

PAPER DETAILS

TITLE: Antalya-Isparta-Burdur Bölgesi Konut Fiyat Endeksinin Makroekonomik Göstergeler ve Hisse Senedi Endeksi Kullanılarak Yapay Zekâ ile Tahmini

AUTHORS: Dilsad Tülgen ÇETİN

PAGES: 1363-1380

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/2594685>



Antalya-Isparta-Burdur Bölgesi Konut Fiyat Endeksinin Makroekonomik Göstergeler ve Hisse Senedi Endeksi Kullanılarak Yapay Zekâ ile Tahmini

Forecasting of Antalya-Isparta-Burdur Region Housing Price Index with Artificial Intelligence Using Macroeconomic Indicators and Stock Index

Dilşad Tülgen ÇETİN¹ 

Geliş Tarihi (Received): 13.08.2022

Kabul Tarihi (Accepted): 13.09.2022

Yayın Tarihi (Published): 30.11.2022

Öz: 2022 yılı ilk çeyreğinde, dünyada konut fiyatlarının en fazla arttığı ülke Türkiye olurken, Türkiye’de en fazla artış gösteren bölge ise Antalya-Isparta-Burdur olmuştur. Bu nedenle, çalışmada Antalya-Isparta-Burdur bölgesi konut fiyatlarının yapay zekâ kullanılarak tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde, Ocak 2010-Temmuz 2022 dönemi için tüketici fiyat endeksi, konut kredisi faiz oranları, dolar kuru, Türkiye konut fiyat endeksi ve BIST 100 endeksi girdi parametreler olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak bölgenin konut fiyatları, % 5,6 Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve %99,97 R2 oranında yüksek doğrulukta tahmin edilmiştir. Ayrıca çalışmada, 2022 yılı Haziran, Temmuz ve Ağustos ayları için geleceğe yönelik tahmin yapılmıştır. Çalışmanın, bölgesel olarak konut fiyatlarını yapay zekâ ile geleceğe yönelik olarak tahmin etmesi ve tahmin edici parametre olarak makroekonomik değişkenlerin yanı sıra hisse senedi endeksini kullanması bakımından literatüre katkı sağlayacağı umulmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Konut Fiyat Endeksi Tahmini, Yapay Sinir Ağı Modeli, Antalya-Isparta-Burdur Konut Fiyatları, Geleceğe Yönelik Konut Fiyat Tahmini

&

Abstract: In the first quarter of 2022, the country with the highest increase in housing prices in the world was Turkey, and the region with the highest increase in Turkey was Antalya-Isparta-Burdur. For this reason, it is aimed to forecast the housing prices of the Antalya-Isparta-Burdur region by using artificial intelligence in the study. In the proposed artificial neural network model, the consumer price index, housing loan interest rates, dollar rate, Turkey housing price index, and BIST 100 index were determined as input parameters for the period of January 2010-July 2022. As a result, the housing prices of the region were forecasted with high accuracy at %5.6 Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and R2 of 99.97%. In addition, future projections were made for the months of June, July, and August of 2022. The conclusions of this study will contribute to the literature in terms of forecasting regional housing prices with artificial intelligence and using the stock index as a predictive parameter as well as macroeconomic variables.

Keywords: Housing Price Index Forecast, Artificial Neural Network Model, Antalya-Isparta-Burdur Housing Price, Future Housing Price Forecast.

Atıf/Cite as: Çetin, D. T. (2022). Antalya-Isparta-Burdur Bölgesi Konut Fiyat Endeksinin Makroekonomik Göstergeler ve Hisse Senedi Endeksi Kullanılarak Yapay Zekâ İle Tahmini. *Abant Sosyal Bilimler Dergisi*, 22(3), 1363-1380. doi: 10.11616/asbi.1161592

İntihal-Plagiarism/Etik-Ethic: Bu makale, en az iki hakem tarafından incelenmiş ve intihal içermediği, araştırma ve yayın etiğine uyulduğu teyit edilmiştir. / This article has been reviewed by at least two referees and it has been confirmed that it is plagiarism-free and complies with research and publication ethics. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/asbi/policy>

Copyright © Published by Bolu Abant İzzet Baysal University, Since 2000 – Bolu

¹ Dr.Öğr. Üyesi, Dilşad Tülgen Çetin, Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi, dtozturk@mehmetakif.edu.tr.

1. Giriş

2020 yılı ilk aylarında başlayan Covid-19 pandemisi, tüm sektörlerde olduğu gibi konut sektöründe de önemli etkiler yaratmıştır. Özellikle pandemi nedeniyle evden çalışmanın yarattığı alan ihtiyacı, daha büyük konutlara olan talebi artırmıştır (Hermann, 2021). Bunun yanı sıra nüfusun yoğun olduğu şehirlerde yaşanan aşırı nüfus ve göç, konut talebinin artmasında rol oynamıştır (C. Lee ve Kang, 2022; Liu vd., 2022; Stawarz vd., 2021; Zhou ve Chi-Man Hui, 2022).

Pandeminin etkisiyle tedarik zincirinde yaşanan zorluklar, enerji ve petrol fiyatlarında yaşanan artışlar, iş ve üretim kaybının yarattığı ekonomik durgunluk, maliyet ve enflasyon artışlarını beraberinde getirmiştir (Arshizadeh vd., 2021; Christopoulos vd., 2021; Jia vd., 2021). Şubat 2022’de başlayan Rusya’nın Ukrayna’yı işgali ise tedarik zinciri ve nakliye sorunlarını daha da derinleştirirken, küresel enflasyonun artmasında rol oynamıştır (Knight ve Frank, 2022). Tüm bu faktörlerin etkisiyle, özellikle 2020 yılı sonrasında ivme kazanan inşaat maliyetlerindeki artışlar konut arzını daraltırken, konut piyasasındaki talep hızla artmaya devam etmektedir. Daralan arz karşısında artan talep ve maliyetler ise konut fiyatlarının yükselmesine yol açmıştır.

Konut piyasası üzerindeki küresel etkilerin yanı sıra Türkiye özelinde yaşanan yüksek kur, yüksek enflasyon, yabancılara konut satışlarının artması ve faiz oranlarının baskılanması gibi faktörler de konut fiyatlarının artışında rol oynamaktadır. 2022 yılı ilk çeyreğinde dünyada konut fiyatlarının en fazla arttığı ülke Türkiye olurken, Türkiye’de konut fiyatlarının en fazla arttığı bölge ise Antalya-Isparta-Burdur bölgesi olmuştur. Makroekonomik göstergelerin hızla değiştiği ve fiyat istikrarının bozulduğu ekonomik ortamlarda, konut fiyat hareketlerinin öngörülebilirliği yatırımcılar, politika yapıcılar ve hane halkı açısından daha da önem kazanmaktadır.

Çalışmanın amacı, Antalya-Isparta-Burdur bölgesi konut fiyatlarını yapay zekâ ile tahmin etmektir. Bu amaçla, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) tarafından yayımlanan Antalya-Isparta-Burdur bölgesi konut fiyat endeksi (TR61-KFE); dolar kuru, BIST 100 endeksi, konut kredi faiz oranları, Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE) ve Türkiye geneli KFE girdi değişkenleri ile Ocak 2010-Temmuz 2022 dönemi için aylık veri kullanılarak tahmin edilmektedir. Ayrıca eğitilen ağla, TR61-KFE’nin geleceğe yönelik üç aylık tahmini (Haziran-Temmuz-Ağustos 2022) yapılmaktadır. Tahmin modeli olarak Çok Katmanlı Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (ÇKGB- YSA) modeli seçilmiştir. Modelin seçilme nedeni, finansal zaman serilerinin tahmininde gösterdiği üstün başarı performansdır (Bahrammirzaee, 2010; Ismail vd., 2018; Maheswari vd., 2021).

Çalışmanın literatüre birkaç noktada katkısı bulunabilir: Birincisi, BIST 100 endeksi, dolar kuru, konut kredi faiz oranları, Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE) ve Türkiye geneli KFE’nin Türkiye’de konut fiyatlarını tahmin etmede, dolayısıyla konut fiyat hareketlerini açıklamada etkin parametreler olduğunun ortaya konulmasıdır. İkincisi, ÇKGB- YSA modelinin konut fiyatlarını tahmin etmede yüksek performans sağlayan bir model olduğunun kanıtlanmasıdır. Üçüncüsü ise tasarlanan ağ mimarisi ve seçilen girdi parametrelerin başarılı seçimi sonucunda KFE’nin gelecek aylara yönelik tahminlerinin yapılmasıdır. Özellikle son dönemde artan döviz fiyatları ve yüksek enflasyon oranları, çalışmanın incelenen dönem açısından özgün değerini artırmaktadır.

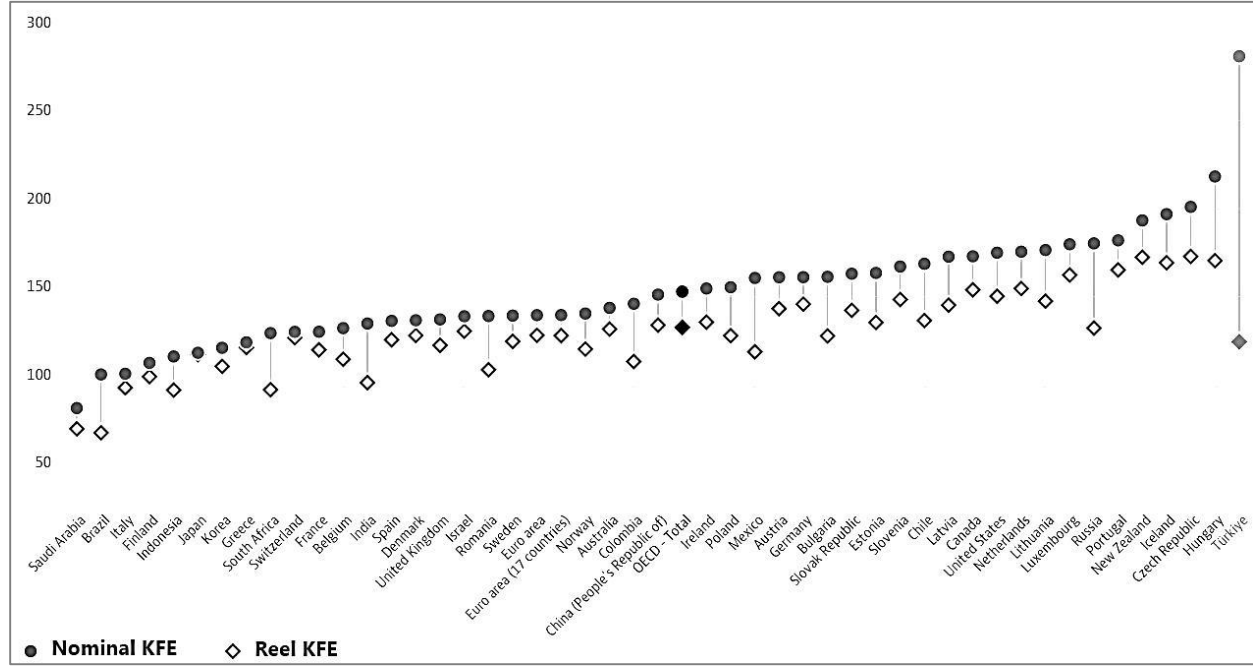
Çalışmanın ilk bölümünde giriş bölümü yer almaktadır. İkinci bölümde, dünyada ve Türkiye’de konut fiyat hareketleri incelenmiştir. Üçüncü bölümde, konut fiyatlarının tahminine ve araştırmada seçilen her bir girdi değişkenle ilişkisini açıklamaya yönelik literatür çalışmalarına yer verilmiştir. Dördüncü bölümde, çalışmada kullanılan yöntem ve model açıklanarak, veri seti ve tasarlanan ağ mimarisi hakkında bilgi verilmiştir. Beşinci bölümde, araştırmanın bulguları paylaşılmış, son bölümde ise çalışmanın sonuçları, bulgular ve mevcut çalışmalar ışığında tartışılmıştır.

2. Dünya’da ve Türkiye’de Konut Fiyatları

Küresel konut piyasası için fiyat düzeylerinin belirlenmesinde gösterge olarak kullanılan Knight ve Frank’ın dünya genelinde 56 ülkenin konut fiyatlarını dikkate alarak hesapladığı Küresel Konut Fiyat Endeksine (Global House Price Index-GHPI) göre, 2022 yılı Mart ayı itibarıyla küresel konut fiyatları

yıllık yüzdesel değişime göre %10,2 oranında artmıştır. Bölgesel verilere göre, konut fiyatları Kuzey Amerika'da ortalama %18,6, Avrupa'da %11,6 ve Asya-Pasifik ülkelerinde ortalama %6,4 oranında artmıştır. Tüm dünyada konut fiyatlarının en fazla yükseldiği ülke ise %110 konut fiyat artışı (%30,3 reel konut fiyat artışı) ile Türkiye olmuştur (Knight ve Frank, 2022). Bu durum Şekil 1'de yer alan OECD'nin yayımladığı grafikte de açıkça görülebilmektedir.

Şekil 1: Küresel Piyasalarda Nominal ve Reel Konut Fiyat Endeksleri, 2022 İlk Çeyrek



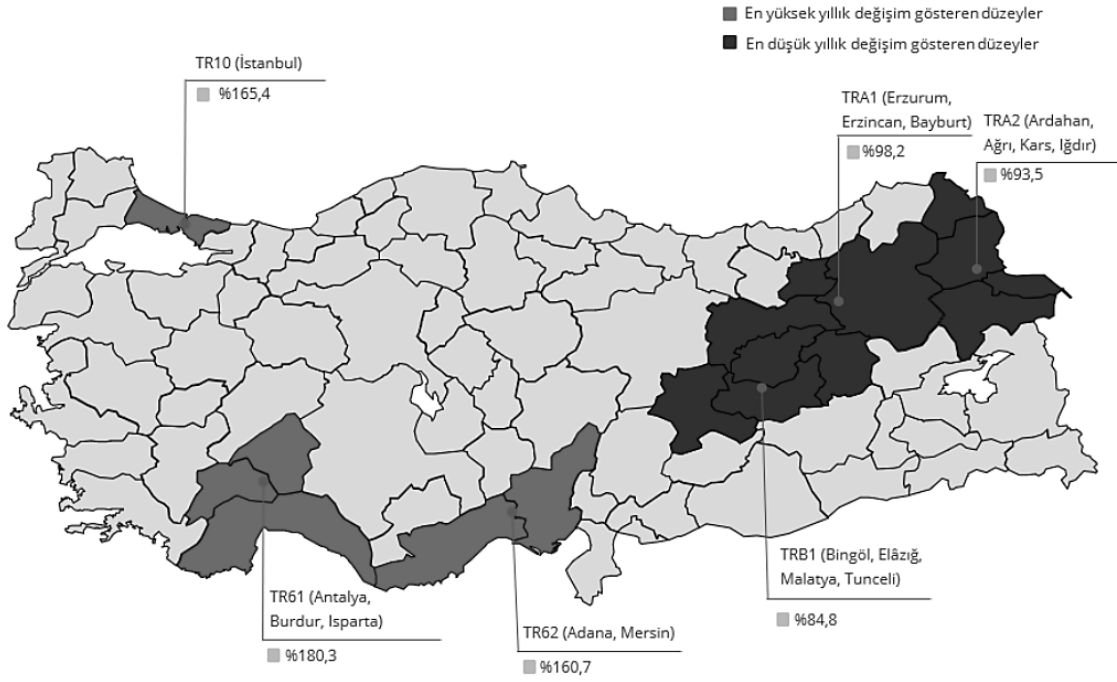
Kaynak: OECD, (2022). Housing Prices Data, 2022 Q1, Paris, <https://data.oecd.org/price/housing-prices.htm>

Şekil 1 incelendiğinde, reel konut fiyatları ile nominal konut fiyatları arasındaki en büyük farkın Türkiye'de olduğu görülmektedir. Bu durum son dönemlerde yaşanan yüksek enflasyon oranına işaret etmektedir. Türkiye'yi ise Macaristan ve Çek Cumhuriyeti'nin takip ettiği görülmektedir.

Küresel ekonomik resesyonun yanı sıra Türkiye'nin son yıllarda maruz kaldığı jeopolitik riskler de konut piyasası üzerinde önemli etkiler yaratmıştır. 24 Şubat 2022 tarihinde Rusya'nın Ukrayna'yı işgali ile birlikte, Suriye savaşıyla başlayan göç dalgasına bir yenisi eklenmiştir. Yabancılar vatandaşlık verilmesi ve getirilen vergi muafiyetleri, döviz kurlarının da etkisiyle Türkiye konut piyasasını yabancılar için ucuz ve cazip hale getirmiştir. 2020 Ocak-2022 Haziran döneminde toplam 134.771 adet ile yabancılar konut satışı rekor düzeye ulaşmıştır. 2022 yılı Mayıs ayında bir önceki yılın aynı ayına göre yabancılar konut satışı %235,7 artmıştır (TÜİK, 2022). Özellikle İstanbul, İzmir, Antalya, Muğla ve çevresinde yabancıların artan konut talebi ile birlikte fiyatların aşırı yükseldiği görülmektedir.

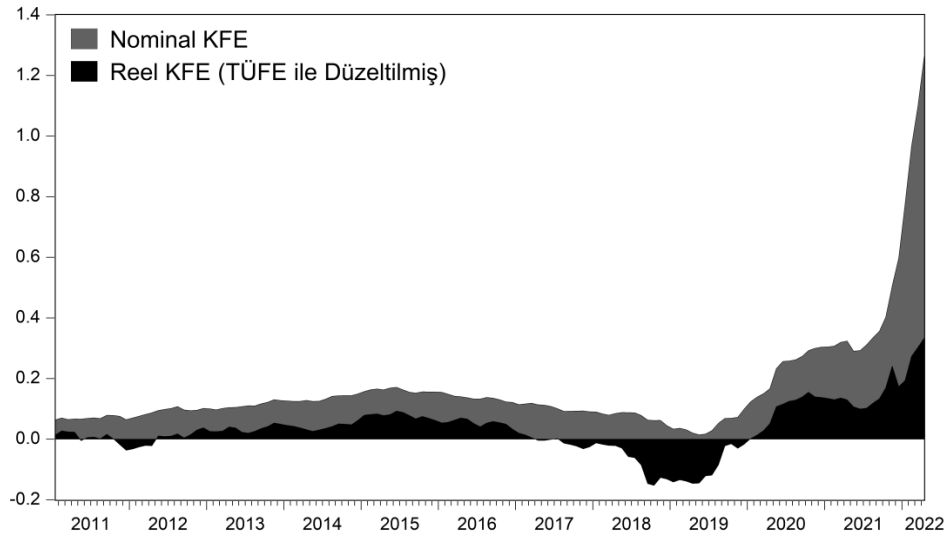
İnşaat maliyetlerindeki artış, döviz kurlarının hızlı yükselişi ve enflasyon, Türkiye'de konut üretimini durma noktasına getirmiştir. Öte yandan TCMB, Eylül 2021 itibarıyla %19 olan politika faiz oranını yıl sonuna kadar düzenli aralıklarla %14'e indirerek enflasyonun altında faiz politikası uygulamaya başlamıştır. Konut fiyatlarının reel olarak değer kaybetmesi konut talebinde artışa neden olurken, artan talebi karşılayacak konut arzı gerçekleşemediği için fiyatlarda üç haneli artış rakamları görülmüştür.

TCMB, Mayıs 2022 yılı verilerine göre, Türkiye genelinde konut fiyatları nominal olarak % 145,5, reel olarak ise % 41,1 oranında artmıştır. Aynı dönemde en yüksek yıllık değişim gösteren bölge ise %180,3 artışla Antalya, Burdur ve Isparta'nın yer aldığı TR61 bölgesi olmuştur (TCMB, 2022). Türkiye geneli konut fiyatlarının yıllık yüzdesel değişimlerine ilişkin harita, Şekil 2'de yer almaktadır.

Şekil 2: Türkiye Konut Fiyat Endeksi Yıllık Değişim Haritası (Mayıs 2022)

Kaynak: TCMB, Konut Fiyat Endeksi İstatistikleri, Aylık Gelişmeler Raporu, Mayıs 2022.

Türkiye’de küresel konut piyasasında nadir görülen üç haneli bir artışın gözlenmesinde, yükselen enflasyon baskısının etkisi olduğu görülmektedir. Zira 2022 ilk çeyreği için açıklanan %69,9 oranındaki Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE) maliyet ve fiyatlar üzerinde baskı oluşturmaktadır. Ayrıca akaryakıt ve enerji fiyatlarındaki üç haneli artışlar, inşaat maliyetlerinin enflasyon oranının üzerinde artmasına neden olmaktadır. Artan maliyetler ve ekonomik belirsizlikler nedeniyle konut üretim arzının daralması, artan konut talebinin karşılanamamasına ve konut fiyatlarının reel olarak artmasına yol açmıştır.

Şekil 2: TÜFE ile düzeltilmiş Reel KFE- Nominal KFE, (Ocak 2010 - Mayıs 2022, Yıllık % Değişim)

Kaynak: TCMB, Konut Fiyat Endeksi ve TÜFE istatistiklerine dayanarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 3’te yer alan TÜFE ile düzeltilmiş reel KFE grafiği incelendiğinde konut fiyatları ile TÜFE arasındaki yüksek korelasyon görülebilmektedir. Grafikte, reel KFE’nin 2017-2020 yılları arasında yıllık yüzdesel değişiminin negatif seyrettiği görülmektedir. 2017-2020 yılları arasında reel konut fiyatlarının inşaat sektörünün desteklenmesi amacıyla uygulanan politikalar sonucu negatif seyrettiği söylenebilir. 2020 yılının başlarından itibaren ise artan kur ve enflasyon baskısı, nispeten ucuz kalan konut

yatırımlarının artmasına ve KFE'nin reel anlamda pozitif seyretmesine yol açmıştır. Reel konut fiyatlarındaki artış, 2021 yılı başından itibaren politika faiz oranlarının %19'dan kademeli olarak %14'e düşürülmesi ile birlikte ivme kazanmıştır.

3. Literatür

Konut piyasası, barınma ihtiyacını karşılamının yanı sıra önemli bir yatırım aracı olarak görülmektedir (Fereidouni, 2010; C. L. Lee, 2008). Para ve sermaye piyasası araçlarındaki yüksek oynaklığın görüldüğü ülkelerde, güvenilir bir yatırım alternatifi olarak her geçen gün daha fazla talep görmektedir. Bu nedenle, konut fiyat hareketlerini açıklamaya ve tahmin etmeye yönelik çalışmaların sayısı her geçen gün artmaktadır. Özellikle son birkaç yılda Türkiye'de konut fiyatlarında yaşanan olağanüstü artış, araştırmacıların bu alana odaklanmasına yol açmıştır.

3.1. Konut Fiyatlarının Tahmini

Konut fiyatlarının tahminine ilişkin çalışmalarda genel olarak hedonik değerlendirme / regresyon modelinin (Ecer, 2014; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Selim ve Demirbilek, 2009), bulanık mantık modelinin (Amri ve Tularam, 2012; Kuşan vd., 2010; Mukhlisin vd., 2017; Nazemi ve Rafiean, 2020; Sarip ve Hafez, 2015) ve Yapay Sinir Ağı (YSA) modelinin (Aydemir vd., 2020; Güner, 2021; Kitapci vd., 2017; Lam vd., 2008; Rahman vd., 2019; Yılmaz vd., 2018; Yu vd., 2016) kullanıldığı görülmektedir.

Türkiye'de makroekonomik faktörleri kullanarak konut satış adetlerinin tahmininde YSA modelinin kullanıldığı birkaç çalışmaya karşın (Doğan vd., 2022; Güner, 2021; Selçi, 2021; H. Yılmaz ve Tosun, 2020); konut kredisi faiz oranı, TÜFE, BIST 100 endeksi ve dolar kuru ile KFE'nin tahmin edildiği herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Konut fiyatlarının yapay sinir ağı modeli ile tahmininde çeşitli tahmin edici parametreler kullanılmıştır. Aydemir vd., (2020); Ecer, (2014); Yılmaz vd., (2018) çalışmalarında tahmin edici girdi değişkeni olarak konutların fiziksel özelliklerini kullanmışlardır. Yılmaz, Afşar ve Yılmaz, (2018), Eskişehir ilinde konutların fiziksel özelliklerini (oda sayısı, banyo sayısı, kat sayısı, otopark, asansör vb.) girdi değişkeni olarak kullanarak üç katmanlı ileri beslemeli YSA modeli ile Eskişehir ilinde konut fiyatlarını %92,07 regresyon katsayısı ile tahmin etmiştir.

YSA modeli ile regresyon modelinin tahmin sonuçlarını karşılaştıran pek çok çalışma bulunmaktadır (Ecer, 2014; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Selim ve Demirbilek, 2009; Tabar vd., 2021). Bu çalışmalar, konut fiyatlarının tahmininde YSA modelinin çok daha yüksek performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Ecer, (2014), İzmir Karşıyaka ilçesi konut fiyatlarını konutların fiziksel özelliklerini kullanarak çok katmanlı algılayıcılar (MLP) ve hedonik regresyon modelleri ile tahmin etmiş ve sonuç olarak MLP modelinin hedonik modelden daha yüksek performans gösterdiğini tespit etmiştir.

3.2. Konut Fiyatları ile Enflasyon İlişkisi

Türkiye'de konut fiyatları ile enflasyon ilişki nedensellik ve eş bütünleşme testleri aracılığıyla araştırılmıştır. Çalışmalar, enflasyon göstergesi olarak Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE) Üretici Fiyat Endeksi (ÜFE) ile konut fiyatları arasında ekonometrik olarak anlamlı bir ilişkinin varlığını kanıtlamaktadır (A. C. Çetin, 2021; İslamoğlu ve Nazlıoğlu, 2019; Karaağaç Adana ve Altınırnak, 2018; Karadaş ve Salihoğlu, 2020; Kayral, 2017; Öztürk ve Fitöz, 2009; Paksoy vd., 2014). Ucal ve Gökent, (2009), çalışmalarında TÜFE'nin konut fiyatlarındaki değişimi %15-16 oranında açıklayabildiğini ortaya koymuştur. Coşkun, (2016) ise çalışmasında KFE'nin TÜFE'ye göre daha fazla artış gösterdiğini ve reel getiri sağlamak için iyi bir yatırım alternatifi olabileceğini ortaya koymuştur.

3.3. Konut Fiyatları ile Konut Kredisi Faiz Oranı İlişkisi

Konut kredisi faiz oranlarının düşük olduğu dönemlerde borçlanma maliyetlerinin düşük olması konut alım talebinin artmasına yol açmaktadır. Artan talep orta ve uzun vadede konut fiyatlarının artmasıyla sonuçlanmaktadır (Akçay vd., 2021; Akkaş ve Sayılğan, 2015; Darıcı, 2018; Karakuş ve Öksüz, 2021; Kolcu

ve Yamak, 2018; Özçim, 2022). Çalışmalar konut kredisi faiz oranı ile konut fiyatları arasında ters orantılı bir ilişkinin varlığını ortaya koymaktadır. Akgunduz vd., (2021) çalışmalarında konut kredi faiz oranındaki her %1 puanlık düşüşün konut fiyatlarını %2,1, konut kredi borçlanmasını ise %6,6 oranında artırdığını tespit etmişlerdir. Akkaş ve Sayılğan, (2015) ise çalışmalarında konut kredisi faiz oranlarındaki artışın 5-6 ay gecikmeli bir etkiyle KFE üzerinde %20 oranında etkili olduğunu göstermektedir.

3.4. Konut Fiyatları ile Dolar Kuru İlişkisi

Türkiye’de inşaat üretiminde kullanılan malzemelerin ve/veya hammaddelerin büyük bir çoğunluğu ithal edildiğinden inşaat maliyetlerinin döviz kuruna duyarlılığı yüksek olmaktadır. İnşaat maliyetlerindeki artış konut fiyatlarına yansıtacağından, döviz kurları ile konut fiyatları arasında doğrusal bir ilişki olması son derece makuldür (A. C. Çetin, 2021; Özcan ve Başaran Tormuş, 2018; Y. Yılmaz, 2022). Özcan ve Başaran Tormuş, (2018) dolar kuru ile KFE arasındaki eş bütünleşme ilişkisini araştırdıkları çalışmalarında, dolar kurundaki her %1’lik artışın endeksi %0,965 oranında artırdığını tesit etmişlerdir.

3.5. Konut Fiyatları ile Hisse Senedi Fiyatlarının İlişkisi

Türkiye’de konut fiyatları ile ilgili yapılan çalışmalarda faiz oranları, enflasyon ve büyüme gibi makroekonomik değişkenlerle olan ilişkisi incelenmiş (Akça, 2022; Canbay ve Mercan, 2020; Çankaya, 2013; A. C. Çetin, 2021; Karadaş ve Salihoğlu, 2020), ancak hisse senedi piyasaları ile ilişkisi çok fazla araştırılmamıştır. Mevcut çalışmalar, konut piyasası ile hisse senedi piyasası arasında kısa ve uzun dönemli bir ilişkinin varlığına işaret etmektedir (Chen ve Ji, 2017; Çipe ve Aslan, 2022; Hong ve Li, 2020; Ibrahim, 2010; Karakuş ve Öksüz, 2021; McMillan, 2011; Tsai ve Chen, 2010; Y. Yılmaz, 2022). Y. Yılmaz, (2022), çalışmasında KFE ile dolar kuru ve BIST 100 endeksi arasında çift yönlü nedensellik ilişkisini bulunduğunu tespit etmiştir.

4. Yöntem

Çalışmada, finansal zaman serilerinin tahminindeki yüksek doğruluk performansı nedeniyle Çok Katmanlı Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Modeli (ÇKGB-YSA) kullanılmıştır (Bahrammirzaee, 2010; İsmail vd., 2018; Maheswari vd., 2021). Bir yapay zekâ yönteminin tahmin performansı, sorunun açık bir şekilde tanımlanmasına ve girdi ile çıktı değişkenleri arasındaki doğrusal olmayan karmaşık ilişkinin uygun şekilde modellenmesine bağlıdır. Ağ mimarisinin uygun bir şekilde tasarlanması kadar, girdi değişkenlerinin seçimi de modelin başarısında büyük rol oynamaktadır. Bu nedenle, girdi değişkenleri konut fiyatlarına etkisi literatür çalışmaları ile kanıtlanmış parametreler arasından dikkatle analiz edilerek seçilmiştir.

4.1. Veri Seti

Çalışmada, modelin tahmin edici girdi parametreleri TÜFE, BIST 100 Endeksi, dolar kuru, Türkiye KFE ve konut kredisi faiz oranları, tahmin edilmek istenen çıktı parametresi ise TR61-KFE değerleridir. Veri dönemi Ocak 2010-Temmuz 2022 olup, 151 adet aylık veri elde edilmiştir. TCMB tarafından yayımlanan KFE, Ocak 2010 yılı itibarıyla aylık veri şeklinde hesaplandığından veri setinin başlangıcı bu tarihten itibaren başlamaktadır. KFE verileri iki ay gecikmeli açıklandığından, KFE verileri Mayıs 2022, diğer değişkenler ise Temmuz 2022 tarihine kadar gerçek verileri yansıtmaktadır. Analizin yapıldığı tarihte (Temmuz 2022) konut fiyat endekslerine ilişkin yayımlanmış son veri Mayıs 2022 tarihine aittir. Bu nedenle, Haziran, Temmuz ve Ağustos KFE verileri modelin test veri grubuna alınarak ağın tahmin etmesi sağlanmıştır. Tablo 1’de araştırmada kullanılan verilere ait bilgiler yer almaktadır.

Tablo 1: Araştırmada Kullanılan Değişkenlere Ait Bilgiler

	Veri Adı	Açıklama	Veri Türü	Veri Kaynağı
GİRDİ	TR-KFE	Türkiye Konut Fiyat Endeksi	Endeks değeri	TCMB, EVDS
	TÜFE	Tüketici Fiyat Endeksi	Endeks değeri	TCMB, EVDS
	Konut-Faiz	Konut Kredisi Ağırlıklı Ortalama Faiz Oranı	Oran	TCMB, EVDS
	USD/TRY	Dolar/TL Kuru	Serbest piyasa satış kuru	investing.com
	BIST 100	Borsa İstanbul 100 Endeksi	Endeks kapanış değeri	investing.com
ÇIKTI	TR61-KFE	Antalya-Isparta-Burdur Konut Fiyat Endeksi	Endeks değeri	TCMB, EVDS

Araştırmada kullanılan değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler ve tahmin edilmek istenen TR61-KFE verisinin girdi değişkenlerle korelasyon sonuçları Tablo 2’de sunulmaktadır.

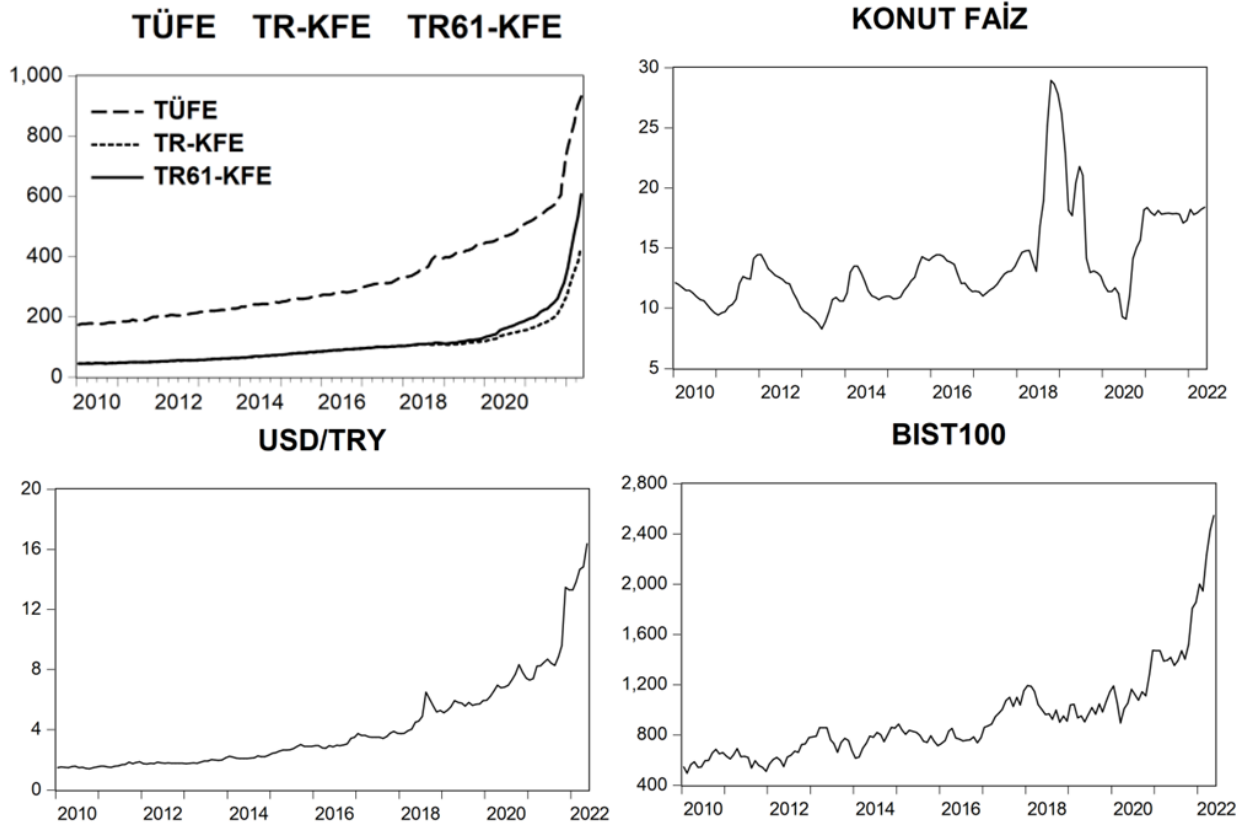
Tablo 2: Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler ve Korelasyon Sonuçları

	TR61-KFE	TR-KFE	TÜFE	USD/TRY	BIST100	Konut Faiz
Ortalama	107,47	98,06	322,84	4,06	918,71	13,61
Medyan	87,55	87,05	274,41	2,93	830,50	12,55
Maksimum	533,40	383,10	904,79	14,84	2430,00	28,95
Minimum	45,40	45,40	174,07	1,43	497,00	8,30
Standart Sapma	78,40	56,75	143,75	2,95	334,92	3,89
Çarpıklık	2,83	2,36	1,52	1,70	1,83	1,77
Basıklık	12,89	10,26	5,58	5,87	7,30	6,67
Jarque-Bera	800,67	462,02	98,29	121,94	196,01	160,65
Gözlem Sayısı	151	151	151	151	151	151
TR61-KFE Korelasyon	1,00	0,99	0,96	0,96	0,95	0,46

Tablo 2’de yer alan tanımlayıcı istatistik sonuçlarına göre, seriler arasında standart sapması en büyük seri BIST 100 endeksi, en küçük seri ise dolar kurları serisidir. Diğer bir deyişle BIST 100 endeksi ağırlıklı ortalamaya en uzak dağılan seri, dolar kuru ise ağırlıklı ortalamaya en yakın dağılan seri olmuştur. Serilerin tamamında basıklık değerleri >3 olduğu için, seriler leptokörtik dağılım göstermektedir. Çarpıklık değerlerine göre ise tüm seriler sağa çarpık dağılım göstermektedir. Çarpıklık ve basıklık değerlerinin yanı sıra, serilerin normallik sınavasında kullanılan Jarque-Bera test sonuçları da serilerin normal dağılmadığını göstermektedir. Tabloda yer alan korelasyon sonuçlarına göre TR61-KFE ile en yüksek korelasyon %99 oranıyla TR-KFE ve en düşük korelasyon ise %46 oranıyla konut kredi faiz oranları değişkeni ile. TR61-KFE’nin diğer değişkenlerle olan korelasyonu da oldukça yüksek olup, %95-96 oranında seyretmektedir.

Çalışmada yer alan değişkenlere ait zaman serisi grafikleri Şekil 4’te yer almaktadır. Şekilde, konut kredi faiz oranları dışındaki tüm değişkenler için 2020 yılından sonra hızlı bir yükseliş gözlemlenirken, konut kredi faiz oranlarında hükümetin faizi baskılayıcı politikası nedeniyle yatay seyir gözlemlenmektedir. TÜFE, TR61-KFE ve TR-KFE zaman serilerinin birlikte gösterildiği grafikte, TR61-KFE’nin TR-KFE’den 2018 yılından sonra ayrılmaya başladığı görülmektedir. Diğer bir deyişle, Antalya-Isparta-Burdur bölgesi konut fiyatları, 2018 yılından itibaren Türkiye genelindeki konut fiyatlarından daha fazla artış göstermeye başlamıştır.

Şekil 3: Değişkenlere Ait Zaman Serisi Grafikleri



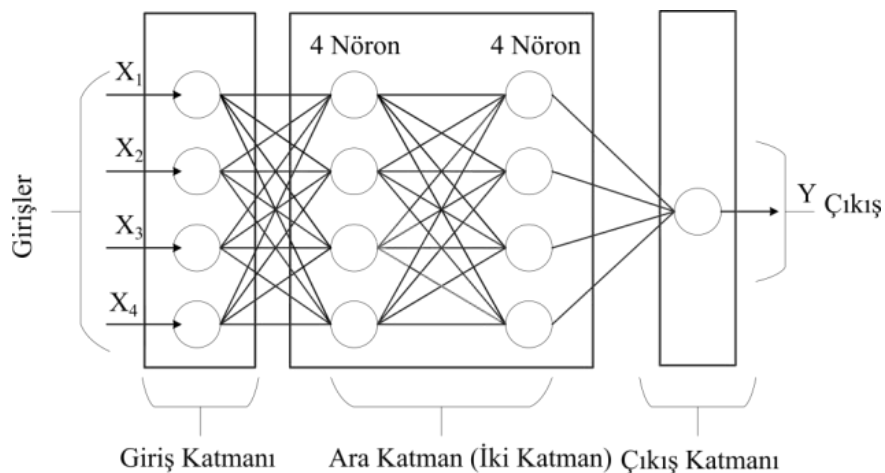
Kaynak: Yazar tarafından hesaplanan endekslere göre çizilmiştir.

4.2. Yapay Sinir Ağı Modeli

Yapay sinir ağı, sinir yapısını oluşturan katsayılar (ağırlıklar) ile bağlantılı yapay nöronlardan oluşan biyolojik olarak insan beyninden esinlenilmiş bir hesaplama modeli olarak tanımlanabilir (D. T. Çetin ve Metlek, 2021). Bilgiyi işledikleri için işleme elemanları olarak da bilinmektedirler. Yapay sinir hücreleri birbiriyle bağlanarak katmanları, katmanlar bir araya gelerek ağ yapısını oluşturmaktadır.

Bir YSA üç ana katmandan oluşmaktadır. Bunlar; girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanıdır. YSA'nın ağ yapısı Şekil 5'te sunulmaktadır.

Şekil 4: Yapay Sinir Ağ Yapısı



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Girdi katmanı, dış ortamdan sağlanan verileri (girişleri) ara katmana ileten nöronlardan oluşmaktadır. Giriş verileri eğitim ve test verileri olarak ayrılmakta, eğitim verileri ağı eğitilmesi için kullanılırken test verileri işlenerek ağı hiç görmediği veriler üzerindeki performansını tespit etmekte kullanılmaktadır (D. T. Çetin, 2022).

Öncelikle model ileriye doğru çalıştırılmaktadır. Girdi katmanına gelen veri için Net değer Denklem 1 ile hesaplanmakta ve buna göre Net değere eklenecek bias değeri ise Denklem 2 ile hesaplanmaktadır. Denklem 1'de, x_i i. giriş değerini ve w_i , i. girişin ağırlık değerini, Denklem 2'de β , sapma katsayısını ve w_i ise sapmanın ağırlık değerini ifade etmektedir.

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^{i=j} X_i W_i \quad (1)$$

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^{i=j} X_i W_i + \beta w_i \quad (2)$$

Ara katmanda veriler aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla işlenmektedir. Araştırmada ağı aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik-sigmoid (Denklem 3'te) ve Logistic-Sigmoid (Denklem 4'te) fonksiyonları kullanılmıştır.

$$Y = \frac{2}{(1 + e^{-2\text{Net}}) - 1} \quad (3)$$

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-\text{Net}}} \quad (4)$$

Model, çıktı katmanında çıktı değeri oluşturulana kadar ileriye doğru çalışmaya devam etmektedir. Çıkış katmanında bulunan hücrelerin aktivasyon fonksiyonundan çıkan değerler YSA'nın çıkış değerlerini, yani problemin sonucunu oluşturmaktadır. Son olarak, çıkış değeri ile Denklem 5'te formüle edilen hedef değer karşılaştırılarak hata değeri hesaplanmakta ve hata geriye yayılım algoritması ile geriye doğru dağıtılmaktadır.

$$\text{Hata}(M) = \text{Hedef}(M) - \text{Çıktı}(M); \quad m = 1, \dots, m \quad (5)$$

Eğitim verileri için gerçekleşen hata oranı kabul edilebilir hata değerine veya belirlenen tekrar (iterasyon) sayısına ulaştığında ağı eğitimi tamamlanmış olmaktadır. Sonrasında eğitilen ağı daha önce görmediği veriler giriş olarak verilerek, ağı sonuç üretmesi sağlanmaktadır (D. T. Çetin ve Metlek, 2021).

Tahmin modellerinde, modelin başarısını ölçmek amacıyla hata fonksiyonları kullanılmaktadır. Literatürde en yaygın kullanılan hata fonksiyonları; ortalama mutlak hata (MAE), ortalama kare hata (MSE), kök ortalama kare hata (RMSE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE), regresyon katsayısı (R^2)'dir. MAE, modelin tahmin ettiği değerlerle gerçek değerler arasındaki farkların, yani hatanın mutlak değerinin ortalamasını; MSE, hataların karelerinin ortalama değerini; RMSE, MSE'nin karekökünü; MAPE, hataların mutlak değerlerinin yüzdesel oranlarının ortalamasını; R^2 ise bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki regresyon belirleme katsayısını ifade etmektedir. Hata fonksiyonları Denklem 6-10'da formüle edilmiştir.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{gerçek_i} - Y_{tahmin_i}| \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{gerçek_i} - Y_{tahmin_i})^2 \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{gerçek_i} - Y_{tahmin_i})^2} = \sqrt{MSE} \quad (8)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_{gerçek_i} - Y_{tahmin_i}|}{|Y_i|} \right) * 100 \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{gerçek_i} - Y_{tahmin_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{gerçek_i} - Y_{ortalama\ gercek_i})^2} \quad (10)$$

4.3. Araştırma Tasarımı

Araştırmada veri setinin özellikleri dikkate alınarak, ÇKGB-YSA modeli kullanılmıştır. ÇKGB-YSA, dinamik yapıya sahip bir model olup, doğrusal olmayan sınıflandırma, eğri uydurma ve tahmin problemlerinde başarılı sonuçlar vermektedir. Model, ağıın tüm çıkışından elde edilen hatanın, çıkış katmanından giriş katmanına doğru ağırlıklarının güncellenmesi ilkesine dayanmaktadır (D. T. Çetin, 2021).

Tasarlanan modelin giriş katmanını; TR-KFE (X1), TÜFE (X2), Konut Faiz (X3), USD/TRY (X4), BIST 100 (X5) verileri oluşturmaktadır. Çıkış katmanını ise TR-61 KFE (Y) oluşturmaktadır. Modelde, 151 adet aylık veri kullanılmıştır. Model kurgulanırken, girdi değişkenlerin (t-1) zamana ait verileriyle TR61-KFE endeksinin t zamanındaki verisinin tahmin edilmesi sağlanmıştır.

Modeli eğitmek için verilerin %80'i eğitim, %10'u test, %10'u doğrulama verisi olarak k-fold 5 çapraz doğrulama yöntemine göre ayrılmıştır. K-fold 5 çapraz doğrulama yöntemi nedeniyle 1 veri kaybedilmiş ve böylece, kalan 150 adet verinin 120 adedi eğitim verisi, 15 adedi test verisi ve 15 adedi doğrulama verisi olarak kullanılmıştır. Ağıın eğitiminde Levenberg- Marquardt algoritması kullanılmıştır. Sistemin eğitim işleminin sonlanması için 0,001 hata değeri veya 1000 iterasyon şartı belirlenmiştir. YSA modeli, Matrix Laboratory (MATLAB)-R2020a programından yararlanılarak tasarlanmıştır.

YSA modelinde ağı mimarisinin oluşturulmasında genel bir kural bulunmaması nedeniyle, en iyi performansı veren ağı yapısı farklı özelliklere sahip modeller oluşturularak deneme-yanılma yöntemiyle en düşük ortalama karesel hata (MSE) değerine göre seçilmiştir. Yapılan denemeler sonucunda en iyi performansın elde edildiği modelin özellikleri Tablo 3'te sunulmaktadır

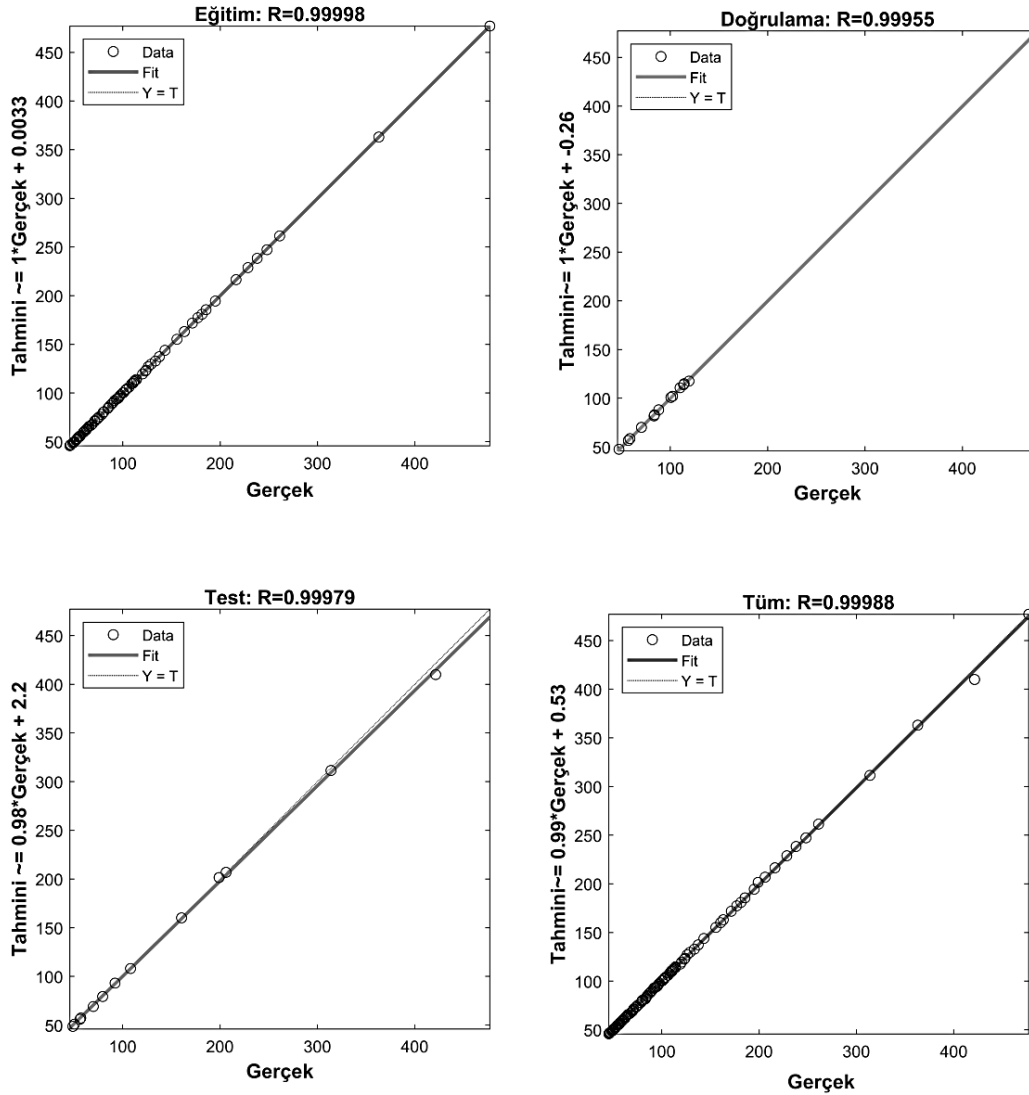
Tablo 3: Tasarlanan Yapay Sinir Ağı Modelinin Özellikleri

Özellikler	Nöron Sayısı /Değerler	Kullanılan Fonksiyon
Girdi Katmanı	5	
1. Ara Katman	6	Logistic-Sigmoid (logsig)
2. Ara Katman	2	Tanjant Hiperbolik-Sigmoid (tansig)
Çıktı Katmanı	1	
Veri Ayırma Yöntemi	%80 :%10 :%10	k-fold 5 çapraz doğrulama
Ağı Yapısı	Geri Beslemeli	Geri Yayılım Algoritması
Eğitim Fonksiyonu		Levenberg-Marquardt Algoritması
İterasyon Sayısı	1.000	
Hata Değeri	0,001	

5. Bulgular

Tasarlanan YSA modelinde, veriler kullanılarak sistem çalıştırıldığında Şekil 6'da sunulan regresyon sonuçları elde edilmiştir. Şekilde, bütün noktaların regresyon doğrusunun üzerinde bulunduğu görülmektedir. Regresyon değerlerinin bire yakın olması, örneklem veri noktalarının tamamına yakının regresyon ile elde edilen hiperdüzeyin üzerinde olduğu anlamına gelmektedir. Buna göre, tüm veriler için modelin tahmin ettiği TR-61 KFE ile gerçek endeks değerleri arasında %99,988 oranında kuvvetli bir ilişki bulunmaktadır.

Şekil 5: Yapay Sinir Ağı Modeli Regresyon Analiz Grafikleri



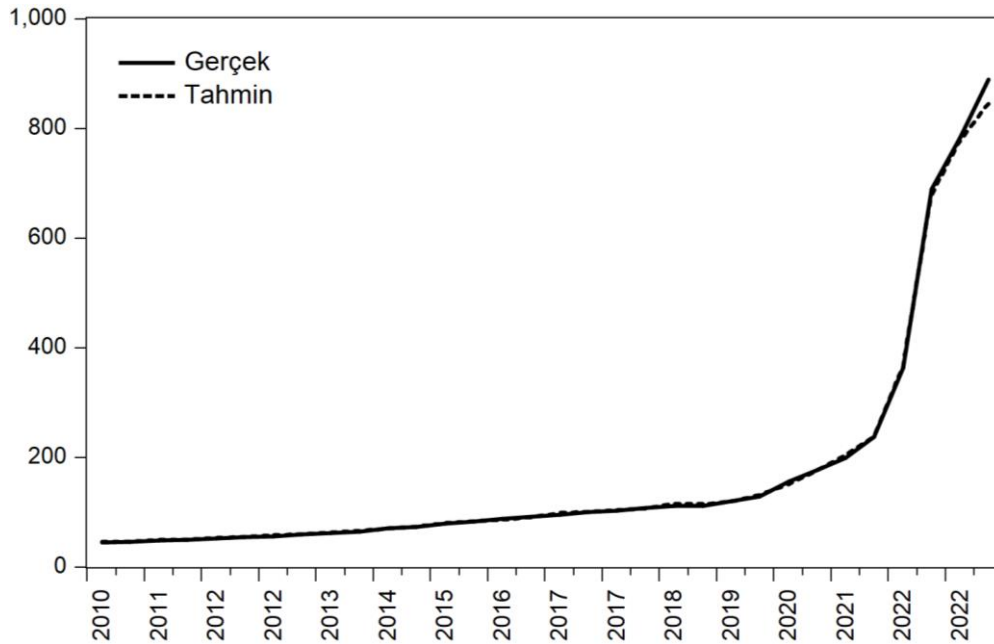
YSA ile tasarlanan tahmin modelinin performansı Denklem 6-10'da sunulan hata fonksiyonları ile ölçülmüş ve sonuçlar Tablo 4'te paylaşılmıştır.

Tablo 4: Yapay Sinir Ağı Modeli Performans Sonuçları

	Hata Değeri	Hata Oranı (%)
Ortalama Mutlak Hata (MAE)	0,8006	
Ortalama Kare Hatası (MSE)	2,6093	
Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE)	1,3046	
Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE)		0,56%
Regresyon Belirleme Katsayısı (R^2)		99,97%

Tablo 4 incelendiğinde, modelin hata değerlerinin oldukça düşük olduğu görülmektedir. Modelin MAPE değeri %0,56, R^2 değeri ise %99,97 olarak gerçekleşmiştir. Diğer bir deyişle, tasarlanan YSA modeli TR61-KFE değerlerini %0,56 hata oranıyla tahmin etmiş ve tahmini endeks değerleri ile gerçek endeks değerleri arasındaki regresyon %99,97 oranında gerçekleşmiştir.

Modelin tahmin ettiği TR61-KFE ile gerçek endeks değerlerini gösteren grafik, Şekil 7’de sunulmaktadır. Grafikte, düz çizgi ile ifade edilen eğri gerçek TR61-KFE değerlerini gösterirken, kesikli çizgi ile ifade edilen eğri tahmini endeks değerlerini göstermektedir.

Şekil 6: Antalya-Isparta-Burdur Bölgesi TR61-KFE Tahmini ve Gerçek Değerler Grafiği

Grafik incelendiğinde eğrilerin birbiriyle büyük bir uyum içinde olduğu gözlemlenmektedir. Bu durum, tasarlanan YSA mimarisinin ve seçilen tahmin edici girdilerin TR61-KFE değerlerini tahmin etmede yüksek başarı gösterdiğini ifade etmektedir.

Analizin yapıldığı tarih itibarıyla (25.07.2022) yayımlanmış son KFE değeri 2022 yılı Mayıs ayına aittir. Ancak diğer girdi değişkenler olan USD/TRY, TÜFE, BIST100, konut faiz verilerine Haziran ve Temmuz ayları için ulaşılabilir. Ağ, t-1 zamandaki girdilerle t zamanındaki TR61-KFE verisini tahmin edecek şekilde tasarlandığından, eğitimi tamamlanarak öğrenen ağın geleceğe yönelik üç aylık tahmin yapması sağlanmıştır. Araştırmada TR61-KFE değerlerinin geleceğe yönelik olarak gerçekleştirilen 2022 yılı Haziran, Temmuz ve Ağustos tahmini endeks değerleri ve bir önceki yıla göre yıllık yüzdesel değişim oranları Tablo 5’te sunulmaktadır.

Tablo 5: Gelecek Üç Aya Ait TR61-KFE Tahminleri

	Tahmini TR61-KFE Değeri	Tahmini %Yıllık Değişim
2022-Haziran Ayı	678,31	205%
2022-Temmuz Ayı	777,21	240%
2022-Ağustos Ayı	845,34	255%

Modelin geleceğe yönelik tahmin sonuçları, konut fiyatlarındaki artışın gelecek üç aylık dönemde devam edeceği yönündedir. Tablo 5'e göre Antalya-Isparta-Burdur bölgesindeki konut fiyatlarının 2022 yılı Haziran, Temmuz, Ağustos aylarında bir önceki yıla göre değişimi sırasıyla %205, %240 ve %255 oranında artacağı öngörülmektedir.

6. Sonuç

Konut sektörü ve geniş kapsamda inşaat sektörü, Türkiye'de ekonomik açıdan en önemli sektörlerden biridir. Sektörün emek yoğun yapısı nedeniyle yüksek istihdam kapasitesine sahip olması işsizlikle mücadelede kritik bir rol oynamaktadır. Sektörün ekonomi ile güçlü bağlantısı ve diğer sektörlerde yarattığı etkisi göz önünde bulundurulduğunda, politika yapıcılar, ekonomistler ve yatırımcılar açısından konut fiyatlarının tahmini sektörün öngörülebilirliğini sağlamada büyük önem arz etmektedir.

Son yıllarda, özellikle 2020 yılı sonrası dünya genelinde konut fiyatlarında ortalama %10-15 oranında artış gözlemlenmektedir. 2022 yılı ilk çeyreğinde dünya genelinde nominal konut fiyatlarının en fazla yükseldiği ülke, yıllık %110'luk artışla Türkiye olmuştur. 2022 yılı Mayıs ayı verilerine göre Türkiye genelinde konut fiyatlarının en fazla yükseldiği bölge ise TR61 KFE'deki %180,3'lik artışla Antalya-Isparta-Burdur bölgesi olmuştur. Bu noktadan hareketle çalışmada, Antalya-Isparta-Burdur bölgesi konut fiyatları Ocak 2010-Temmuz 2022 dönemi için yapay sinir ağı modeli ile tahmin edilmektedir. Son birkaç yılda hem küresel anlamda hem de Türkiye özelinde yaşanan Covid-19 pandemisi, yüksek kur, yüksek enflasyon etkisi, küresel ekonomik daralma, Suriye savaşı ve Ukrayna işgali gibi önemli gelişmeler, çalışmayı incelenen dönem açısından önemli kılmaktadır.

Çalışmada, TÜFE, konut kredi faiz oranları, BIST-100 Endeksi, dolar kuru ve Türkiye geneli KFE verileri tahmin edici girdi değişkenler olarak belirlenmiştir. Modelin çıktısını ise Antalya-Isparta-Burdur (TR61) KFE oluşturmaktadır. Tahmin modeli olarak Çok Katmanlı Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (ÇKGB-YSA) yapısı kullanılmış ve sonuç olarak bölgenin KFE, % 5,6 Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve %99,97 regresyon katsayısı (R2) değerleriyle yüksek doğrulukta tahmin edilmiştir. Ayrıca çalışmada, henüz verisi açıklanmamış olan 2022 yılı Haziran, Temmuz ve Ağustos ayları için geleceğe yönelik tahmin yapılmıştır. Tahminlere göre, endeks değerinin 2022 yılı Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarında sırasıyla yıllık yüzdesel değişim olarak %205 ve %240 ve %255 oranında artış göstermesi beklenmektedir.

Araştırmanın sonuçları ulusal literatürde mevcut çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırılacak olursa: Doğan vd., (2022), YSA modeli ile Ankara ili Keçiören ilçesi hedonik konut fiyatlarını çalışmalarında $R^2=0,91$ doğruluk oranı ile tahmin ederlerken, Güner, (2021) ise Ankara ili konut fiyatlarını YSA modeli ile hata karesinin ortalaması $R^2=0,99$ ve elman ağının hata karesinin ortalaması ise $R^2=0,98$ olarak tahmin etmiştir. Selçi, (2021) Türkiye geneli KFE'yi NARX sinir ağı modeli ile $R=0,91$ ($R^2=0,83$) ile tahmin etmiştir. Araştırmada tasarlanan ağ mimarisinin ve belirlenen girdi parametrelerinin başarılı seçimi sonucunda çalışmanın performansı, literatürdeki çalışmaların tahmin performansının üstünde bir başarı göstermiştir.

Çalışmanın sonuçları, yapay zekâ ile konut fiyatlarının yüksek doğrulukta tahmin edilmesi; TÜFE, BIST-100 Endeksi, dolar kuru, Türkiye geneli KFE ve konut kredi faiz oranlarının, Antalya-Isparta-Burdur bölgesi KFE'ni tahmin etmede belirleyici olduğunu ortaya koyması bakımından önem taşımaktadır. Konut piyasasının taşıdığı jeopolitik risk, enflasyon riski, döviz kuru riski ve faiz oranı riski gibi

faktörlerin neden olduğu belirsizlik, yüksek oranda başarılı fiyat tahmin sonuçları üreten YSA modeli aracılığıyla minimize edilebilecektir. Tasarlanan model sayesinde yatırımcılar, yatırım yapmak istedikleri bölgedeki konut fiyat hareketlerini yüksek başarı oranıyla öngörebilecek ve fiyat tahminlerine uygun olarak alım-satım kararlarını verebilecektir. Özellikle belirsizliğin yüksek olduğu ekonomik koşullarda yapılacak başarılı fiyat tahminleri, konut yatırımcılarının risk algılamasının azaltılmasına ve daha isabetli karar almalarına yardımcı olmaktadır.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, farklı girdi parametreler kullanılarak çalışma Türkiye geneli ve diğer bölge konut fiyatlarını tahmin etmek üzere genişletilebilir. Ayrıca farklı yapay zekâ modelleriyle analiz yapılarak modeller arasındaki tahmin performansları karşılaştırılabilir.

Finansman/ Grant Support

Yazar(lar) bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

The author(s) declared that this study has received no financial support.

Çıkar Çatışması/ Conflict of Interest

Yazar(lar) çıkar çatışması bildirmemiştir.

The authors have no conflict of interest to declare.

Açık Erişim Lisansı/ Open Access License

Bu makale, Creative Commons Atıf-GayriTicari 4.0 Uluslararası Lisansı (CC BY NC) ile lisanslanmıştır.

This work is licensed under Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY NC).

Kaynaklar

- Akça, T. (2022), House Price Dynamics and Relations with the Macroeconomic Indicators in Turkey. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, (Ahead-of-Print). doi:10.1108/IJHMA-04-2022-0059
- Akcay, B., Akyuz, M. ve Karul, Ç. (2021), The Causality Between Mortgage Credit and House Price: The Turkish Case. *Eres2021-28. European Real Estate Society (ERES)*.
- Akgündüz, Y. E., Dursun-De Neef, H. O., Hacıhasanoğlu, Y. S. ve Yılmaz, F. (2021), Cost of Credit and House Prices (No: 21/6). Working Paper. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Genel Müdürlük Yapısal Ekonomik Araştırmalar Daire Başkanlığı, Ankara: <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/en/tcmb+en/main+menu/publications/research/working-papers/2021/21-06> adresinden erişildi.
- Akkaş, M. E. ve Sayılğan, G. (2015), Konut Fiyatları ve Konut Kredisi Faizi: Toda-Yamamoto Nedensellik Testi. *Journal of Economics Finance and Accounting*, 2(4), s.572–583.
- Amri, S. ve Tularam, G. A. (2012), Performance of Multiple Linear Regression and Nonlinear Neural Networks and Fuzzy Logic Techniques in Modelling House Prices. *Journal of Mathematics and Statistics*, 8(4), s.419–434.
- Arshizadeh, S., Gorgani, S. H., Taheri, P., Givgol, M., Shahrokhi, S. ve Abdalisousan, A. (2021), The Impact of COVID-19 on Oil Supply in The Short Term. *Advanced Journal of Science and Engineering*, 2(2), s.120–135.
- Aydemir, E., Aktürk, C. ve Yalçinkaya, M. A. (2020), Yapay Zekâ ile Konut Fiyatlarının Tahmin Edilmesi. *Turkish Studies*, 15(2), s.183–194.
- Bahrammirzaee, A. (2010), A Comparative Survey of Artificial Intelligence Applications in Finance: Artificial Neural Networks, Expert System and Hybrid Intelligent Systems. *Neural Computing and Applications*, 19(8), s.1165–1195.
- Canbay, Ş. ve Mercan, D. (2020), Türkiye’de Konut Fiyatları, Büyüme ve Makroekonomik Değişkenler Arasındaki İlişkinin Ekonometrik Analizi. *Journal of Management and Economics Research*, 18(1), s.176–200.

- Çankaya, S. (2013), Konut Fiyatları ve Makroekonomik Faktörler Arası İlişkiye Global Bakış. Maliye ve Finans Yazıları, 1(100), s.143–154.
- Çetin, A. C. (2021), Türkiye’de Konut Fiyatlarına Etki Eden Faktörlerin Analizi. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi, 5(1), s.1–30.
- Çetin, D. T. (2022), Green Bonds in Climate Finance and Forecasting of Corporate Green Bond Index Value With Artificial Intelligence. Journal of Research in Business, 7(1), s.138–157.
- Çetin, D. T. ve Metlek, S. (2021), Forecasting of Turkish Sovereign Sukuk Prices Using Artificial Neural Network Model. Acta Infologica, 5(2), s.241–254.
- Chen, X. ve Ji, X. (2017), The Effect of House Price on Stock Market Participation in China: Evidence From The CHFS Microdata. Emerging Markets Finance and Trade, 53(5), s.1030–1044.
- Christopoulos, A. G., Kalantonis, P., Katsampoxakis, I. ve Vergos, K. (2021), COVID-19 and The Energy Price Volatility. Energies, 14(20), 6496.
- Çipe, B. ve Aslan, A. (2022), Türkiye’de Konut Fiyat Endeksi İle BIST100 Borsa Endeksinin Markov Rejim Değişim Modeli İle İncelenmesi. Atatürk University Journal of Economics & Administrative Sciences, 36(1), s.109–114.
- Coşkun, Y. (2016), Konut Fiyatları ve Yatırımı: Türkiye İçin Bir Analiz. Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 9(2), s.201–217.
- Darıcı, B. (2018), Para Politikası ve Konut Fiyatları İlişkisi: Türkiye Ekonomisi İçin Ampirik Bir Analiz. Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 6(ICEESS’18) Özel Sayı, s.221–228.
- Doğan, O., Bande, N., Yunus, G. ve Akyon, F. C. (2022), Keçiören/Ankara Özelinde Konut Rayiç Değerlerinin Yapay Sinir Ağları Metodu Kullanılarak Tahmini. Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, (35), s.113–128.
- Ecer, F. (2014), Türkiye’deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon Yöntemi İle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması. International Conference on Eurasian Economies 1(10), s.1-10.
- Fereidouni, H. G. (2010), Performance and Diversification Benefits of Housing Investment in Iran. International Journal of Economics and Finance, 2(4), s.7–11.
- Ghorbani, S. ve Afgheh, S. M. (2017), Forecasting The House Price For Ahvaz City: The Comparison of The Hedonic and Artificial Neural Network Models. Urban Economics and Management, 5(3), s.29–45.
- Güner, Ş. N. (2021), Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Konut Satışlarının İncelenmesi: Ankara İli Örneği. Fiscaeconomia, 5(1), s.359–371.
- Hermann, A. (2021), The Pandemic Reveals The Need For Space, But Building Smaller Units Remains Essential. Joint Center For Housing Studies of Harvard University. <https://www.jchs.harvard.edu/blog/pandemic-reveals-need-space-building-smaller-units-remains-essential> adresinden erişildi.
- Hong, Y. ve Li, Y. (2020), House Price and The Stock Market Prices Dynamics: Evidence From China Using A Wavelet Approach. Applied Economics Letters, 27(12), s.971–976.
- İbrahim, M. H. (2010), House Price-Stock Price Relations in Thailand: An Empirical Analysis. International Journal of Housing Markets and Analysis, 3(1), s.69–82.
- İslamoğlu, B. ve Nazlıoğlu, Ş. (2019), Enflasyon ve Konut Fiyatları: İstanbul, Ankara ve İzmir İçin Panel Veri Analizi. Siyaset, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi, 7(1), s.93–99.

- Ismail, M., Jubley, N. Z. ve Ali, Z. M. (2018), Forecasting Malaysian Foreign Exchange Rate Using Artificial Neural Network and ARIMA Time Series. AIP Conference Proceedings İçinde (C. 2013, S. 20022). AIP Publishing LLC.
- Jia, Z., Wen, S. ve Lin, B. (2021), The Effects and Reacts of COVID-19 Pandemic and International Oil Price on Energy, Economy, and Environment in China. *Applied Energy*, 302, 117612.
- Karaağaç Adana, G. ve Altınırnak, S. (2018), Türkiye Konut Fiyat Endeksi ve Düzey Bazlı Konut Fiyat Endeksleri İle Seçili Değişkenler Arasındaki Nedensellik İlişkisi. *Karadeniz Uluslararası Bilimsel Dergi*, 39(39), s.222–240.
- Karadaş, H. A. ve Salihoğlu, E. (2020), Seçili Makroekonomik Değişkenlerin Konut Fiyatlarına Etkisi: Türkiye Örneği. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 16(1), s.63–80.
- Karakuş, R. ve Öksüz, S. (2021), BİST Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Endeksi İle Konut Fiyat Endeksi, Faiz Oranı ve Enflasyon İlişkisi: ARDL Sınır Testi Yaklaşımı. *Business & Management Studies: An International Journal*, 9(2), s.751–764.
- Kayral, I. E. (2017), İstanbul, Ankara ve İzmir Konut Fiyat Değişimlerini Etkileyen Faktörlerin Araştırılması. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21(1), s.65–84.
- Kitapci, O., Tosun, Ö., Tuna, M. F. ve Turk, T. (2017), The Use of Artificial Neural Networks (ANN) in Forecasting Housing Prices in Ankara, Turkey. *Journal of Marketing and Consumer Behaviour in Emerging Markets*, 1 (5), s.4–14.
- Knight ve Frank. (2022), Global House Price Index, Q1 2022. Knight Frank Research Reports. London, UK: Knight Frank LLP. <https://content.knightfrank.com/research/84/documents/en/global-house-price-index-q1-2022-9098.pdf> adresinden erişildi.
- Kolcu, F. ve Yamak, N. (2018), Gelir ve Faiz Oranlarının Konut Fiyatları Üzerindeki Kısa ve Uzun Dönem Etkileri. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, Özel Sayı, s.141–152.
- Kuşan, H., Aytekin, O. ve Özdemir, İ. (2010), The Use of Fuzzy Logic in Predicting House Selling Price. *Expert Systems with Applications*, 37(3), s.1808–1813.
- Lam, K. C., Yu, C. Y. ve Lam, K. Y. (2008), An Artificial Neural Network and Entropy Model For Residential Property Price Forecasting in Hong Kong. *Journal of Property Research*, 25(4), s.321–342.
- Lee, C. ve Kang, E. (2022), Generation Uphill: Housing Cost, Migration, and Commuting Time of The Young in South Korea. *Seoul Journal of Economics*, 35(1), s.1–32.
- Lee, C. L. (2008), Housing in Australia As A Portfolio Investment. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 1(4), s.352–361.
- Liu, Y., Gao, H., Cai, J., Lu, Y. ve Fan, Z. (2022), Urbanization Path, Housing Price and Land Finance: International Experience and China's Facts. *Land Use Policy*, 113, 105866.
- Maheswari, B. U., Sujatha, R., Fantina, S. ve Mansurali, A. (2021), ARIMA Versus ANN—A Comparative Study of Predictive Modelling Techniques to Determine Stock Price. *Proceedings of The Second International Conference on Information Management and Machine Intelligence İçinde* (s.315–323). Springer.
- Mcmillan, D. G. (2011), Long-Run Stock Price-House Price Relation: Evidence From an ESTR Model. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1914424> adresinden erişildi.
- Mukhlisin, M. F., Saputra, R. ve Wibowo, A. (2017), Predicting House Sale Price Using Fuzzy Logic, Artificial Neural Network and K-Nearest Neighbor. 2017 1st International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICOS) İçinde (s.171–176). IEEE.

- Nazemi, B. ve Rafiean, M. (2020), Forecasting House Prices in Iran Using GMDH. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 14(3), s.555–568.
- OECD. (2022), Housing Prices. The Organisation for Economic Co-Operation and Development (OECD). <https://data.oecd.org/price/housing-prices.htm> adresinden erişildi.
- Özcan, G. ve Başaran Tormuş, N. (2018), Konut Fiyat Endeksi ve Döviz Kuru İlişkisi: Türkiye Üzerine Ampirik Bir Çalışma. *ICPESS 2018 Proceedings Vol. 2: Economic Studies*, s.505–514.
- Özçim, H. (2022), Türkiye’deki Konut Satışı İle TCMB Politika Faiz Oranı ve Konut Fiyat Endeksi Arasındaki İlişkinin Analizi. *Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi SBE Dergisi*, 12(1), s.523–533.
- Öztürk, N. ve Fitöz, E. (2009), Türkiye’de Konut Piyasasının Belirleyicileri: Ampirik Bir Uygulama. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 5(10), s.21–46.
- Paksoy, S., Yöntem, T. ve Büyükçelebi, B. (2014), Konut Fiyat Endeksi ve Enflasyon Arasındaki İlişki (TRC1, TRC2 ve TRC3 Düzey Bölgeleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma). *Assam Uluslararası Hakemli Dergi*, 1(2), s.54–69.
- Rahman, S. N. A., Maimun, N. H. A., Razali, M. N. M. ve Ismail, S. (2019), The Artificial Neural Network Model (ANN) For Malaysian Housing Market Analysis. *Planning Malaysia: Journal of The Malaysian Institute of Planners*, 17(1), s.1–9.
- Sarip, A. G. ve Hafez, M. B. (2015), Fuzzy Logic Application For House Price Prediction. *International Journal of Property Sciences (E-ISSN: 2229-8568)*, 5(1), s.24–30.
- Selçi, B. Y. (2021), Türkiye’nin Konut Satışı Değerlerinin Yapay Sinir Ağları İle Öngörülmesi. *Ekoist: Journal of Econometrics and Statistics*, (35), s.19–32.
- Selim, S. ve Demirbilek, A. (2009), Türkiye’deki Konutların Kira Değerinin Analizi: Hedonik Model ve Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı. *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*, 1(1), s.73–90.
- Stawarz, N., Sander, N. ve Sulak, H. (2021), Internal Migration and Housing Costs—A Panel Analysis For Germany. *Population, Space and Place*, 27(4), e2412 s.1-12.
- Tabar, M. E., Başara, A. C. ve Şişman, Y. (2021), Çoklu Regresyon ve Yapay Sinir Ağları İle Tokat İlinde Konut Değerleme Çalışması. *Türkiye Arazi Yönetimi Dergisi*, 3(1), s.1–7.
- TCMB. (2022), Konut Fiyat Endeksi Nisan 2022. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası, Veri Yönetişimi ve İstatistik Genel Müdürlüğü, Anketler ve Endeksler Müdürlüğü, Ankara. <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/8bbac42a-c854-4c58-8b0c-e7e55c35ec2d/kfe.pdf?mod=ajperes&cacheid=rootworkspace-8bbac42a-c854-4c58-8b0c-e7e55c35ec2d-o5ihm.o> adresinden erişildi.
- Tsai, H.-J. ve Chen, M.-C. (2010), The Impacts of Extreme Events of Dynamic Interactions on Interest Rate, Real House Price and Stock Markets. *International Research Journal of Finance and Economics*, 25, s.187–200.
- TÜİK. (2022), Yabancılar Konut Satış İstatistikleri. Türkiye İstatistik Kurumu. <https://data.tuik.gov.tr/bulten/index?p=house-sales-statistics-may-2022-45677> adresinden erişildi.
- Ucal, M. S. ve Gökçent, G. (2009), Macroeconomic Factors Affecting Real Estate Markets in Turkey: A VAR Analysis Approach. *Briefing Notes in Economics*, 80, s.1–10.
- Yılmaz, H. ve Tosun, Ö. (2020), Aylık Konut Satışlarının Modellenmesi ve Antalya Örneği. *Kafkas Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 11(21), s.141–158.
- Yılmaz, Y. (2022), Hisse Senedi Fiyatları İle Döviz Kuru ve Konut Fiyat Endeksi Arasındaki Nedensellik İlişkisi. *Akademik Yaklaşımlar Dergisi*, 13(1), s.167–185.

- Yılmazel, Ö., Afşar, A. ve Yılmazel, S. (2018), Konut Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağları Yönteminin Kullanılması. Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, 20, s.285–300.
- Yu, Y., Song, S., Zhou, T., Yachi, H. ve Gao, S. (2016), Forecasting House Price Index of China Using Dendritic Neuron Model. 2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC) İçinde (s.37–41). IEEE.
- Zhou, J. ve Chi-Man Hui, E. (2022), Housing Prices, Migration, and Self-Selection of Migrants in China. Habitat International, 119, 102479.