Ecer (2013). Forecasting of Second-Hand Automobile Prices and Identification of Price Determinants in Turkey. *Anadolu University Journal of Social Sciences* 101-112.
- F. R. Hampel (1971). A General Qualitative Definition of Robustness. *The Annals of Mathematical Statistics*. 42(6). 1887-1896.
- G. E. Çetintahra & E. Çubukçu (2012). Hedonik Fiyat Modeli İle Konut Fiyatları Üzerine Yapılan Araştırmalar Üzerine Bir Literatür Taraması, *Planlama Tmmob Şehir Plancıları Odası Yayını*.
- G. Kördiş, S. Işık & M. Mert (2014). Antalya’da Konut Fiyatlarını Etkileyen Faktörlerin Hedonik Fiyat Modeli İle Tahmin Edilmesi, *Akdeniz İ.İ.B.F. Dergisi*.
- H. Bulut, Y. Öner & E. İslamoğlu (2015). The Investigation Of The Factors Affecting On The Prices Of Real Estates In Samsun Via Hedonic Price Model. *Alphanumeric Journal*, 3(2).
- H. Daştan (2016). Determination of the Factors That Effect Second-Hand Automobile Prices in Turkey by Using Hedonic Pricing Model. *Journal of Gazi University Faculty of Economics and Administrative Sciences*, 18(1),303-327.
- H. J. J. M. Reis & S. C. Silva (2002). Hedonic Prices Indexes for New Passenger Cars in Portugal (1997-2001), *Economic Modelling*, 23, s. 890-908.
- J. F. Kain & J. M. Quigley (1970). Measuring the Value of Housing Quality, *Journal of the American Statistical Association*.
- J. Fox (2002). Robust Regression. Appendix to An R and S-PLUS Companion to Applied Regression(<http://www.saedsayad.com/docs/RobustRegression.pdf>).
- J. Nevitt &H. P. Tam (1998). A comparison of robust and nonparametric estimators under the simple linear regression model. *Multiple Linear*

- Regression Viewpoints. Vol. 25, pp. 54-69.
- J. Tukey (1970). *Exploratory Data Analysis*. MA: Addison-Wesley.
- J. Wang, R. Zamar, A. Marazzi, V. Yohai, M. Salibian-Barrera, R. Maronna, E. Zivot, D. Roche, D. Martin, M. Maechler & K. Konis (2014). *robust: Robust Library*. R package version 0.4-16. URL: <https://CRAN.R-project.org/package=robust>
- L. M. Li (2004). An algorithm for computing exact least-trimmed squares estimate of simple linear regression with constraints. *Computational Statistics & Data Analysis* 48 (2005) 717 – 734.
- M. Beer (2007). Bootstrapping a hedonic price index: experience from used cars data. *AStA Advances in Statistical Analysis. A Journal of the German Statistical Society*. ISSN: 1863-8171 (Print) 1863-818X (Online). 91: 77–92
- M. Çetin, T. Kavruk (2011). Doğrusal Regresyonda Sağlam Güven Aralıkları. *Anadolu University Journal of Science and Technology –B Theoretical Sciences* Cilt/Vol.:1-Sayı/No: 1 : 49-56.
- M. Genceli (2001). *Ekonomide İstatistik İlkeler*, İstanbul, Filiz Kitabevi.
- M.C. Çetin, A. Orsoy (2001). Doğrusal Regresyonda Sağlam Tahmin Ediciler ve Bir Uygulama. *Anadolu University Journal of Science and Technology*. Cilt/Vol.:2-Sayı/No: 2: 265-270.
- N. M. Arguea, C. Hsiao & G.A. Taylor (1994). Estimating Consumer Preferences Using Market Data-An Application to Us Automobile Demand. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 9, 1-18.
- N.H.A. Noo &, A.A. Mohammad (2013). Model of Robust Regression with Parametric and Nonparametric Methods. *Mathematical Theory and Modeling*. ISSN 2224-5804. Vol.3, No.5.
- O. Toka, M. Çetin, S. A. Altunay (2011). Basit Doğrusal Regresyonda Sağlam ve Theil Kestiricilerinin Karşılaştırılması. *Tüik, İstatistik Araştırma Dergisi*. Volume: 08. Number: 03. Category: 02. Page: 45-53. ISSN No: 1303-6319.
- P. J. Rousseeuw & A. M. Leroy (1987). *Robust Regression and Outlier Detection*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- P. J. Huber (1973). Robust Regression: Asymptotics, conjections and monte carlo. *Ann. Stat.*, 1, 799-821.
- P. J. Huber (1981). *Robust Statistics*. John Wiley-Sons Inc., NY, s. 308.
- P. Rousseeuw, C. Croux, V. Todorov, A. Ruckstuhl, M. Salibian-Barrera, T. Verbeke, M. Koller & M. Maechler (2016). *robustbase: Basic Robust Statistics*. R package version 0.92-6. URL: <http://CRAN.R-project.org/package=robustbase>
- R. G. Ridker & J. A. Henning (1967). The Determinants of Residential Property Values with Special Reference to Air Pollution, *The Review of Economics and Statistics*
- R. Koenker (2016). *quantreg: Quantile Regression*. R package version 5.29.

- URL: <https://CRAN.R-project.org/package=quantreg>
- R. Yayar & D. Gül (2014). Hedonic Estimation of Housing Market Prices in Mersin City Center. *Anadolu University Journal of Social Sciences*, 14(3): 87-99.
- S. C. Bourassa, E. Cantoni & M. Hoesli (2016). Robust hedonic price indexes. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 9(1), 47-65.
- S. H. Yoo (2001). A robust estimation of hedonic price models: least absolute deviations estimation, *Applied Economics Letters*, 8:55-58.
- S. Rosen (1974). Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition, *Journal of Political Economy*.
- U. Çiçek & H. Kıymık (2015). The Analysis of The Factors Affecting Passenger Automobiles Prices with Hedonic Framework Approach in Turkey, *Business, Economics And Management Perspectives*.
- URL-1: <https://www.sahibinden.com/>
- URL-2: <https://personel.omu.edu.tr/tr/hasan.bulut/beetle-hedonic-model>
- V.J. Yohai (1987). High Breakdown- Point and High Efficiency Robust Estimation for Regression. *The Annals of Statistics*, 15(20), pp.624-656.
- W. N. Venables & B. D. Ripley (2002). *Modern Applied Statistics with S*. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0
- X. L. V. Irimia (2011). Age effects, unobserved characteristics and hedonic price indexes: The Spanish car market in the 1990's. Document De Treball Xreap2011-11. *Xarxa De Referencia En Economia Aplicada*