

Türkiye'deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon Yöntemi ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması

Comparison of Hedonic Regression Method and Artificial Neural Networks to Predict Housing Prices in Turkey

Asst. Prof. Dr. Fatih Ecer (Afyon Kocatepe University, Turkey)

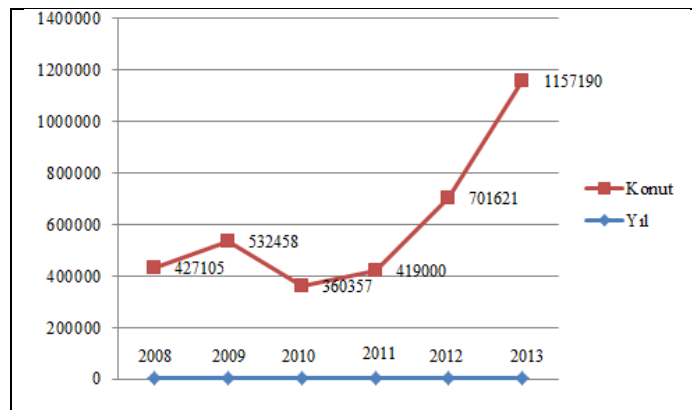
Abstract

Owner-occupied housing is both a place to live and also the most important asset in many households' portfolio. Accurately predicting of house prices is therefore of great interest to the general public. This paper aims to compare the housing price prediction accuracies of Hedonic Model (HM) and Artificial Neural Networks (ANNs). In order to achieve this aim, two techniques' prediction results were compared by using four performance criteria: RMSE, MAE, MAD, and Theil's U statistic. This study uses the HM and ANNs to empirically determine the house prices in Turkey. HM is the standard technique for modeling the behavior of house prices over the past three decades and is based on micro economic theory. The non-linear relationship between house price and its determinants can be modeled by an ANN, so it is employed in this paper as an alternative method. Empirical results revealed that ANNs performed better than HM in house price predictions, indicating that ANNs could be useful for prediction of house prices. More clearly, the performance criteria from the ANNs are smaller than those from the HM by roughly 60-90%. For instance, the ANN model has about 77 percent lower RMSE, 91 percent lower MAE, 64 percent lower MAD, and 77 percent lower Theil's U statistic than those of the HM.

1 Giriş

Konut, bireylerin içinde yaşadığı mekanlardır. Ayrıca içinde yaşayan insanlara ekonomik ve toplumsal faydalar sağlayan dayanıklı bir tüketim malı ve bir yatırım aracıdır (Keleş, 2006; Sing vd. 2006). Pek çok insan için sahip oldukları konutlar portföylerindeki en değerli maddi varlıklardır (Schulz ve Werwatz, 2004). Gelişmiş ülkelerde emlak sektörü hanehalkı zenginliğine en büyük katkı sağlayan unsur olduğu gibi hükümetlerin vergi geliri içinde önemli bir paya da sahiptir. Bu bakımdan konut fiyatları politikacıların, bankacıların, emlakçıların ve ev sahiplerinin en çok ilgilendikleri konulardan biridir (Selim, 2009).

Türkiye'de çoğu insan ev sahibi olmayı istemektedir ve bir konut almanın yapılabilecek en önemli ve karlı yatırım olduğunu düşünmektedir. Dünyanın yaygın emlak ağlarından ERA'nın Avrupa 2006-2007 raporuna göre Türkiye'deki konut sahipliği oranı % 68'dir. Bu oran ABD'de % 70, İngiltere'de % 67, Almanya'da ise % 40 seviyesindedir. Türkiye'de konut satışları özellikle mortgage yasaasının kabul edilmesinin ardından önemli bir artış göstermiştir. Şekil 1'de son yıllarda ülkemizde gerçekleşen konut satışlarına ilişkin grafik verilmiştir. Buna göre 2008 yılında 427105 adet, 2009 yılında 532458 adet, 2010 yılında 360357, 2011 yılında 419000, 2012'de 701621 adet ve 2013'te ise 1157190 adet konut satışı gerçekleşmiştir (TÜİK, 2014).



Şekil 1. Türkiye'deki konut satış sayıları **Kaynak:** TÜİK.

Konut fiyatındaki değişimler sosyo-ekonomik koşulları ve gelecekteki ulusal ekonomik koşulları etkilemektedir. Konut fiyatları konut talebine bağlı olarak değişir. Talebin kısa zamanda karşılanamaması halinde fiyatlar artar (Hott, 2011; Kim ve Park, 2005). Konut fiyatlarının doğru tahmin edilmesi konut piyasasındaki faaliyetler açısından önemlidir. Konut alanlar ve satanlar konutların gerçek değerini bilmek isterler. Yatırım araçları arasında konuta yatırım yapmak isteyenler için de konut fiyatının gerçekçi tahmin edilmesi oldukça önemlidir (Bin, 2004). Konut fiyatı tahmin problemlerinde kullanılan yöntemler geleneksel ve gelişmiş

yöntemler olarak ikiye ayrılabilir. Regresyon analizi temelli bir yöntem olan hedonik model, geleneksel yöntemler sınıfında yer alır. İnsan düşünme sürecini taklit eden yöntemler ise gelişmiş yöntemler kategorisine girer. Yapay sinir ağları (YSA), bulanık mantık ve ARIMA gelişmiş yöntemler kategorisinde yer alan yöntemlerin başlıcalarıdır (Pagourtzi vd., 2003).

Çoklu regresyon tekniklerini kullanan hedonik modeller konut fiyatlarının belirlenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır (Coulson ve McMillen, 2008; Fletcher vd., 2004; Kiefer, 2011; Kiel ve Zabel, 2008; Stadelmann, 2010). Hedonik modellerle, bir malın özelliklerinin fiyat üzerindeki etkisi araştırılır. Hedonik model yardımıyla bir malın özellikleri ile fiyatı arasında ilişki kurularak, ilave bir özelliğin malın fiyatı üzerindeki etkisi belirlenmeye çalışılır. Diğer bir ifadeyle ilave özellikler ile malların farklılaştırılması sağlanır (Ünlükara, 2008). Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin basitçe tahmin edilmesinde hedonik model oldukça uygun olmakla birlikte konut fiyatının tahmininde yararlanılan değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiler sebebiyle hedonik modeller gerçekçi sonuçlar verememektedir. YSA, bu tür sorunların çözümünde başvurulabilecek alternatif yöntemlerden birisidir (Kauko, 2003). YSA modellerinden en popüler olanı danışmanlı, ileri beslemeli ve geriyayılım (backpropagation) algoritmasını kullanan bir model olan Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP). Pek çok benzerliklerin olması sebebiyle MLP modeli çoklu regresyon analizinin geliştirilmiş bir formu olarak görülmektedir (Tay ve Ho, 1992).

Bu çalışmada hedonik model ile YSA yöntemleri kullanılarak İzmir’de 2013 yılında satılan konutlardan rasgele bir örneklem oluşturulmuş ve konutların fiyatı tahmin edilerek yöntemlerin performansları karşılaştırılmıştır. Çalışmanın özgün yanı YSA modellerinin konut fiyatının tahmininde kullanılabilecek güçlü modeller olduğunun belirlenmiş olmasıdır.

Çalışma 7 bölümden oluşmaktadır. Sonraki bölümünde konuyla ilgili yapılmış çalışmalardan bahsedilmiştir. 3. bölümde konut fiyatının tahmininde kullanılan yöntemlerden hedonik model ile YSA kısaca ele alınmıştır. 4. bölümde konut fiyatının tahmininde kullanılan veri seti ve değişkenler açıklanmıştır. 5. bölümde yöntemlerin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. 6. bölümde elde edilen bulgular ortaya konulmuş ve son bölümde sonuçlar değerlendirilmiştir.

2 Literatür araştırması

Hedonik modellerle ilgili ilk çalışmaları Lancaster (1966) ve Muellbauer (1974) yapmıştır. Hedonik fiyat teorisine ilişkin kapsamlı değerlendirmeler ise Rosen’in (1974) çalışmasına dayanır. Ayrıca, Bhattacharya ve Kim (2011), Boelhouwer vd. (2004), Clapp ve Giaccotto (2002), Costello ve Watkins (2002), Curtis (2011), Hamnett (2009), Kim ve Cho (2010) ile Watson (2010) konut fiyatının belirleyicilerine ve tahminine yönelik çalışmalar yapmışlardır.

Konut fiyatları, fiyatın konutun özellikleri tarafından belirlendiği hedonik modellerle tahminlenebilir (Bourassa vd., 2007). Konut fiyatları belirlenirken konutun özellikleri ve çevresi dikkate alınır. Satın alınması düşünülen konutlar konutun bulunduğu mevki, yapısal özellikleri, yakın çevresi ve kamu hizmetinden yararlanabilme olanakları göz önünde bulundurularak değerlendirilir (Kain ve Quigley, 1975). Şehir merkezine yakınlık, ulaşım olanaklarının olması ve çeşitliliği, düşük vergiler, kamu hizmetlerinin kalitesi, eğitim kurumlarına yakınlık, çevrenin sosyo-ekonomik özellikleri, doğa güzellikleri gibi etmenlerin konut fiyatını arttıran özellikler olması beklenebilir (Kiefer, 2011; Stadelmann, 2010).

MacLennan (1977), hedonik modelin uygulamalarını ele aldığı çalışmada konut fiyatını belirleyen etmenleri araştırmış ve özellikle çevresel faktörlerin fiyat üzerindeki etkisini belirlemeye çalışmıştır. Adair vd. (2000), İrlanda Belfast’ta 2648 konut üzerinde yaptıkları çalışmada ulaşım olanaklarının konut fiyatı üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre ulaşım imkanlarının konut fiyatına etkisi şehir merkezinde çok az iken özellikle alt gelir grubunun yaşadığı dış mahallelerde önemli sayılabilecek bir düzeyde bulunmuştur. Stadelmann (2010), Zürih kentine bağlı 169 belediyedeki konutları değerlendirdiği çalışmada bir hedonik modelle 33 değişken kullanarak hangi değişkenlerin konut fiyatının belirlenmesinde daha önemli olduğunu araştırmıştır. Araştırmanın sonuçları şehir merkezine ve alışveriş merkezlerine yakınlık ile hava kirliliği seviyesinin konut fiyatının en önemli belirleyicileri olduğunu göstermiştir. Selim (2008), yaptığı çalışmada Türkiye’de konut fiyatlarını belirleyen faktörleri analiz etmiştir. Buna göre konut fiyatlarını etkileyen en önemli özellikler konutun tipi, yapı türü, oda sayısı, konutun büyüklüğü, konutun su sistemi, havuz ve doğal gazla sahip olmasıdır. Cingöz (2011), konut fiyatının belirleyicileri üzerine yaptığı çalışmada konutun bulunduğu semt, şehir merkezine olan uzaklığın, sitede havuz, gölet, spor alanı, tenis kortu, güvenlik ve park bulunmasının, konutun manzaraya sahip olmasının, büyüklüğünün, oda sayısının ve yakınında hastane bulunmasının konut fiyatına etki eden en önemli faktörler olduğunu belirlemiştir.

Konut fiyatını tahmin etmeye yönelik yapılan ve YSA modellerinin kullanıldığı çalışmaların büyük çoğunluğu YSA modellerinin konut fiyatlarını tahmin etmede diğer modellerden daha iyi performans sergilediğini göstermektedir. Bununla birlikte az sayıda da olsa bazı çalışmalar ise tersi görüşü savunmaktadır. Örneğin Allen ve Zumwalt (1994), Lenk vd. (1997), Worzala vd. (1995) bu çalışmalardan bazılarıdır.

3 Konut fiyatının tahmininde kullanılan yöntemler

Bu bölümde çalışmada konut fiyatının tahmin edilmesinde yararlanılan yöntemlerden hedonik model ile YSA kısaca ele alınmıştır.

3.1 Hedonik model

Hedonik yaklaşımda bir ürünün özelliklerinin fiyat üzerindeki etkisi araştırılmaktadır. Diğer bir ifadeyle hedonik model, bir ürünün özellikleriyle fiyatı arasında ilişki kurarak ek bir özelliğin ürünün fiyatı üzerindeki etkisinin belirlenmesinde kullanılır. Regresyon analizi, ürün piyasasında hedonik yaklaşım olarak adlandırılmaktadır. Regresyon modeli bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin yorumlanmasına olanak verir. Modelin yapısının basit olması ve hesaplama kolaylığı sağlaması onu cazip ve güçlü yapan iki unsurdur. Bununla beraber doğru fonksiyonu belirlemenin zorluğu ise zayıf tarafıdır. Y bağımlı değişkeni, X_i i . bağımsız değişkeni ve β_i i . bağımsız değişkenin katsayısını göstermek üzere hedonik model (1) nolu formülle ifade edilebilir:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + \varepsilon \quad (1)$$

Görüldüğü gibi hedonik modelin yapısı çoklu regresyon modeliyle aynıdır. Ancak hedonik yaklaşımda farklı fonksiyonel yapılar kullanılabilir. En çok kullanılan fonksiyonel yapılar lineer form, doğal logaritma, logaritma ve kök dönüşümüdür.

Bununla birlikte hedonik modele getirilen bazı eleştiriler de vardır. Bu eleştiriler genellikle arz ve talebin belirlenmesi, hedonik modelin fonksiyonel formu ve bağımsız değişkenlerin belirlenmesiyle ilgilidir (Selim, 2009).

3.2 Yapay sinir ağları (YSA)

YSA, insan beyninin öğrenme sürecini taklit ederek oluşturulmuş bilgisayar sistemleridir. Kendilerine gösterilen örnekler ile eğitilebilirler ve bu sayede benzer konularda karar verebilirler. Bir YSA girdi, gizli ve çıktı katmanları olmak üzere üç katmandan oluşur. Her katmanda ise nöronlar bulunur.

Bir nöron önce kendine gelen girdileri ve onların ağırlık değerlerini alır. İkinci aşamada net girdiyi hesaplar. Net girdi, her girdi değeriyle kendi ağırlığının çarpılıp toplanmasıyla elde edilir. Rumelhart vd. (1986), net girdinin şu şekilde bulunduğunu belirtmişlerdir:

$$Net = \sum_{i=1}^n G_i A_i \quad (2)$$

Elde edilen net girdi değeri hiperbolik tanjant, sigmoid, eşik, doğrusal gibi isimler alan aktivasyon fonksiyonları yardımıyla dönüştürülür ve böylece bir çıktı üretilir. Hiperbolik tanjant fonksiyonu (3) nolu formülle ifade edilebilir ve $(-1,1)$ arasında değerler alır.

$$\tau(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

Aktivasyon fonksiyonu yardımıyla çıktının üretilmesi ise matematiksel olarak şöyle gösterilebilir:

$$Ç = f(Net) \quad (4)$$

Çalışmada YSA modellerinden biri olan MLP modeli kullanılmıştır. Literatürde en çok kullanılan YSA modellerinden biri olan MLP modeli ileri beslemeli bir ağ olup Rumelhart vd. (1986) tarafından geliştirilmiştir. MLP modeli danışmanlı öğrenme stratejisini kullanır. MLP ağlarını eğitmek için geriyayılım algoritması kullanılır. Bu algoritma hatayı geriye doğru yayarak en aza indirir.

Girdi ve çıktı parametreleri arasında kesin bir fonksiyonel ilişki kurulamadığından dolayı YSA kara kutuya benzetilmektedir (Kauko vd., 2002). YSA modelleri hedonik modelle aynı girdi ve çıktı parametrelerini kullanır. Dolayısıyla bu çalışmada girdi parametreleri olarak konutun özellikleri, çıktı parametresi olarak ise fiyatın logaritması kullanılmıştır.

4 Konut fiyatının tahmini

Türkiye'nin nüfus bakımından üçüncü büyük kenti olan İzmir'de 2010'da 39702 adet, 2011'de 34828 ve 2012'de 46429 adet ve 2013'te ise 72421 konut el değiştirmiştir (TÜİK, 2014). Çalışmada İzmir'de 2013 yılı Ocak-Temmuz ayları arasında satılan ve rastgele örnekleme yöntemiyle belirlenen 610 konut veri setini oluşturmuştur. Konutların satış fiyatının yanında yaşı, oda sayısı, kaçınca katta bulunduğu, büyüklüğü, kilerinin olup olmadığı gibi konuta ilişkin pek çok özellikle ilgili bilgiler derlenmiştir.

4.1 Veri seti ve değişkenler

Veri setinde yer alan konutların sahip olduğu 83 özellik ise tahmin modellerinde bağımlı ve bağımsız değişkenlerdir. Bu değişkenler kısaca şu şekilde özetlenebilir:

Fiyat: Konutun fiyatı;

Büyüklik: m² cinsinden konutun büyüklüğü;

Oda sayısı: Konutta bulunan oda sayısıdır. Bu sayı belirlenirken salon, oda sayısına dahil edilmiştir. Örneğin 3+1 tipi bir konut 4 odalı olarak değerlendirilmiştir;

Yaş: Konutun yaşı;

Kat: Konutun kaçınca katta bulunduğu;

ADSL, duşakabin, ...,şofben: Konutun iç özelliklerini gösteren kukla (ikili) değişkenler;

Asansör, jeneratör, ..., yüzme havuzu: Konutun dış özelliklerini gösteren kukla değişkenler;

Alışveriş merkezi, denize yakınlık, ..., üniversite: Konutun konumunu gösteren kukla değişkenler;

Anayol, dolmuş, ...,iskele: Konutun ulaşım imkanlarını gösteren kukla değişkenler;

Deniz manzarası, doğa manzarası, şehir manzarası: Konutun manzarasına ilişkin kukla değişkenler;

Bahçeli, dubleks: Konut tipini belirten kukla değişkenler;

Kuzey cephe, ..., batı cephe: Konutun cephesini belirten kukla değişkenler.

Değişkenler kümesinde yer alan kukla değişkenler, eğer konut belirtilen özelliğe sahipse “1” aksi halde “0” değerini alan değişkenlerdir. Örneğin “otobüs durağı” değişkeni bir kukla değişkendir ve konutun yakınında otobüs durağı varsa “1”, yoksa “0” şeklinde ifade edilmiştir. Çalışmada fiyat, büyüklük, oda sayısı, yaş ve kat değişkenleri haricindeki değişkenler kukla değişkenlerdir.

Tablo 1’de sürekli değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri görülmektedir. Konutların satış fiyatı 55000 TL ile 475000 TL arasında değişmekte olup satış fiyatı ortalaması yaklaşık 185000’dir. Konut büyüklüğü ortalaması 125 m²’dir. Yaş ortalaması yaklaşık 12 olup en yaşlı konut 32 yaşındadır. Konutların kimi zemin katta kimi ise 20. kattadır. Bazı konutlar şehir merkezinde, bazıları denize sıfır konumda, bazıları doğa manzaralı, bazıları okullara yakın, bazıları anayol üzerinde, bazıları ise terasa sahiptir.

Değişken	Ortalama	Standart sapma	Minimum	Maksimum
Bağımlı değişken				
<i>Fiyat</i>	185181.23	82832.27	55000	475000
Bağımsız değişkenler				
<i>Büyüklik</i>	125.10	35.83	46	450
<i>Oda sayısı</i>	3.73	0.69	1	8
<i>Yaş</i>	11.65	9.92	1	32
<i>Kat</i>	3.55	2.42	0	20

Tablo 1. Sürekli değişkenlere ilişkin istatistikler

5 Modellerin tahmin performanslarının karşılaştırılması

Çalışmada en uygun modele karar vermek için farklı hedonik modeller kurulmuş ve en iyi modelin logFiyat modeli olduğu belirlenmiştir.

Modellerin tahmin doğruluklarını karşılaştırmak amacıyla performans ölçütleri olarak da adlandırılan hataların kareli ortalamasının karekökü (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE), medyanın mutlak sapması (MAD) ve Theil U değerlerinden yararlanılmıştır.

5.1 Hedonik model

Hedonik model % 95 güven düzeyinde Tablo 2’de verilmiş olan bağımsız değişkenleri kapsayan bir model olarak kurulmuştur. Hedonik modelin formu,

$$\log Fiyat = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_{81} X_{81} + \varepsilon \quad (5)$$

şeklinde olup X_1 ’den X_{81} ’e kadar olan değerler 81 bağımsız değişkene, β_1 ’den β_{81} ’e kadar olan değerler ise bağımsız değişkenlerin katsayılarına karşılık gelmektedir. Ayrıca hedonik modelin tahmininde en küçük kareler (EKK) yöntemi kullanılmıştır. Tablo 2’de aynı zamanda regresyon katsayıları, standart hatalar ve anlamlılık düzeyleri de bulunmaktadır. Tablo 2’de yer alan bağımsız değişkenlerin YSA modelinde de kullanıldığını belirtmekte yarar vardır.

Değişken	Katsayı	Standart hata	t	p
Sabit	4.811	.027	176.476	0.000
<i>Sürekli değişkenler</i>				
Büyüklik	0.002	.000	14.999	0.000*
Yaş	0.001	.001	0.903	0.367
Kat	-0.001	.002	-0.667	0.505
<i>İç Özellikler</i>				
ADSL	0.005	.010	0.458	0.647
Duşakabin	0.029	.012	2.343	0.019*
Giyinme Odası	0.036	.018	2.030	0.043*
İnterkom	-0.020	.017	-1.224	0.222
Kiler	-0.022	.010	-2.284	0.023*
PVC	-0.008	.011	-0.796	0.426
Şömine	-0.004	.029	-0.132	0.895
Balkon	0.003	.015	0.233	0.816
Ebeveyn Banyo	0.033	.013	2.443	0.015*
Gömme Dolap	0.020	.010	1.969	0.050*
Isıcam	0.020	.011	1.737	0.083
Klima	-0.013	.008	-1.695	0.091
Ankastre Mutfak	0.025	.011	2.222	0.027*
Panjur	0.042	.010	4.117	0.000*
Spot ışığı	0.016	.011	1.459	0.145
Çamaşır Odası	-0.022	.022	-0.986	0.324
Hırsız Alarmı	-0.007	.022	-0.320	0.749
Barbakü	0.000	.023	-0.013	0.989
Fiber İnternet	-0.024	.018	-1.348	0.178
Görüntülü Diafon	0.025	.014	1.758	0.079
Jakuzi	0.041	.020	2.037	0.042*
Laminant Parke	0.001	.010	0.124	0.902
Parke Zemin	0.008	.010	0.746	0.456
Teras	-0.031	.021	-1.505	0.133
Çelik Kapı	-0.011	.013	-0.866	0.387
Yangın Alarmı	-0.030	.025	-1.202	0.230
Duvar Kağıdı	0.030	.018	1.711	0.088
Kartonpiyer	0.003	.010	0.272	0.786
Sauna	0.049	.059	0.823	0.411
Wi-Fi	-0.042	.022	-1.903	0.058
Şofben	-0.031	.012	-2.718	0.007*
<i>Dış Özellikler</i>				
Asansör	0.079	.013	6.288	0.000*
Jeneratör	0.031	.024	1.283	0.200
Kreş	0.003	.018	0.187	0.851
Tenis Kortu	0.024	.022	1.109	0.268
Güvenlik	0.026	.020	1.318	0.188
Kablo TV	0.009	.010	0.920	0.358
Otopark	0.009	.011	0.838	0.402
Yangın Merdiveni	0.019	.019	1.025	0.306
Hidrofor	0.007	.013	0.591	0.555
Kapalı Garaj	-0.042	.013	-3.173	0.002*
Oyun Parkı	-0.016	.013	-1.242	0.215
Spor Alanı	0.010	.015	0.644	0.520
Yüzme Havuzu	0.096	.026	3.655	0.000*
Isı Yalıtım	0.005	.013	0.395	0.693
Kapıcı	-0.013	.014	-0.902	0.368
Ses Yalıtımı	-0.002	.014	-0.161	0.872
Su Deposu	-0.023	.015	-1.516	0.130
<i>Konum (Muhit)</i>				
AVM	0.002	.011	0.203	0.839

Deniz kenarı	0.040	.023	1.774	0.077
Hastane	0.007	.011	0.621	0.535
Market	0.007	.015	0.450	0.653
Semt Pazarı	-0.011	.012	-0.915	0.361
İtfaiye	-0.018	.017	-1.047	0.296
Eczane	0.004	.015	0.267	0.790
Park	0.012	.012	1.037	0.300
Şehir Merkezi	0.017	.011	1.588	0.113
Cami	-0.022	.012	-1.874	0.061
Eğlence Merkezi	0.002	.013	0.140	0.889
Üniversite	-0.055	.030	-1.871	0.062
Lise	0.013	.011	1.109	0.268
İlköğretim Okulu	-0.030	.014	-2.145	0.032*
<i>Ulaşım</i>				
Anayol üzeri	-0.010	.011	-0.951	0.342
Dolmuş	-0.022	.012	-1.777	0.076
Cadde üzeri	0.014	.010	1.339	0.181
Otobüs Durağı	-0.003	.013	-0.197	0.844
Tren İstasyonu	-0.018	.012	-1.528	0.127
Deniz Otobüsü	0.028	.018	1.577	0.115
İskele	0.025	.012	2.100	0.036*
<i>Manzara</i>				
Deniz Manzarası	0.043	.015	2.770	0.006*
Doğa Manzarası	-0.012	.012	-0.994	0.321
Şehir Manzarası	0.016	.010	1.657	0.098
<i>Konut tipi</i>				
Bahçeli	-0.024	.017	-1.407	0.160
Dubleks	-0.010	.024	-0.415	0.678
<i>Cephe</i>				
Batı Cephe	0.011	.011	0.941	0.347
Doğu Cephe	0.011	.012	0.938	0.349
Güney Cephe	0.007	.010	0.768	0.443
Kuzey Cephe	0.002	.012	0.146	0.884
R^2	0.724			
\bar{R}^2	0.681			
Standart hata	0.100			
Akaike bilgi ölçütü (AIC)	-1.630			
Schwarz bilgi ölçütü (BIC)	-1.015			
Durbin-Watson istatistiği	2.026			

* % 95 güven düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 2. Hedonik modelin tahmincileri

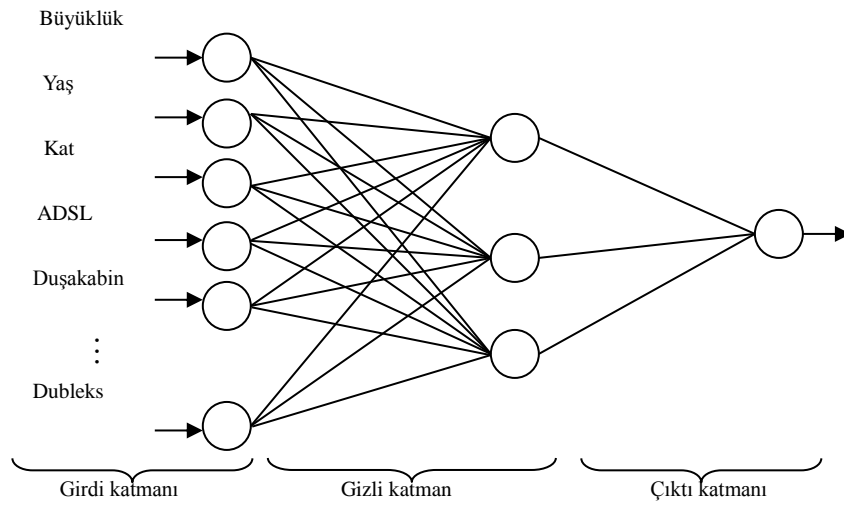
Hedonik modele göre konutun büyüklüğü, konutta duşakabin, giyinme odası, kiler, ebeveyn banyosu, gömme dolap, ankastre mutfak, panjur, jakuzi, şofben, asansör olması ile konutun bulunduğu sitede kapalı garaj ve yüzme havuzu olması, konutun ilköğretim okuluna ve iskeleye yakınlığı ile deniz manzarasına sahip olması konut fiyatını etkilemektedir. Ayrıca bu değişkenlerden konutun büyüklüğü, konutta duşakabin, giyinme odası, ebeveyn banyo, gömme dolap, ankastre mutfak, panjur, jakuzi, asansör, açık yüzme havuzu olması ile konutun iskeleye yakınlığı ve deniz manzarasına sahip olması konutun fiyatını arttırmaktadır. Hedonik modele ilişkin ANOVA testi sonuçları ise Tablo 3'te özetlenmiştir. ANOVA testi sonuçları modelin bir bütün olarak anlamlı olduğunu göstermiştir.

Model	Kareler toplamı	Ortalama Kareler	F	p
Regresyon	13.845	0.167	16.662	0.000
Hata	5.266	0.010		
Toplam	19.111			

Tablo 3. ANOVA testi sonuçları

5.2 Yapay sinir ağıları

Çalışmada YSA modellerinden biri olan MLP modeli tercih edilmiştir. MLP modelinde kullanılan bağımlı ve bağımsız değişkenler, karşılaştırmanın sağlıklı bir şekilde yapılabilmesi için hedonik modelde kullanılanlarla aynıdır. Diğer bir ifadeyle logFiyat bağımlı değişken olup konuta ilişkin diğer 81 özellik ise bağımsız değişkenler olarak modelde yer almıştır. Ayrıca, bu değişkenlerin birçoğu YSA ile konut fiyatının belirlendiği diğer çalışmalarla örtüşmektedir (Din vd., 2001; Do ve Grudnitski, 1992; Hatzichristos ve French, 2003; Kauko vd., 2002; Lenk vd., 1997; McCluskey ve Borst, 1997; Nguyen ve Cripps, 2001; Pagourtzi vd., 1995; Tay ve Ho, 1992; Visit vd., 2004). Çalışmada çok sayıda mimari denenerek en az hataya sahip model elde edilmeye çalışılmıştır. Bu modelde bir gizli katman olup gizli katmanda 3 nöron bulunmaktadır. Hem gizli katmanda hem de çıktı katmanında hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.2 olup momentum katsayısı ise 0.6'dır. Çalışmada en iyi tahmin performansını gerçekleştiren YSA modelinin mimari yapısı Şekil 2'de verilmiştir. Şekil 2'de yuvarlaklar nöronları, çizgiler ise ağırlıkları göstermektedir. İleri beslemeli bir ağ olan bu modelde girdi katmanı, bir gizli katman ve çıktı katmanı yer almaktadır.



Şekil 2. YSA mimarisi

6 Tartışma

Kullanılan iki modelin tahmin doğruluklarını karşılaştırmak için dört farklı performans ölçütü kullanılmıştır: RMSE, MAE, MAD ve Theil U değeri. Hata değerleri üzerine kurulu olan bu değerlerin sıfıra yakın çıkması, modelin tahmin performansının mükemmelere yakın olduğunu ifade etmektedir. y_i konutun gerçek fiyatını, \hat{y}_i konutun modellerle tahmin edilen fiyatını, n gözlem sayısını, e_i i . konutun gerçek fiyatı ile tahmin edilen fiyatı arasındaki farkı (hata) göstermek üzere performans ölçütleri matematiksel olarak şöyle ifade edilebilir:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

$$MAD = \text{medyan}(|e_i - \text{medyan}(e_i)|) \quad (8)$$

$$\text{Theil } U = \sqrt{\frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i)^2}} \quad (9)$$

Tablo 4, performans ölçütlerinin hesaplamalar sonucu bulunan değerlerini göstermektedir. RMSE değeri hedonik modelde 2.2871, MLP modelinde ise 0.5188'dir. MLP modelinin RMSE değeri hedonik modelinin RMSE değerinden % 77.32 daha düşüktür. MAE değeri hedonik modelde 2.1938, MLP modelinde ise 0.2016 olup MLP modelinin RMSE değeri hedonik modelinin RMSE değerinden % 90.81 daha düşüktür. MAD değerleri karşılaştırıldığında hedonik modelin MAD değerinin 0.3790, MLP modelinin MAD değerinin ise 0.1360 olduğu görülmektedir. Buna göre MLP modelinin MAD değeri hedonik modelin MAD değerinden % 64.11 daha düşüktür. Benzer şekilde Theil U değerleri karşılaştırıldığında Theil U değerlerinin hedonik model ve MLP modeli için sırasıyla 0.4374 ve 0.0992 olduğu görülmektedir. Buna göre MLP modelinin Theil U değeri

hedonik modelin Theil U değerinden % 77.32 daha düşüktür. Bulgulara göre dört performans ölçütü için de MLP modelinin hedonik modelden daha iyi performans sergilediği görülmektedir. Çünkü MLP modelinden elde edilen RMSE, MAE, MAD ve Theil U değerleri hedonik modelden elde edilen değerlere göre daha küçüktür. MLP modelinin hedonik modelden daha iyi performans sergilemesi, MLP modelinin konut fiyatını hedonik modelden daha doğru tahmin ettiği şeklinde yorumlanabilir.

Ayrıca, MLP modeline göre konut fiyatını etkileyen değişkenler, yüzme havuzu, konutun deniz kenarında olması, şehir merkezine yakın olması, hırsız alarmının olması, gömme dolaba sahip olması, yaşı, tren istasyonuna yakınlığı, bulunduğu sitede güvenliğin olması, deniz otobüsüne yakınlığı, cami, üniversite ve sağlık ocağına yakınlığı, cadde üzerinde olması, ankastre mutfağa, ses yalıtımına ve ısıcama sahip olması, kablo TV, hidrofor ve çelik kapının olması ve terastır.

	Hedonik model	MLP	Fark (%)
RMSE	2.2871	0.5188	77.32
MAE	2.1938	0.2016	90.81
MAD	0.3790	0.1360	64.11
Theil U	0.4374	0.0992	77.32

Tablo 4. Hedonik model ile MLP modellerinin tahmin performansları

7 Sonuç

Türkiye’de pek çok insan ev sahibi olmak istemektedir ve bir ev satın almanın yapılabilecek en karlı yatırım olduğunu düşünmektedir. Türkiye, yaklaşık % 70 konut sahipliği oranı ile dünyada en yüksek konut sahipliğine sahip ülkelerden biridir. Türkiye’de konut piyasası hızla büyümektedir ve konut fiyatları ev alan ve satanlar açısından oldukça önemli bir konudur.

Konut fiyatı belirlenirken konuta ilişkin pek çok özelliğinin fiyat üzerinde etkili olduğu bilinmektedir. Konutun yaşı ve metrekare olarak büyüklüğü ile konut fiyatı arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğu geçmişte yapılan çalışmalarda ortaya konulmuştur. Bu nedenle konut fiyatını tahmin ederken lineer yaklaşımları kullanmak elde edilen tahmin sonuçlarına olan güveni sarsmaktadır. Doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneğine sahip olan YSA, çalışmada hedonik yaklaşıma alternatif olarak kullanılmıştır.

Bu çalışmada, İzmir’in Karşıyaka ilçesinde 2013 yılı Ocak-Temmuz ayları arasında satılmış olan 610 konutun verileri kullanılarak konut fiyatı tahminlemesi yapılmıştır. Konut fiyatı tahmininde hedonik model ile YSA modellerinden MLP modeli kullanılmıştır. Hedonik modele göre konutun büyüklüğü, konutta duşakabin, giyinme odası, kiler, ebeveyn banyo, gömme dolap, ankastre mutfak, panjur, jakuzi, şofben, asansör, kapalı garaj ve açık yüzme havuzu olması, ilköğretim okuluna ve iskeleye yakınlığı ile deniz manzarasına sahip olması konut fiyatını etkileyen en önemli değişkenler olarak bulunmuştur. MLP modelinde ise, konut fiyatını etkileyen değişkenler, yüzme havuzu, konutun deniz kenarında olması, şehir merkezine yakın olması, hırsız alarmının olması, gömme dolaba sahip olması, yaşı, tren istasyonuna yakınlığı, bulunduğu sitede güvenliğin olması, deniz otobüsüne yakınlığı, cami, üniversite ve sağlık ocağına yakınlığı, cadde üzerinde olması, ankastre mutfağa, ses yalıtımına ve ısıcama sahip olması, kablo TV, hidrofor ve çelik kapının olması ve terastır. İki modelin tahmin doğrulukları karşılaştırıldığında MLP modelinin hedonik modelden daha iyi tahmin yaptığı sonucuna ulaşılmıştır.

Elde edilen sonuçlar konut fiyatını tahmin ederken MLP modelinin hedonik modelden daha doğru tahmin gerçekleştirdiğini göstermiştir. Tahmin doğruluklarını karşılaştırmak amacıyla yararlanılan dört performans kriteri gözönünde bulundurulduğunda MLP modelinden elde edilen değerlerin hedonik modelden elde edilenlere kıyasla yaklaşık % 60-90 daha küçük olduğu bulunmuştur. Çalışmada elde edilen bulgular daha önce yapılmış pek çok çalışmanın sonucunu desteklemiş ve konut fiyatını tahmin etme hususunda YSA metodolojisinin üstünlüğünü pekiştirmiştir. Özetle söylemek gerekirse konut fiyatını tahmin etmede YSA güçlü bir potansiyele sahiptir ve konut fiyatlarının tahmin edilmesinde rahatlıkla kullanılabilir. Bununla birlikte bu noktada vurgulanması gereken husus en iyi tahmin sonucunu veren modelin ancak deneme yanılma yoluyla oluşturulabileceğidir. Deneme yanılma yöntemi kullanılmadan elde edilen sonuçlara dayanarak YSA modellerinin üstünlüğünden bahsetmek büyük bir yanılgıdır. Çalışmanın kısıtı ise konut fiyatını etkileyebileceği düşünülen ekonomik faktörlerden faiz oranı ve döviz kurlarının tahmin modellerinde yer almamasıdır.

Teşekkür

Bu çalışma, Afyon Kocatepe Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Komisyonu tarafından 14.HIZ.DES.13 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

Kaynakça

- Adair, A., McGreal, S., Smyth, A., Cooper, J., & Ryley, T. 2000. "House Prices and Accessibility: The Testing of Relationships within the Belfast Urban Area", *Housing Studies*, **15 (5)**, p.699-716.
- Allen, W.C. & Zumwalt, J.K. 1994. "Neural Networks: A Word of Caution", Unpublished Working Paper, Colorado State University.
- Bhattacharya, R. & Kim, S.-W., 2011. "Economic Fundamentals, Subprime Lending and Housing Prices: Evidence from MSA-level Panel Data", *Housing Studies*, **26 (6)**, p.897-910.
- Bin, O., 2004. A Prediction Comparison of Housing Sales Prices by Parametric versus Semi-Parametric Regressions, *Journal of Housing Economics*, **13**, p.68-84.
- Boelhouwer P., Haffner M., Neuteboom P. & Vries P. D., 2004. "House Prices and Income Tax in the Netherlands: An International Perspective", *Housing Studies*, **19 (3)**, p.415-432.
- Bourassa, S. C., Cantoni, E. & Hoesli, M., 2007. "Spatial Dependence, Housing Submarkets, and House Price Prediction", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, **35**, p.143-160.
- Cingöz, A. R. A. A., 2011. **Hedonik Talep Teorisi Çerçevesinde Bir Fiyatlandırma Örneği**, Doktora tezi, İ. Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Clapp, J. M., & Giaccotto, C., 2002. "Evaluating House Price Forecasts", *Journal of Real Estate Research*, **24 (1)**, p.1-25.
- Costello, G. & Watkins, C., 2002. "Towards a System of Local House Price Indices", *Housing Studies*, **17 (6)**, p.857-873.
- Coulson, N.E. & McMillen, D.P., 2008. "Estimating Time, Age and Vintage Effects in Housing Prices", *Journal of Housing Economics*, **17**, p.138-151.
- Curtis, M. A., 2011. "The Impact of Housing Subsidies and Prices on Mothers' Living Arrangements: Evidence from the Census", *Housing Studies*, **26 (5)**, p.747-765.
- Din, A., Hoesli, M., & Bender, A. 2001." Environmental Variables and Real Estate Prices", *Urban Studies*, **38(11)**, p.1989-2000.
- Do, Q. & Grudnitski, G., 1992. "A Neural Network Approach to Residential Property Appraisal", *The Real Estate Appraiser*, **58**, p.38-45.
- Fletcher, M., Mangan, J., Raeburn, E., 2004. "Comparing Hedonic Models for Estimating and Forecasting House Prices", *Property Management*, **22 (3)**, p.189-200.
- Hamnett, C., 2009. "Spatially Displaced Demand and the Changing Geography of House Prices in London 1995-2006", *Housing Studies*, **24 (3)**, p.301-320.
- Hott, C., 2011. "Lending Behavior and Real Estate Prices", *Journal of Banking & Finance*, **35**, p.2429-2442.
- Kain, J. & Quigley, J. 1975. **An Economic Analysis of the Urban Housing Market**. National Bureau of Economic Research, New York.
- Kauko, T. 2003. "On Current Neural Network Applications Involving Spatial Modelling of Property Prices", *Journal of Housing and the Built Environment*, **18(2)**, p.159-181.
- Kauko, T., Hooimeijer, P., & Hakfoort, J. 2002." Capturing Housing Market Segmentation: An Alternative Approach Based on Neural Network Modeling", *Housing Studies*, **17(6)**, p.875-894.
- Keleş, R. 2006. **Kentleşme Politikası**, İmge Kitapevi, 9. Baskı, Ankara.
- Kiefer, H., 2011. "The House Price Determination Process: Rational Expectations with a Spatial Context", *Journal of Housing Economics*, **20**, p.249-266.
- Kiel, K. A. & Zabel, J. E., 2008. "Location, Location, Location: The 3L Approach to House Price Determination", *Journal of Housing Economics*, **17**, p.175-190.
- Kim, K.-H. & Cho, M., 2010. "Structural Changes, Housing Price Dynamics and Housing Affordability in Korea", *Housing Studies*, **25 (6)**, p.839-856.
- Kim, K., & Park, J. 2005. "Segmentation of the Housing Market and Its Determinants: Seoul and Its Neighbouring New Towns in Korea", *Australian Geographer*, **36(2)**, p.221-232.
- Lancaster, K., 1966. "A New Approach to Consumer Theory", *The Journal of Political Economy*, **74**, p.132-157.
- Lenk, M. M., Worzala, E. M., & Silva, A. 1997." High-tech Valuation: Should Artificial Neural Networks Bypass the Human Valuer", *Journal of Property Valuation and Investment*, **15**, p.8-26.

- Maclennan, D., 1977. "Some Thoughts on the Nature and Purpose of House Price Studies", *Urban Studies*, **14(1)**, p.59-71.
- McCluskey, W.J. & Borst, R.A. 1997. "An Evaluation of MRA, Comparable Sales Analysis and ANNs for the Mass Appraisal of Residential Property in Northern Ireland", *Assessment Journal*, **4(1)**, p.47-55.
- Muellbauer, J., 1974, "Household Production Theory, Quality and the Hedonic Technique", *The American Economic Review*, **64 (6)**, p.977-994.
- Nguyen, N. & Cripps, A. 2001. "Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Network", *Journal of Real Estate Research*, **22 (3)**, p.313-36.
- Pagourtzi, E., Assimakopoulos, V., Hatzichristos, T., & French, N. 2003. "Real Estate Appraisal: A Review of Valuation Methods", *Journal of Property Investment & Finance*, **21(4)**, p.383-401.
- Rosen, S., 1974. "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition", *Journal of Political Economy*, **82**, 34-55.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G., & Williams, R. 1986. "Learning Representation by Back-Propagating Errors", *Nature*, **323 (9)**, p.533-536.
- Schulz, R., & Werwatz, A. 2004. "A State Space Model for Berlin House Prices: Estimation and Economic Interpretation", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, **28(1)**, p.37-57.
- Selim, S., 2008. "Determinants of house prices in Turkey: A hedonic regression model", *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, **9 (1)**, s.65-76.
- Selim, H., 2009. "Determinants of House Prices in Turkey: Hedonic Regression versus Artificial Neural Network", *Expert Systems with Applications*, **36** , p.2843-2852.
- Sing, T.-F., Tsai, I.-C., Chen, M.-C., 2006. "Price Dynamics in Public and Private Housing Markets in Singapore", *Journal of Housing Economics*, **15**, p.305-320.
- Stadelmann, D., 2010. "Which Factors Capitalize into House Prices? A Bayesian Averaging Approach", *Journal of Housing Economics*, **19**, p.180-204.
- Tay, D.P.H. & Ho, D.K.K. 1992. "Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments", *Journal of Property Valuation and Investment*, **10 (2)**, p.525-540.
- TÜİK, 2014. Konut satış istatistikleri, http://www.tuik.gov.tr/PreTablo.do?alt_id=1056.
- Ünlükara, T., 2008. **Lüks Konutlarda Satış Fiyatını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi: İstanbul Örneği**, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Visit, L., Christopher, G. & Lee, M. 2004. "House Price Predication: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network", *American Journal of Applied Science*, **3**, p.193-201.
- Watson, M., 2010. "House Price Keynesianism and the Contradictions of the Modern Investor Subject", *Housing Studies*, **25 (3)**, 413-426.
- Worzala, E., Lenk, M., & Silva, A. 1995. "An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation", *Journal of Real Estate Research*, **10 (2)**, p.185-201.