

Kira Bedellerinin Yapay Sinir Ağı ve Regresyon İle Tahminlemesine Yönelik Çalışma

Şenay Hilal ACAR*
hilal_57@hotmail.com
ORCID: 0000-0002-6617-7795

Pınar Yıldız KUMRU
pinarki@kocaeli.edu.tr
ORCID: 0000-0002-6729-7721

Araştırma Makalesi

DOI:...

Geliş Tarihi: 30.03.2022

Kabul Tarihi: 19.04.2022

Atf Bilgisi

Acar, Ş. H., Kumru, P. Y. (2022). Kira Bedellerinin Yapay Sinir Ağı ve Regresyon İle Tahminlemesine Yönelik Çalışma, *Ahi Evran Akademi*, 3(1), 91-101

ÖZ

Günümüzde ekonomik dalgalanmalar her alanı etkilemektedir. Ekonomik koşullardan en çok etkilenen ve gündeme gelen konulardan birisi de ev kira bedelleridir. Kira bedellerinde olabildiğince ortak bir paydada buluşulması, hem ev sahibini hem de kiracıyı memnun edecek adil bir sistemin olması önemlidir. Gelişen teknolojiyle birlikte tahminleme yöntemleri de gelişmiştir ve daha mantıklı sonuçlar üretmektedir. Tahminleme çalışmaları ile kira bedelleri için daha sistematik bir yöntem belirlenebilir. Bu çalışmada Gebze'deki kira bedellerinin tahminlemesi, belirli dönemler içerisinde alınmış olan verilere göre, yapay sinir ağları ve regresyon yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir. İki yöntemde de ortalama mutlak yüzde hata değerleri hesaplanmıştır. Regresyon analizi ile tahminlenen verilerin MAPE değeri 17,74, yapay sinir ağları ile tahminlenen verilerin MAPE değeri ise 16,44 olarak bulunmuştur. Çoklu regresyon analizinin R değeri 0,71, yapay sinir ağlarının R değeri 0,75 çıkmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağları yönetimiyle tahminlenen veriler regresyon analizi ile tahminlenen verilerden daha anlamlıdır. Kira bedellerini etkileyen başka faktörler de eklenerek (evin kendi yapısı, konumu, ekonomik koşullar vb. ile ilgili) çalışma daha da genişletilebilir ve geliştirilebilir.

Anahtar kelimeler: Kira bedeli, regresyon analizi, yapay sinir ağı.

Study On Estimating Rental Prices With Artificial Neural Network And Regression

ABSTRACT

Today, economic fluctuations affect every field. One of the issues that are most affected by the economic conditions and come to the fore is the rental price of the house. It is important to find a common ground in rental prices as much as possible, and to have a fair system that will satisfy both the landlord and the tenant. With the developing technology, estimation methods have also developed and produce more logical results. With estimation studies, a more systematic method can be determined for rental prices. In this study, the estimation of rental prices in Gebze was carried out using artificial neural networks and regression methods, according to the data obtained within certain periods. Mean absolute percent error values were calculated in both methods. The MAPE value of the data estimated by regression analysis was 17.74, and the MAPE value of the data estimated by artificial neural networks was 16.44. The R value of multiple regression analysis was 0.71, and the R value of artificial neural networks was 0.75. As a result, the data estimated by artificial neural network management is more meaningful than the data estimated by regression analysis. The study can be further expanded and developed by adding other factors affecting rental prices (related to the house's own structure, location, economic conditions, etc.).

Keywords: House rental price, regression analysis, artificial neural network.

Giriş

Kira bedelleri, kiracılar açısından büyük bir gider oluştururken ev sahipleri açısından sabit bir gelir kapısıdır. Günümüz şartlarında ev sahibi olmak için büyük bedeller ödemek gerekmektedir ve bu sebeple kiralık evlere yönelik daha da artmıştır. Kira bedeli belirlenirken her iki tarafı da maksimum seviyede memnun edecek bir ortak noktada buluşulması önem arz etmektedir. Bu ortak noktayı bulabilmek için son zamanlarda önemi daha da artmış ve güvenilirliği çalışmalarla defalarca kanıtlanmış olan yapay zekadan faydalanılabilir. Kira üzerine yapılmış olan akademik çalışmalar incelendiğinde yapay zeka tekniklerinden olan yapay sinir ağları yöntemine rastlanmıştır.

Kira bedeline etki eden çok sayıda faktör vardır. Literatürde kira bedeline etki eden faktörlerle ilgili ve kiranın tahminine yönelik yapılan çalışmalardan bazıları şöyledir: Antalya'da ev taleplerinin tahminlemesi için yapay sinir ağı ve regresyon analizi kullanılmıştır. Yapay sinir ağının daha az

* Sorumlu Yazar

hatadeğerine sahip olduğu sonucu ortaya çıkmıştır ve daha güvenilir sonuçlar vermiştir (Yılmaz ve Tosun, 2020). Ülkemizde konutların kira fiyatlarına etki eden unsurların belirlenmesine yönelik çalışma yapılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre; evin asansör, otopark, havuz ve parkının olması, sağlıkla ilgili yerlere mesafesi, evin ısınma yöntemi gibi özelliklerin kira bedellerinde etkili olduğu belirlenmiştir (Yayar ve Bursal, 2019). Bir diğer çalışmada ise yapay sinir ağları kullanılarak Eskişehir'deki satılık ev fiyatları tahminlemesi yapılmıştır. Çeşitli parametrelerle modeller kurulmuştur. Yapay sinir ağları ile tahminleme yapılmasının sağlıklı bir yöntem olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Yılmazel, Afşar ve Yılmazel, 2018). Isparta'da konut fiyatlarına etki eden değişkenlerin önem derecesi hedonik fiyat modeli vasıtasıyla tahminlenmiştir. Sonuçlara göre; hava kirliliği, merkeze uzaklık, konutun bulunduğu yer, yaşı, oda sayıları, metrekaresi, kalorifer olup olmaması vb. özelliklerin daha önemli olduğu bulunmuştur (Çiçek ve Hatırlı, 2016). Bir başka çalışma ise Mersin merkezindeki dairelerin fiyatına etki eden unsurların belirlenmesine yöneliktir. Sonuçlara göre fiyatı yükselten unsurların konutun ve mutfağın büyüklüğü, uydu sistemi, banyonun adedi, garaj olup olmaması, güvenlik olup olmaması olduğu ortaya çıkmıştır (Yayar ve Gül, 2014).

Antalya için konut fiyatına etki eden unsurları belirlemeye yönelik hedonik fiyat metodu kullanılmıştır. Yüksek gelire sahip kesimde olması, konut büyüklüğü, manzarası, denize olan mesafesi, asansör ve otoparkın mevcut olması fiyata etki eden önemli unsurlardandır (Kördiş, Işık ve Mert, 2014). İstanbul'daki ofis kira değeri tahmini için model tasarlanmıştır. Kira değerini etkileyen 30'dan fazla değişken kullanılmıştır. Merkeze mesafe, önemli noktalara varış ve İstanbul'un kendi konumu itibarıyla prestiji önemli değişkenler olarak sonuçta yer almıştır (Pekdemir ve Dökmeci, 2011). Bir başka çalışmada ülkemizdeki konut piyasasının talep ve arzını belirleyen faktörler regresyon analizi ile belirlenmiştir. Kişi başına düşen gelir, faizin oranı ve konutun fiyatı ile talep arasında anlamlı ilişki olduğu ortaya çıkmıştır (Öztürk ve Fitöz, 2009). Bir diğer çalışmada ise Türkiye'de evlerin kira değerini etkileyen unsurları belirlemek için bütçe anketi uygulanmıştır. Yapay sinir ağları ve hedonik regresyon yöntemi kıyaslanmıştır ve yapay sinir ağlarının daha anlamlı tahminlediği ortaya konmuştur (Selim ve Demirbilek, 2009). Çeşitli regresyon modelleri kullanılarak ev özellikleri ile kirası arasında ne gibi bir ilişki olduğu araştırılmıştır. Oluşturulan semiparametrik toplamsal regresyonun daha anlamlı sonuçlar elde ettiği görülmüştür (Omay, Aydın ve Mammadov, 2007).

Literatürdeki diğer alanlarda yapılan tahminleme çalışmalarından bazıları ise şu şekildedir: BİST'teki bir firma için hisse senedi değeri yapay sinir ağları ile tahminlenmiştir. Tahmin sonucu bulunan değerlerin gerçek değerlere çok yakın çıktığı görülmüştür (Çınaroğlu ve Avcı, 2020). Bir diğer çalışmada; Süper Lig'deki takımlar için sıralamaya yönelik tahminleme çalışmaları yapılmıştır. Çalışmada çıkan verilere göre, gerçek sıralama tahminlemede yer alan birçok takımda %90'ın üstünde oran ile doğru tahminlenmiştir (Kılıç, Aka ve Aktuğ, 2020). Yapay sinir ağları ve regresyon analizi ile gayrimenkul sektöründe değerlendirme çalışması yapılmıştır. Yapay sinir ağlarının regresyon analizine göre daha anlamlı sonuçlar bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır (İlhan ve Öz, 2020). Bir diğer çalışmada ise, satın alma gücüne göre kişi başı yurt içi hasıla için tahminleme yöntemi olarak regresyon analizi ve yapay sinir ağı yöntemi kullanılmıştır. Yapay sinir ağı regresyon analizine kıyasla daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur (Yılmaz ve Özcan, 2020). Bir diğer çalışmada ise tahminleme yöntemlerinden regresyon ve yapay sinir ağı kullanılarak trafik kazası sayısı ile yaralı sayısı tahminlemesi yapılmıştır. Çeşitli bağımsız değişkenler mevcuttur. Yapay sinir ağlarının daha anlamlı sonuçlar bulunduğu görülmüştür (Cansız, Erginer ve Erginer, 2020). Yine yapay sinir ağları kullanılarak Bitcoin fiyatı için tahminleme yapılmıştır. Tahminleme %99 başarılı olmuştur (Yavuz vd., 2020).

Yöntem

Çalışmanın analizleri, kiralık konut ilanlarının yer aldığı www.sahibinden.com internet sitesinden derlenen veriler kullanılarak gerçekleştirilmiştir (sahibinden.com, "emlak" (erişim 11.01.2022)). Kocaeli - Gebze ilçesi için açılan kiralık ev ilanlarından 9 Kasım 2021 – 11 Ocak 2022 tarihleri arasındaki veriler alınmıştır. Evin büyüklüğü (net m2), oda sayısı, banyo sayısı, balkon olup olmaması, bina yaşı, bulunduğu kat, doğalgazlı olup olmaması, eşyalı olup olmaması bağımsız değişkenleri ile bağımlı değişken olan kira bedeli verileri kullanılmıştır. Verilerin alındığı sitede bina yaşı için filtreleme olarak yer alan 5-10 arası olan evlerin yaşı 5 olarak; 11-15 yazan 11 olarak; 16-20 yazanlar

16 olarak; 21-25 yazanlar 21 olarak; 26-30 yazanlar 26 olarak; 31 ve üzeri yazanlar 31 olarak baz alınmıştır. Balkon değişkeni için ilgili kısımda, balkon varsa 1; yoksa 0 yazılmıştır. Ev doğalgazlı ise ilgili kısımda 1; değilse 0 yazılmıştır. Bulunduğu kat için yüksek giriş yazan evler ve zemin katlar giriş kat 0 olarak alınmıştır. Eşyalı ev ise ilgili kısımda 1; değilse 0 yazılmıştır. Çatı katında bulunan evler ise en üst kat olarak değerlendirilmiştir. Veri seti olarak seçilen 475 adet veri, 9 Kasım 2021 – 11 Ocak 2022 arasında siteye yüklenen kiralık ev ilanı verileridir. Tahminleme yöntemi olarak; yapay zeka tekniklerinden güvenilirliği yüksek olan yapay sinir ağları ve ileri istatistik tekniklerinden olan çoklu regresyon analizi kullanılmıştır. Regresyon analizinde 400 adet veri regresyon bağıntısının bulunabilmesi için kullanılmıştır. Bu 400 adet veri, veri alınma tarihi başlangıcından itibaren günümüze gelene dek alınmış olan verilerdir. Yine veri tarihleri içerisindeki ilerleyen günlerde alınmış olan farklı 75 adet veri için de regresyon bağıntısına göre tahmin yapılmıştır. Yapay sinir ağlarında da aynı 400 adet veri seti ağı eğitimi için kullanılmıştır. Regresyon analizindeki aynı 75 adet veri seti de test için kullanılarak tahminlemesi yapılmıştır. Regresyon analizi için Excel 2016 veri çözümleyici kısmı kullanılmıştır. Yapay sinir ağları için ise Matlab 2021b programında yapay sinir ağları kısmı (nntool) kullanılmıştır. 8 input ve 1 outputlu yapı kurulmuştur. Katman sayısı 2, nöron sayısı 10, iterasyon sayısı 1000 olarak seçilmiştir. İterasyon sayısı artırılarak da deneme yapılmıştır fakat daha düşük verimli sonuçlar çıktığı için 1000 iterasyon baz alınmıştır. Ağı eğitilmesi için, literatürdeki araştırmalarda en anlamlı sonucu verdiği ve eğitimi daha hızlı tamamladığı görülen trainlm algoritması tercih edilmiştir. Transfer fonksiyonu olarak ise tansig kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan veriler ekte verilmiştir.

Yapay Sinir Ağları:

Özellikle son zamanlarda yapay zekanın önemi daha da artmıştır. Yapay zekayla yapılabilen tahminleme çalışmalarında en çok kullanılan ve verimli sonuçlar üreten yöntemlerden birisi yapay sinir ağlarıdır. Yapay sinir ağları tıpkı insan vücudundaki sinir hücreleri gibi özellik taşır. Yapay sinir ağları için nöron modeli elemanları şu şekildedir: İşlemci eleman, toplama fonksiyonu, nöron çıkışı, transfer işlevi, ağırlıklardır.

Yapay sinir hücresine m tane veri girişi olur. Bu giriş değerleri ağırlıklar ile çarpılır ve hepsi toplama fonksiyonu ile toplanır. Bulunan değere ön yargı eklenerek net yargıya ulaşılır. Bu değer, aktivasyon fonksiyonu işleminden sonra çıktı değerine dönüşür (Öztürk ve Şahin, 2018, ss. 28-29).

Yapay sinir ağları, aktivasyon fonksiyonu ve öğrenme algoritması olmak üzere iki bileşenden meydana gelir. Yapay sinir ağlarında önce verilerin eğitilmesi sağlanır. Veriler ağırlık adı verilen kısımlarda saklanır. Tüm ağ için ağırlıklar optimum değeri almalıdır. Kısaca ağırlıklar veri seti içerisinde optimum değeri yakalamaya çalışır. Aktivasyon fonksiyonunda ise yapay sinir ağı hücresi giriş değerleri için işlem yapıp net çıktı değerleri bulur. Aktivasyon fonksiyonunun doğru seçilmesi sonuçları ve performansı etkileyecektir (Öztürk ve Şahin, 2018, ss. 32-33).

Çoklu Regresyon Analizi:

Tahminlemede en çok kullanılan yöntemlerden biri de regresyon analizidir. Regresyon ile değişkenlerin arasındaki ilişki çözümlenir. Bir bağımlı değişken ve çok sayıda bağımsız değişken mevcutsa burada çoklu regresyon analizi kullanılır. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin matematiksel model ile ifade edilmesi sağlanır (Hoş, 2020, s. 308).

Çoklu regresyon analizine ait denklem formül 1'deki gibidir:

$$\gamma = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m + \varepsilon(1)$$

Formülde yer alan γ , bağımlı değişkeni; X_1, X_2, \dots, X_m bağımsız değişkenleri temsil eder. β 'lar regresyon katsayılarıdır. β_0 kesim noktasıdır ve ε hata terimidir.

Bulgular

Çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağları kullanılarak verilerin tahminlemesi yapılmıştır.

Çoklu regresyon denklemi için 400 adet kira bedeli verisi kullanılmıştır ve bulunan denklemin katsayıları Tablo 1’de yer almaktadır.

Tablo 1’e göre çoklu regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$Y = (-376,4347) + X_1 \times (4,7082) + X_2 \times (179,3736) + X_3 \times (-13,4281) + X_4 \times (44,0902) + X_5 \times (348,5830) + X_6 \times (81,5443) + X_7 \times (673,7838) + X_8 \times (1008,5840)$$

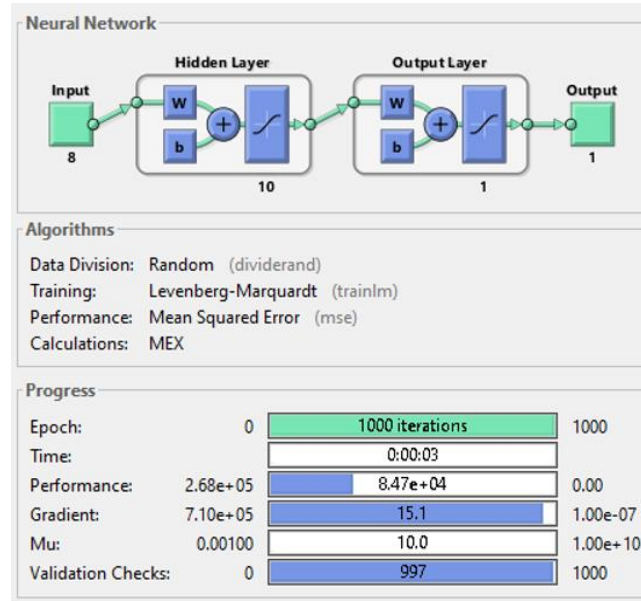
Çoklu regresyon analizinin çoklu R değeri 0,71, R kare değeri ise 0,51 olarak çıkmıştır. Bulunan R kare değeri 0,30’dan büyük olduğu için regresyon geçerlidir.

Tahminlemede kullanılan 75 adet veri için (Tablo 2’de verilmiştir) MAPE (ortalama mutlak hata yüzdesi) değeri Eşitlik1’e göre hesaplanmıştır ve %17,74 olarak bulunmuştur. MSE (hata kareler ortalaması), tahmini değerle gerçek değer arasındaki farkın karesini alması sebebiyle yüksek sapmalarda anlamlı netice vermediği ve literatürde de en çok tercih edilen ölçüm yöntemlerinden olduğu için MAPE’ye göre sonuçlar bulunmuştur.

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{|Gerçek_i - Tahmini_i|}{Gerçek_i} * \frac{100}{n} \quad (1)$$

Yapay sinir ağları ile 400 veri kullanılarak ağı eğitimi sağlanmıştır, eğitilen ağı R değeri 0,75 olarak çıkmıştır. Eğitilen ağ yapısına göre geri kalan 75 adet veri simüle edilmiştir. Veri setinde yer alan kira bedelleri ile tahminleme sonucu bulunan veriler arasında MAPE değeri hesaplanmıştır ve %16,44 bulunmuştur.

Yapay sinir ağlarının girdi (8 bağımsız değişkenli) ve çıktı (1 bağımlı değişkenli) yapısı ve eğitimi Şekil 1’deki gibidir.



Şekil 1. Ağı yapısı ve eğitimi

Karşılaştırmalı sonuçlar Tablo 1’de yer almaktadır.

Tablo 1: Çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağı çıktıları

Çoklu Regresyon Çıktıları	
	Katsayılar
Kesişim	-376,4347
m ² (net) (X ₁)	4,7082
Oda sayısı (X ₂)	179,3736
Bina yaşı (X ₃)	-13,4281
Bulunduğu kat (X ₄)	44,0902
Banyo sayısı (X ₅)	348,583
Balkon var mı (X ₆)	81,5443
Doğalgaz (X ₇)	673,7838
Eşyalı (X ₈)	1008,584
Çoklu R değeri	0,71
MAPE	17,74%

YSA Çıktıları	
MAPE	16,44%

İki yöntemde de tahmin sonucu bulunan verilerin ondalık basamak sayısı 0 olarak ele alınmıştır. Tahminlemede kullanılan veriler ve tahminleme sonucu bulunan değerler Tablo 2'deki gibidir:

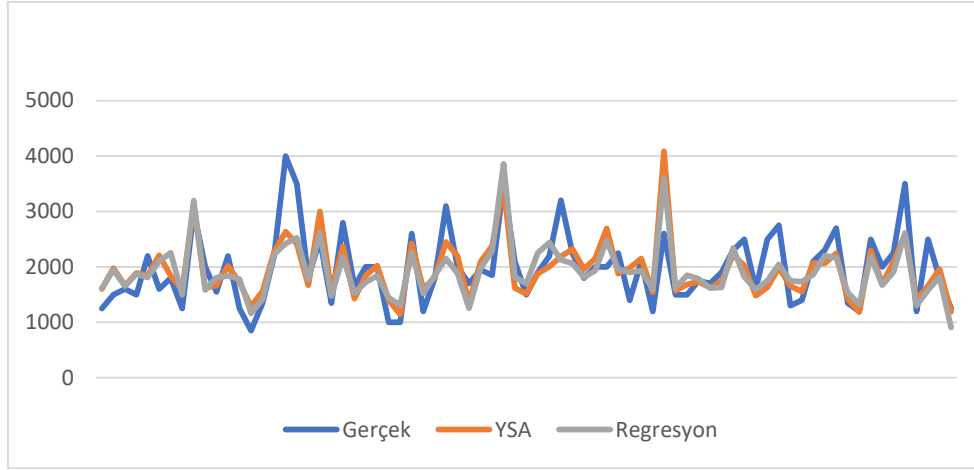
Tablo 2: Gerçek değerler ve tahminleme sonucu bulunan değerler

Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Regresyon değeri	YSA değeri
1250	85	3	4	0	1	1	1	0	1612	1602
1500	110	4	11	3	1	1	1	0	1947	1978
1600	105	3	21	4	1	1	1	0	1654	1666
1500	122	3	4	2	1	1	1	0	1874	1892
2200	105	4	26	5	1	1	1	0	1811	1846
1600	85	3	0	2	2	1	1	0	2103	2210
1800	130	4	21	3	2	1	1	0	2256	1841
1250	100	3	21	1	1	1	1	0	1499	1590
3000	170	7	5	3	2	1	1	0	3197	3122
2000	100	3	21	3	1	1	1	0	1587	1621
1550	90	3	1	3	1	1	1	0	1808	1664
2200	120	4	16	1	1	1	1	0	1839	2020
1250	105	3	5	2	1	1	1	0	1781	1724
850	70	3	26	0	1	0	1	0	1165	1287

1350	110	3	21	0	1	0	1	0	1420	1560
2200	130	4	4	5	1	1	1	0	2224	2270
4000	120	4	5	3	2	1	1	0	2424	2639
3500	140	4	11	5	2	1	1	0	2525	2419
1800	90	3	0	2	1	1	1	0	1778	1669
2500	120	5	4	3	2	1	1	0	2616	2997
1350	90	3	16	0	1	1	1	0	1474	1556
2800	140	4	4	3	1	1	1	0	2183	2370
1650	75	3	4	1	1	0	1	0	1528	1428
2000	110	4	21	1	1	1	1	0	1725	1847
2000	130	4	26	3	1	1	1	0	1840	2027
1000	70	3	5	0	1	0	1	0	1446	1403
1000	110	4	5	2	1	1	0	0	1310	1144
2600	100	3	1	4	2	1	1	0	2248	2424
1200	100	3	16	0	1	1	1	0	1522	1601
1800	115	4	4	0	1	0	1	0	1851	1817
3100	70	2	21	2	1	0	1	1	2149	2451
2000	25	1	11	0	1	1	1	1	1885	2197
1700	75	3	21	0	1	0	1	0	1255	1350
1950	115	4	4	1	1	1	1	0	1977	2093
1850	140	4	3	5	1	1	1	0	2284	2375
3500	85	4	16	4	4	1	1	1	3861	3469
2100	85	3	2	4	1	1	1	0	1815	1620
1500	78	3	5	3	1	1	1	0	1698	1517
1900	40	1	5	5	1	1	1	1	2257	1881
2200	50	2	5	4	1	1	1	1	2439	2005
3200	120	4	1	3	1	1	1	0	2129	2184
2250	120	5	16	2	1	1	1	0	2063	2326
1800	120	4	21	2	1	1	1	0	1816	1962
2000	125	4	11	1	1	1	1	0	1930	2152
2000	160	4	5	0	2	1	1	0	2480	2694
2250	90	4	0	2	1	1	1	0	1957	1879
1400	110	4	11	2	1	1	1	0	1903	1983
2100	125	4	11	1	1	1	1	0	1930	2152
1200	70	3	0	0	1	1	1	0	1595	1547
2600	170	5	0	3	4	1	1	0	3603	4084
1500	75	3	0	0	1	1	1	0	1619	1574
1500	90	3	1	4	1	1	1	0	1852	1682
1750	90	4	16	3	1	1	1	0	1786	1733
1700	90	3	5	0	1	1	1	0	1622	1626
1900	100	4	31	3	1	1	1	0	1632	1743
2300	120	4	11	3	2	1	1	0	2343	2218
2500	130	4	21	1	1	1	1	0	1819	2022
1600	60	3	0	1	1	1	1	0	1592	1483
2500	85	3	0	2	1	1	1	0	1754	1632
2750	105	4	5	4	1	1	1	0	2049	1992
1300	95	3	4	2	1	1	1	0	1747	1654
1400	80	3	3	3	1	1	1	0	1734	1557
2100	125	4	16	1	1	1	1	0	1863	2072
2300	140	5	0	0	1	0	1	0	2202	2063
2700	125	4	0	3	1	1	1	0	2166	2244
1350	75	3	0	0	1	0	1	0	1537	1425
1200	120	4	4	1	1	1	0	0	1327	1188
2500	65	2	16	0	1	1	1	1	2186	2297
2000	100	3	5	0	1	1	1	0	1669	1693

2250	120	4	11	1	1	1	1	0	1906	2095
3500	85	3	21	5	1	1	1	1	2613	2588
1200	85	3	21	0	1	0	1	0	1302	1404
2500	100	3	5	0	1	0	1	0	1588	1659
1800	120	4	21	2	1	1	1	0	1816	1962
1250	90	3	5	1	1	0	0	0	911	1193

Gerçek değerler ve tahminleme sonucu bulunan değerlerin grafiksel olarak gösterimi Şekil 2'deki gibidir:



Şekil 2. Gerçek değerler ve tahminleme çıktılarının grafiği

Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Gelişen teknolojiyle birlikte hayatımızda çoğu konuda kolaylıklar sağlanmıştır. Bunlardan en önemlilerinden biri de eldeki verilere göre geleceğe yönelik tahminleme yapılmasıdır. Bir bağımlı değişkeni etkileyen çokça bağımsız değişken mevcut olabilir. Bu durumda en doğru sonuca ulaşabilmek için bir tahmin yapılması oldukça önemlidir. İki ve daha fazla sayıda farklı yöntemle tahminleme yapılması, hem iki yöntemin karşılaştırılması açısından hem de daha güvenilir sonuçlar veren yöntemin kira bedeli tahmininde kullanılması açısından önemlidir. Bu çalışmada, tahminleme çalışmalarında çokça kullanılan iki yöntem olan regresyon analizi ve yapay sinir ağlarıyla kira bedeli tahminlemesi yapılmıştır. Sonuç olarak; yapay sinir ağlarının gerek MAPE değeri olarak gerekse R değeri olarak çoklu regresyon analizine göre daha anlamlı tahminleme yaptığı ortaya konulmuştur.

Ev kira bedellerini etkileyen bağımsız değişkenlerin sayısı çoğaltılarak (önemli ulaşım noktalarına uzaklığı, ekonomik değişkenler, bahçeli olup olmaması, otopark olup olmaması vb.) ve veri seti daha da genişletilerek çalışmanın geliştirilmesi mümkündür. Belirli bir model oluşturulduktan sonra kira bedeli belirlenirken hem ev sahibi hem de kiracı için en uygun bedel belirlenebilir. Bu da gelişen teknolojinin her alanda işimizi kolaylaştırdığının bir kanıtıdır.

Kaynakça

- Cansız, Ö.F., Erginer, İ., Erginer, M., (2020). Trafik kaza sayısının ve yaralı sayısının yapay sinir ağları ve regresyon yöntemleri ile tahmini. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 3(1), 29-35.
- Çınaroğlu, E., Avcı, T., (2020). THY hisse senedi değerinin yapay sinir ağları ile kestirimi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 34(1), 1-19.

- Çiçek, U., Hatırlı, S.A., (2016). Isparta ilinde konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin hedonik fiyat modeli ile analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 1(13), 98-114.
- Hoş, S., (2020). Çoklu doğrusal regresyon analizi güvenilirliğinin Jackknife tekniği ile sınanmasına yönelik bir araştırma. *Journal of Management and Economics Research*, 18(4), 304-316.
- İlhan, A.T., Öz, S., (2020). Yapay sinir ağlarının gayrimenkullerin toplu değerlemesinde uygulanabilirliği: Gölbaşı ilçesi örneği. *Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(2), 160-188.
- Kılıç, F., Aka, H., Aktuğ, Z.B., (2020). Futbolda yapay sinir ağları modeli ile lig sıralaması tahmini. *Uluslararası Güncel Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 6(2), 379-391.
- Kördiş, G., Işık, S., Mert, M., (2014). Antalya’da konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin hedonik fiyat modeli ile tahmin edilmesi. *Akdeniz İ.İ.B.F. Dergisi*, 14(28), 103-132.
- Omay, R.E., Aydın, D., Mammadov, M., (2007). Semiparametrik toplamsal regresyon modeli ile tahmin: Eskişehir’deki evlerin kira fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin analizi. *Anadolu Üniversitesi Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, 8(1), 153-159.
- Öztürk, K., Şahin, M.E., (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
- Öztürk, N., Fitöz, E., (2009). Türkiye’de konut piyasasının belirleyicileri: Ampirik bir uygulama. *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(10), 21-46.
- Pekdemir, D., Dökmeci, V. (2011). İstanbul ofis kira tahmin modeli geliştirilmesi. *İTÜ Dergisi/A Mimarlık*, 10(1), 51-60.
- Sahibinden.com. Emlak. Erişim adresi: https://www.sahibinden.com/kiralik-daire/kocaeli-gebze?sorting=date_desc
- Selim, S., Demirbilek, A., (2009). Türkiye’deki konutların kira değerinin analizi: Hedonik model ve yapay sinir ağları yaklaşımı. *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*, 1(1), 73-90.
- Yavuz, U., Özen, Ü., Taş, K., Çağlar B., (2020). Yapay sinir ağları ile Blockchain verilerine dayalı Bitcoin fiyat tahmini. *Bilişim Sistemleri ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 2 (1), 1-9.
- Yayar, R., Bursal, M. (2019). Türkiye’de konut kira fiyatlarının hedonik tahmini. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 8 (3), 2010-2026.
- Yayar, R., Gül, D., (2014). Mersin kent merkezinde konut piyasası fiyatlarının hedonik tahmini. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(3), 87-100.
- Yılmaz, H., Tosun, Ö., (2020). Aylık konut satışlarının modellenmesi ve Antalya örneği. *KAÜİİBFD*, 11(21), 141-158.
- Yılmaz, Ş. H. & Özcan, B. (2020). Yapay Sinir Ağı ve Regresyon ile Satın Alma Gücü Paritesine Göre Kişi Başı Gayrisafi Yurt İçi Hasıla Tahmini. *USBAD Uluslararası Sosyal Bilimler Akademi Dergisi*, (3), 57-72.
- Yılmazel, Ö., Afşar, A., Yılmazel, S., (2018). Konut fiyat tahmininde yapay sinir ağları yönteminin kullanılması. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (20), 285-300.

2500	90	3	21	0	1	1	1	1
1300	80	3	5	0	1	1	1	0
1400	85	3	0	2	1	1	1	0
4000	100	3	4	1	1	1	1	1
1500	90	3	0	2	1	1	1	0
1200	120	4	16	2	1	1	0	0
1850	150	4	11	2	1	1	1	0
1250	110	4	21	3	2	1	1	0
3000	120	4	11	1	1	1	1	1
2250	110	4	0	1	1	1	1	0
2000	100	3	0	5	1	1	1	0
2500	115	4	3	2	1	1	1	0
2000	90	3	5	3	1	1	1	0
2600	240	6	5	4	2	1	1	0
2000	100	4	5	11	2	1	1	0
2600	100	4	21	5	1	1	1	0
2100	90	3	0	5	2	1	1	0
1750	100	4	16	6	1	1	1	0
1350	100	3	5	0	1	1	1	0
1600	120	4	11	2	1	1	1	0
1350	85	3	0	0	1	0	1	0
1500	110	4	16	1	2	1	1	1
1200	95	4	16	2	1	1	1	0
1100	80	3	5	3	1	1	1	0
1750	120	4	11	2	2	1	1	0
2200	108	4	5	1	1	1	1	0
2000	100	3	0	3	2	1	1	0
900	75	3	16	2	1	0	0	0
3000	130	4	2	1	1	1	1	0
2600	55	2	21	4	1	1	1	1
1600	69	3	0	2	1	1	1	0
3000	145	4	21	3	1	1	1	0
1200	80	3	5	3	2	1	1	0
2200	160	4	11	3	2	1	1	0
1650	120	4	5	3	1	1	1	0
2150	90	3	0	3	1	1	1	0
2500	80	3	2	0	1	1	1	0
1900	75	3	0	2	1	1	1	0
2200	120	4	0	3	1	1	1	0
1900	80	3	5	0	1	0	1	1
1100	85	3	16	4	1	1	0	0
1600	110	4	11	5	1	1	1	0
1600	80	3	5	3	1	1	1	0
1400	85	3	16	4	1	1	1	0
1750	180	6	1	3	1	1	1	0
1800	110	4	4	2	2	1	1	0
3400	107	4	1	5	2	1	1	0
1600	90	3	11	3	1	1	1	1
1500	85	3	11	3	1	1	1	0
1250	120	4	4	0	1	0	1	0
1600	90	3	0	2	1	1	1	0
1500	85	3	2	4	2	1	1	0
1550	130	4	5	2	1	1	1	0
1500	120	4	26	0	1	1	1	0
1100	85	3	21	2	2	1	1	0
1100	100	3	11	0	1	0	1	0
1800	80	3	0	3	1	1	1	0
2500	135	4	21	3	1	1	1	0
1600	90	3	0	4	1	1	1	0
1400	90	3	0	3	1	1	1	0
1850	118	4	16	3	1	1	1	0
1750	120	4	11	3	1	1	1	0
1550	85	3	2	1	1	1	1	0
2000	98	3	11	0	1	1	1	1
1600	90	3	2	2	1	1	1	0
2000	65	3	0	1	1	1	1	0
5000	112	4	1	10	2	1	1	1
2300	150	4	5	3	1	1	1	0
1600	80	3	0	2	1	1	1	0
2000	110	4	5	2	1	1	1	0
3300	185	5	4	3	2	1	1	0
2250	115	4	21	4	1	1	1	0
2000	120	4	0	3	1	1	1	0
1850	120	4	21	3	1	1	1	0
1100	80	3	11	0	1	1	1	0
4000	120	4	4	3	1	1	1	1
1450	80	3	5	2	1	0	1	0
1500	90	3	21	2	1	1	1	0
2000	80	3	4	3	1	1	1	0
4500	110	3	11	4	1	1	1	1
2000	125	4	26	12	1	1	1	0