Journal of Public Economy and Public Financial Management
Cilt/Volume: 6
Sayı/Issue: 2
Ekim/October 2026

Makale İlk Gönderim Tarihi/Received (First): 14 Mayıs 2026

Makale Kabul Tarihi /Accepted: 10 Temmuz 2026

Citation / Atıf: Filiz, E. (2026). Başkent Ankara'da Konut Fiyatları Değişiminin Konut Özellikleri ile İncelenmesi. *Journal of Public Economy and Public Financial Management*, 6(2), 557-572. https://doi.org/10.71284/jpepfm.20266215

RESEARCH ARTICLE / ARAŞTIRMA MAKALESİ

BAŞKENT ANKARA'DA KONUT FİYATLARI DEĞİŞİMİNİN KONUT ÖZELLİKLERİ İLE İNCELENMESİ

Enes FİLİZ [1]

Özet

Konut, barınma ihtiyacını karşılamasının yanı sıra ekonomik büyüme, tüketici güveni ve finansal istikrarın en temel göstergelerinden biri olarak kabul edilmektedir. Türkiye gibi hızlı kentleşme sürecindeki ülkelerde konut piyasası; arsa arzı, inşaat maliyetleri ve değişen tüketici tercihleri nedeniyle oldukça karmaşık bir yapı sergilemektedir. Bu çalışmanın temel amacı, Ankara konut piyasasındaki fiyat sınıflandırmasını ve bu değişimlere etki eden değişkenleri makine öğrenmesi algoritmalarıyla analiz etmektir. Araştırma kapsamında, Ankara'nın merkez ilçelerinde 4-5-6 Mayıs 2026'da ilana çıkan 510 konut verisi üzerinden; Yerel Ağırlıklı Öğrenme (LWL), Stokastik Gradyan İnişi (SGD), Bulanık Sıralanmamış Kural Çıkarım Algoritması (FURIA) ve Fonksiyonel Karar Ağacı (FT) algoritmaları kullanılarak sınıflandırma başarıları incelenmiştir. Algoritmaların performansını artırmak amacıyla uygulanan Ki-Kare öznitelik seçim algoritması sonucunda; 'Banyo sayısı', 'm2 brüt', 'm2 net' ve 'Bulunduğu kat' gibi değişkenlerin fiyat sınıflandırmasında en etkili değişkenler olduğu tespit edilmiştir. Öznitelik seçimi sonrası tüm algoritmaların performansının arttığını ve %83.7 doğruluk oranı ile FT algoritmasının Ankara konut piyasası verileri için en başarılı sınıflandırma oranını sunduğunu ortaya koymuştur.

Anahtar Kelimeler: Ankara, Sınıflandırma, Makine öğrenmesi, Öznitelik seçimi, Konut fiyatları

***JEL Kodu**:* C00, C44, C45

INVESTIGATION OF HOUSING PRICE CHANGES IN ANKARA THROUGH RESIDENTIAL FEATURES

Abstract

Housing is recognized as a fundamental indicator of economic growth, consumer confidence, and financial stability, beyond its primary role of providing shelter. In countries experiencing rapid urbanization like Türkiye, the housing market exhibits a complex structure due to land supply, construction costs, and evolving consumer preferences. The primary objective of this study is to analyze price changes in the Ankara housing market and the parameters influencing these changes using modern machine learning algorithms. Within the scope of the research, classification models were established using 510 housing data points listed in the central districts of Ankara in 4-5-6 May 2026, employing Locally Weighted Learning (LWL), Stochastic Gradient Descent (SGD), Fuzzy Unordered Rule Induction Algorithm (FURIA), and Functional Trees (FT) algorithms. As a result of the Chi-squared feature selection algorithm applied to enhance model performance; variables such as the 'number of bathrooms', 'gross m2', 'net m2', and 'floor level' were identified as the most effective variables on price. The results of the study revealed that the performance of all algorithms

[1] Dr. Öğr.Üyesi, Balıkesir Üniversitesi, İşletme Bölümü, Sayısal Yöntemler ABD., E-mail: enes.filiz@balikesir.edu.tr
ORCİD: 0000-0002-8006-9467

improved after feature selection, and the FT algorithm provided the most successful classification model for Ankara housing market data with an accuracy rate of 83.7%.

Keywords: Ankara, Classification, Machine Learning, Feature Selection, Housing Prices

JEL Codes: C00, C44, C45

1. GİRİŞ

Konut, insanlık tarihi boyunca barınma gibi en temel ihtiyacı karşılamasının yanı sıra, bireyler için en güvenli yatırım aracı, birikim yöntemi ve toplumsal statü sembollerinden biri olarak görülmektedir. Konut piyasası, sadece yapı endüstrisini değil; bankacılık, finans, enerji, mobilya ve lojistik gibi pek çok alt sektörü doğrudan etkileyen büyük bir ekonomik döngüyü temsil etmektedir. Küresel ölçekte bakıldığında konut piyasasındaki hareketlilik ve fiyat istikrarı, bir ülkenin genel ekonomik refahının, büyüme potansiyelinin ve tüketici güven endeksinin en dinamik göstergelerinden biri olarak kabul edilmektedir. Konut fiyatlarında meydana gelen dalgalanmalar, hane halkı ekonomisini doğrudan etkilemekle kalmayıp; aynı zamanda enflasyon oranları, işgücü hareketliliği ve kredi piyasaları üzerinde de belirleyici bir rol oynamaktadır. Gayrimenkul sektörü birçok gelişmiş ve gelişmekte olan ekonomide ekonominin lokomotifi olarak nitelendirilmekte, bu sektördeki sıkıntılar makroekonomik dengeleri sarsabilecek güce ulaşmaktadır. Bu stratejik önem nedeniyle, konutun piyasa değerini ve bu değerdeki değişimi belirleyen fiziksel, çevresel ve konumsal unsurların doğru analiz edilmesi son derece önemlidir. Ayrıca, sadece bireysel yatırımcılar ve mülk sahipleri için değil, aynı zamanda kentsel planlamacılar, politika yapıcılar ve makroekonomik istikrarın sürdürülebilirliğini hedefleyen kurumlar için ön plana çıkmaktadır.

Türkiye, özellikle son yarım asırda deneyimlediği hızlı demografik dönüşüm ve kırdan kente göç dalgalarıyla birlikte, dünyada şehirleşme hızının en yüksek olduğu ülkelerden biri haline gelmiş bulunmaktadır. Söz konusu hızlı kentleşme, barınma ihtiyacını basit bir mekân arayışı olmaktan çıkarırken, konut piyasasındaki arz ve talep dengesi üzerinde de sürekli bir baskı unsuru oluşturmaktadır. Başkent Ankara, kentleşme sürecinin en yoğun yaşandığı odak noktalarının başında gelmektedir. Kamu kurumlarının merkezi olması, köklü üniversite yapısı ve her geçen gün gelişen sanayi bölgeleriyle Ankara, karma bir nüfus yapısına ev sahipliği yapmaktadır. Şehrin sahip olduğu bu dinamik yapı; memurlar, öğrenciler ve beyaz yakalı çalışanlar gibi farklı gelir gruplarının konut talebini sürekli canlı tutmaktadır. Ancak kısıtlı arsa arzı, artan inşaat maliyetleri ve değişen tüketici tercihleri, Ankara konut piyasasında arz ve talep dengesinin oldukça karmaşık bir yapıya bürünmesine neden olmaktadır. Konut fiyatlarının sadece temel ekonomik göstergelerle değil, aynı zamanda mülke ait özellikler ile analiz edilmesini dikkat çekici hale getirmektedir. Ankara konut piyasasındaki dinamik yapı, fiyatların belirlenmesinde sadece konumsal faktörlerin değil; yapının yaşı, kat yüksekliği, teknik donanımları ve sosyal olanakları gibi çok sayıda değişkenin analiz edilmesini gerektirmektedir. Geleneksel istatistiksel yöntemlerin doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkileri açıklamada yetersiz kalmasından dolayı makine öğrenmesi algoritmaları ön plana çıkmaktadır. Verideki gizli kalıpları keşfetme, çok boyutlu değişkenler arasındaki etkileşimleri sınıflandırma yetenekleriyle konut değerleme çalışmalarında kritik bir çözüm aracı olarak kullanılmaktadır. Özellikle büyük ölçekli veri setleri üzerinden öğrenme gerçekleştirebilen bu algoritmalar, konut fiyatlarının sınıflandırılmasında insan hatasını minimize ederek daha objektif sonuçlar sunmaktadır.

Literatür incelendiğinde konut fiyatları ile ilgili pek çok farklı çalışma yapıldığı belirlenmiştir. G. Donald ve Winkler (2002), Amerika Birleşik Devletleri genelindeki 130 metropol bölgesinde reel konut fiyat artışının dinamiklerini araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda, reel konut fiyat artışının nüfus artışı ve reel gelir, inşaat maliyetleri ve faiz oranlarındaki değişikliklerden önemli derecede etkilendiğini ortaya koymuşlardır. Yue (2006), 2003 yılında Pekin ve Şangay'da konut fiyatlarının anormal olup olmadığını araştırmıştır. Tahmin modelinin ve büyüklüğünün, gerçek ve tahmin edilen fiyatlar arasındaki tutarsızlıklara oldukça iyi uyduğu belirlemiştir. Kahn (2008), son kırk yıldaki konut fiyatlarındaki değişimin önemli bir bölümünü açıklayabilen, arazi, konut hizmetleri ve diğer malları içeren bir büyüme modeli geliştirmiştir. Rapach ve Strauss (2009), 1995-2006 yılları için eyalet düzeyindeki reel konut fiyat artışı tahminlerine odaklanmışlardır. Otoregresif bir referans modelinin yanı sıra bir dizi ulusal ekonomik değişkene dayalı yöntemlerden elde edilen tahminleri değerlendirmişlerdir. ABD eyaletleri arasında, özellikle iç ve kıyı eyaletleri arasında, reel konut fiyat artışının tahmin edilebilirliğinde önemli farklılıklar ortaya koymuşlardır. Li ve Wu (2014), Çin'de konut fiyatlarındaki artışın bireylerin meslek tercihi üzerindeki etkilerini incelemeyi amaçlamışlardır. Yüksek konut fiyatlarının girişimciliği önlediğini belirlemişlerdir. Cerin vd. (2014), İsveç'teki konut piyasasında binaların enerji performansına ilişkin AB direktifinin uygulanmasından sonra, mevcut konutların zorunlu enerji performans sertifikalarının konut fiyat primlerine katkıda bulunup bulunmadığını araştırmışlardır. Konut piyasasının enerji performansına değer verdiğini belirlemişler ve hangi konutların enerji iyileştirmelerini teşvik etmek için politika desteğine ihtiyaç duyduğuna dair öneri sunmuşlardır. Bork ve Møller (2018), ABD konut fiyatlarının tahminini, temel bileşen analizi, kısmi en küçük kareler ve seyrek kısmi en küçük kareler yöntemlerini kullanarak incelemişlerdir. Makroekonomik göstegelerin konut fiyatlarının geleceğe yönelik değişimleri için başarılı bir tahmin gücüne sahip olduğunu belirlemişlerdir. Chakrabarti vd. (2022), Hindistan'ın Kalküta şehrindeki 400'den fazla mahalleden elde edilen konut fiyatı verilerini kullanarak ulaşım ağının merkeziliğinin şehirlerdeki konut fiyatları üzerinde etkisi olup olmadığını araştırmışlardır. Merkeziliğin kentsel konut fiyatını olumlu yönde etkileyen avantajı olduğunu ortaya koymuşlardır. Xu ve Zhang (2023), korelasyon tabanlı hiyerarşik analiz ve senkronizasyon analizi kullanarak, 2010-2019 yılları arasında Çin'deki 99 büyük şehrin aylık konut fiyatlarını belirlemişlerdir. Eş zamanlı hareketlerin derecesinin Mart 2017'den sonra biraz daha düşük olduğunu, ancak kalıcı bir düşüş bulunmadığını göstermişlerdir. Jin ve Xu (2024), son 10 yılda hızla büyüyen hem hükümet hem de yatırımcılar için önemli bir konu olan Çin'de Gauss süreç regresyonları ile konut fiyatı tahminleri yapmayı amaçlamışlardır. Haziran 2019 ile Mayıs 2020 arasındaki on fiyat endeksi, oluşturulan modeller tarafından örneklem dışı olarak başarılı bir şekilde tahmin edildiği bulunmuştur. Hassett vd. (2025), çevresel şartların konut fiyatları üzerindeki etkisine ilişkin ampirik araştırmaları inceleyerek, konut sahibi olma durumu üzerindeki etkilerini araştırmışlardır.

Literatür bağlamında makine öğrenmesi ve konut fiyatları çerçevesinde yapılan çalışmalar incelenmiştir. Park ve Bae (2015), konut fiyatı tahmin modelleri geliştirmek için makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanmışlardır. Bu analiz için, 10-katlı çapraz doğrulama yöntemi ile C4.5, RIPPER, Bayesian ve AdaBoost algoritmaları kullanmışlardır. RIPPER algoritmasının, konut fiyatı tahmini için en başarılı performansı gösterdiğini belirlemişlerdir. Banerjee ve Dutta (2017), değişen konut fiyatları sorununu bir sınıflandırma problemi olarak ele emışlar ve konut fiyatlarının yükselip yükselmeyeceğini tahmin etmek için makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanmışlardır. Manasa vd. (2020), kamuya açık olan veri seti dikkate

alınarak makine öğrenmesi algoritmaları ile analitik bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada, çoklu doğrusal regresyon, Lasso ve Ridge regresyon algoritmaları, destek vektör regresyonu ve Aşırı Gradyan Artırma Regresyonu gibi artırma algoritmaları gibi bazı regresyon yöntemleri uygulamışlardır. Truong vd. (2020), konut fiyatları tahmini ve çeşitli gelişmiş metotlar arasındaki farkı incelemek için hem geleneksel hem de gelişmiş makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanmışlardır. Regresyonda model uygulamasındaki birden fazla yöntemi kapsamlı bir şekilde uygulamışlar ve konut fiyatı tahmini için başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Ho vd. (2021), gayrimenkul fiyatlarının değerlendirilmesinde destek vektör makinesi, rastgele orman ve gradyan artırma makinesi algoritması olmak üzere üç makine öğrenme algoritmasından yararlanmışlardır. Tahmin gücü açısından, rasgele orman ve gradyan artırma makinesi, destek vektör makinesine göre daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuşlardır. Soltani vd. (2022), konut nitelikleri ve mahalle kalitesi, farklı coğrafi ölçeklerdeki konut fiyatı değişimleri üzerindeki etkilerini incelemek için dört makine öğrenmesi algoritması kullanılmışlardır. Çalışmanın sonucunda Karar Ağacı gibi doğrusal olmayan ağaç tabanlı algoritmaların, doğrusal modellere göre daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Mora-Garcia vd. (2022), konut fiyatlarını tahmin etmek için en iyi makine öğrenmesi algoritmalarını belirlemeyi ve COVID-19 pandemisinin bir İspanyol şehrindeki konut fiyatları üzerindeki etkisini belirlemeyi amaçlamışlardır. Lahmiri vd. (2023), Hoxha, (2025), makine öğrenmesi algoritmalarını konut fiyatı tahmin problemlerine uygulamışlardır. En iyi performansı, Gauss süreç regresyonu ve destek vektör regresyonu ile artırılmış gerçeklik tabanlı topluluk regresyon ağaçlarının gösterdiğini bulmuşlardır. Priştina'daki konut fiyatlarını tahmin etmek için doğrusal regresyon, karar ağaçları, k-en yakın komşular ve destek vektör regresyonu gibi dört farklı makine öğrenmesi algoritmasını kullanmıştır. Karar ağacı algoritmasının en iyi performansı gösterdiğini belirlemiştir.

Belirtilen durumlar ışığında çalışma, Türkiye'nin başkenti Ankara'daki konut fiyatlarına odaklanmaktadır. Çalışmanın temel amacı, konut piyasasındaki fiyat değişimlerini ve bu değişimlere etki eden değişkenleri makine öğrenmesi algoritmaları ile analiz etmektir. Bu kapsamda Yerel Ağırlıklı Öğrenme (LWL), Stokastik Gradyan İnişi (SGD), Bulanık Sıralanmamış Kural Çıkarım Algoritması (FURIA) ve Fonksiyonel Karar Ağacı (FT) gibi farklı özelliklere sahip makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak konut fiyatlarının sınıflandırma başarıları incelenecektir. Ankara konut piyasası verileri için en yüksek sınıflandırma başarısını gerçekleştiren algoritmanın hangisi olduğu araştırılacaktır. Ayrıca, Ki-Kare Öznitelik seçim algoritması (Chi-squared) kullanılarak, Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında en etkili olan konut özellikleri tespit edilecektir. Belirlenen etkili değişkenler üzerinden sınıflandırma işlemleri tekrarlanarak, öznitelik seçiminin algoritmaların başarı performansları üzerindeki değişimi ve iyileştirici etkisi ortaya konacaktır. Konut fiyatlarını sadece klasik yöntemlerle değil; bulanık mantık (FURIA) ve hibrit karar ağaçları (FT) gibi karmaşık veri yapılarını analiz edebilen modern yaklaşımları bir arada sunması çalışmanın literatüre sunduğu en önemli katkı olarak sunulmaktadır. Ankara gibi dinamik bir konut piyasasında, hangi fiziksel özelliklerin (banyo sayısı, metrekare, kat durumu vb.) fiyat sınıflandırmasına ne derece etki ettiğinin 'öncesi-sonrası' karşılaştırmalı analiziyle sunulması hem akademik literatür hem de gayrimenkul uzmanları için özgün ve somut bir çalışma niteliği taşımaktadır.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Veri Seti

Çalışmanın amacı doğrultusunda, Türkiye'nin başkenti Ankara'daki konut fiyatlarının farklı makine öğrenmesi algoritmaları ile sınıflandırılması hedeflenmiş ve bu doğrultuda veri seti oluşturulmuştur. Çalışmada kullanılan veriler sahibinden.com internet sayfasından derlenmiştir (Sahibinden web sayfası). Analize Ankara'nın merkez ilçeleri dahil edilmiş olup; 04.05.2026, 05.05.2026 ve 06.05.2026 tarihlerinde güncel olarak ilana çıkan 510 adet konuta ait veriler çalışma örneklemini oluşturmaktadır. Analizde kullanılan veri setinin yalnızca üç günlük bir zaman diliminde yayımlanan ilanlarla sınırlı olması, örneklemin konut piyasasındaki uzun dönemli mevsimsel dalgalanmaları ve makroekonomik eğilimleri bütünüyle yansıtma noktasında temsil gücünü sınırlandırabilir. Bu durum çalışmanın temel kısıtlarından birini oluşturmakla birlikte, anlık fiyat dinamiklerinin ve öznitelik etkilerinin modern makine öğrenmesi algoritmalarıyla test edilmesi açısından güncel ve homojen bir kesit sunmaktadır. Veri setinde toplam 18 adet değişken yer almaktadır. Bu değişkenlerden 17 tanesi konutun özelliklerini de temsil eden bağımsız değişkenler olarak belirlenirken, fiyat değişkeni çalışmanın bağımlı değişkeni olarak seçilmiştir. Sınıflandırma işleminin gerçekleştirilebilmesi amacıyla fiyat değişkeni ikili bir yapıya dönüştürülmüştür. Bu süreçte veri setindeki konut fiyatlarının ortalaması hesaplanmış; ortalama değerin altında kalan konutlar '0', ortalama değerin üzerinde olan konutlar ise '1' olarak kodlanarak analize dahil edilmiştir. Sınıflandırma eşiği olarak aritmetik ortalamanın tercih edilme gerekçesi, veri setindeki konut fiyatlarının genel eğilimini merkezi bir referans noktası üzerinden temsil etmek ve piyasadaki "ortalama üstü" ile "ortalama altı" konut ayrımını net bir şekilde ortaya koymaktır. Ortalama fiyat düzeyi hem gayrimenkul geliştiricileri hem de alıcılar için piyasa konusunda temel bir gösterge kabul edildiğinden, algoritmaların bu eşik etrafındaki ayrıştırma gücünün ölçülmesi hedeflenmiştir. Çalışmada kullanılan tüm değişkenlere ait detaylı liste Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1. Çalışmada kullanılan değişkenler, tanımları ve tipleri

Değişkenler	***Tanım***	***Değişken Tipi***
İlçe	1: Çankaya, 2: Altındağ, 3: Keçiören, 4: Yenimahalle, 5: Mamak, 6: Etimesgut, 7: Sincan	Bağımsız Değişkenler
m^2 brüt	Dairenin brüt m^2 değeri	
m^2 net	Dairenin net m^2 değeri	
Oda sayısı	1: 1+1, 2: 2+1, 3: 3+1, 4: 4+1, 5: 5+1	
Bina yaşı	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6: 5-10 arası, 7: 11-15 arası, 8: 16-20 arası, 9: 21-25 arası, 10: 26-30 arası, 11: 31 ve üzeri	
Bulunduğu kat	Dairenin kaçıncı katta olduğu	
Kat sayısı	Dairenin olduğu apartmanın kat sayısı	
Isıtma sistemi	1: Kombi, 2: Merkezi sistem, 3: Yerden ısıtma	
Banyo sayısı	Dairedeki banyo sayısı	
Balkon	0: yok, 1: var	
Asansör	0: yok, 1: var	
Otopark	0: yok, 1: var	
Eşya durumu	0: eşyasız, 1: eşyalı	
Kullanım durumu	0: boş, 1: kullanımda	
Site durumu	0: hayır, 1: evet	

Kredi durumu	0: hayır, 1: evet	
Kimden	1: emlak ofisi, 2: sahibinden	
Fiyat	0: ortalamanın altında, 1: ortalamanın üstünde	Bağımlı Değişken

2.2. Yerel Ağırlıklı Öğrenme Algoritması (LWL)

Çalışmanın amacı doğrultusunda, Ankara'daki konutların fiyatlarının sınıflandırılmasını belirlemek için kullanılacak algoritmalardan ilki Yerel Ağırlıklı Öğrenme (LWL) algoritmasıdır. LWL, makine öğrenmesi literatüründe 'tembel öğrenme' (lazy learning) olarak sınıflandırılan ve tüm veri seti için tek bir model oluşturmak yerine, sınıflamada hedef noktaya odaklanan bir yaklaşımdır. Bu algoritma, bir konutun fiyatı sınıflandırırken o konuta benzer özellikler taşıyan gözlemlere daha yüksek ağırlık vererek bir sınıflandırma modeli kurmaktadır. Algoritmanın temel avantajı, veri setindeki dengesizliğe karşı dirençli olmasıdır. Ankara gibi farklı ilçelerde çok farklı fiyat dinamiklerinin bulunduğu bir piyasada LWL, yerel değişimleri dikkate alabilme kabiliyeti sayesinde daha esnek ve veriye duyarlı bir analiz fırsatı sunmaktadır (Atkeson vd. 1997; Frank vd. 2012).

2.3. Stokastik Gradyan İnişi Algoritması (SGD)

Çalışmanın amacına yönelik olarak, konut fiyatlarının sınıflandırılmasında kullanılan bir diğer algoritma Stokastik Gradyan İnişi (SGD) algoritmasıdır. SGD, aslında bir makine öğrenmesi algoritmasından ziyade, özellikle doğrusal modellerin eğitilmesinde ve hata fonksiyonunun minimize edilmesinde kullanılan son derece etkili bir optimizasyon algoritmasıdır. Geleneksel gradyan inişi algoritmaları her adımda tüm veri setini işleyerek maliyet fonksiyonunu hesaplarken; SGD, her iterasyonda veri setinden rastgele seçilen tek bir örneği kullanarak parametre güncellemesi gerçekleştirmektedir. Hesaplama maliyetini önemli ölçüde düşürerek çok büyük veri setlerinde bile son derece hızlı yakınsama sağlaması en etkili avantajıdır. Bu stokastik yapısı sayesinde, yerel minimum noktalarına takılma riskini azaltmakta ve global optimuma ulaşma şansını artırmaktadır. SGD yüksek işlem hızıyla algoritmaların daha dinamik ve verimli bir şekilde eğitilmesine olanak tanımaktadır (Bottou, 1991; Karakurt vd. 2026).

2.4. Bulanık Sıralanmamış Kural Çıkarım Algoritması (FURIA)

Çalışmanın amacı bağlamında, Ankara konut fiyatlarının sınıflandırmasını belirlemek için kullanılacak bir diğer algoritma Bulanık Sıralanmamış Kural Çıkarım Algoritması (FURIA)'dır. FURIA, klasik kural tabanlı bir öğrenme algoritması olan RIPPER'ın geliştirilmiş ve bulanıklaştırılmış bir versiyonu olarak tanımlanmaktadır. Veriden kuralları çıkarırken sınıflar arasındaki keskin ayrım çizgilerini değil, bulanık kümeleme mantığını kullanmaktadır. Algoritmanın en önemli artısı, eğer-ise yapısındaki kuralların sınırlarını esneterek, verideki belirsizlikleri daha iyi yönetebilmesidir. Ayrıca, sıralanmamış kural yapısı sayesinde her sınıf için bağımsız kural setleri üretmekte ve bu da algoritmanın karmaşık veri setlerinde daha iyi genelleme yapmasını sağlamaktadır. FURIA algoritması, sunduğu esnek karar verme mekanizmasıyla algoritmanın sınıflandırma doğruluğunu artırmakta ve sonuçların insan mantığına daha yakın bir şekilde yorumlanmasına olanak sağlamaktadır (Hühn ve Hüllermeier, 2009).

2.5. Fonksiyonel Karar Ağacı Algoritması (FT)

Çalışmanın amacı doğrultusunda, konut fiyatlarının sınıflandırılmasında kullanılacak son algoritma Fonksiyonel Karar Ağacı (FT) algoritmasıdır. FT, geleneksel karar ağaçlarından farklı olarak, ağacın hem yaprak düğümlerinde hem de karar noktalarında lojistik regresyon fonksiyonlarını kullanabilen hibrit bir algoritmadır. Standart bir karar ağacı veriyi sadece belirli eşik değerlerine göre dallara ayırırken; FT, her bir ayrımda değişkenler arasındaki doğrusal ilişkileri de hesaba katarak fonksiyonel modeller üretmektedir. Yüksek boyutlu ve karmaşık değişkenlerin bir arada bulunduğu veri setlerinde, sınıflar arasındaki ince farkları daha yüksek bir hassasiyetle ortaya koyabilmektedir. FT, sunduğu fonksiyonel yapı sayesinde daha düşük hata oranları ve daha yüksek sınıflandırma başarısı sağlamaktadır. Hem sınıfları birbirinden ayıran ana hatları belirlemesi hem de bu hatlar içerisindeki çok değişkenli ilişkileri fonksiyonlar aracılığıyla analiz etmesi verilerin sınıflandırılmasında oldukça etkili bir çözüm aracı haline getirmektedir (Gama, 2004; Landwehr vd. 2005).

2.6. Ki-Kare Öznitelik Seçim Algoritması (Chi-squared)

Çalışmanın amacına yönelik olarak, sınıflandırma sürecinde kullanılan değişkenlerin etkinliğini artırmak ve daha sade bir sınıflandırma yapısı kurmak amacıyla Ki-Kare (Chi-squared) öznitelik seçim algoritması kullanılacaktır. Makine öğrenmesi süreçlerinde öznitelik seçimi, veri setindeki gereksiz değişkenlerin belirlenmesi açısından kritik bir öneme sahiptir. Öznitelik seçimi, yalnızca en anlamlı bilgiyi sunan değişkenlere odaklanarak algoritmanın karmaşıklığını azaltmaktadır. Böylece algoritmanın eğitim verisine aşırı uyum sağlaması (overfitting) riskini önemli ölçüde engellemektedir. Bu problemin önüne geçilmesi, algoritmanın sadece eldeki veriyi ezberlemesini değil, yeni karşılaştığı veriler üzerinde de yüksek genelleme kabiliyetiyle doğru sınıflandırmalar yapmasını sağlamaktadır. Ki-Kare öznitelik seçim algoritması, istatistiksel bir test yaklaşımı kullanarak her bir bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki bağımsızlığı ölçmektedir. Gözlemlenen frekanslar ile beklenen frekanslar arasındaki farkı analiz ederek, bağımlı değişken üzerinde istatistiksel olarak en anlamlı etkisi olan değişkenleri ortaya koymaktadır. Ayrıca, değişkenler arasındaki ilişkinin gücünü sayısal olarak ortaya koymakta ve boyut azaltma ile algoritmaların hesaplama maliyetini düşürmektedir (Ray vd. 2020; Yıldız vd. 2023).

2.7. Sınıflandırma Başarı Kriterleri

Çalışmanın amacı bağlamında, kullanılacak makine öğrenmesi algoritmalarının Ankara konut fiyatlarının sınıflandırılmasında ne denli başarılı olduğunu ortaya koymak için literatürde kabul gören kriterlerden yararlanılacaktır. Algoritmaların performansını sadece tek bir kriter üzerinden değil; hata payı, sınıfların dengesi ve genel isabet oranı gibi farklı boyutlardan değerlendirmek amacıyla Doğruluk (Accuracy), Ortalama Mutlak Hata (MAE), F-Ölçütü (F-Measure) ve Matthews Korelasyon Katsayısı (MCC) kriterleri seçilmiştir. Doğruluk, algoritmanın toplam sınıflandırma içerisinde doğru sınıflandırdığı konutların oranını ifade eder. Başarılı bir sınıflandırma için bu değerin 1'e yakın olması beklenmektedir. Ortalama Mutlak Hata: Sınıflandırılan değerler ile gerçek değerler arasındaki mutlak farkların ortalamasını temsil etmektedir. Hata miktarını gösterdiği için bu değerin 0'a yakın olması, algoritmanın sınıflandırma gücünün yüksek olduğunu göstermektedir. F-Ölçütü: Hassasiyet ve Duyarlılık değerlerinin harmonik ortalaması ile elde edilmektedir. Özellikle sınıflar arasındaki dengeyi ölçmek için önemli bir kriterdir ve ideal değerinin 1'e yakın olması istenmektedir. Matthews Korelasyon

Katsayısı: Karışıklık matrisindeki tüm parametreleri hesaba katan, sınıflandırma kalitesini ölçen en güvenilir katsayılardan biridir. -1 ile +1 arasında değer alır; sonucun +1'e yaklaşması başarılı sınıflandırmayı, 0'a yaklaşması ise rastgele bir sınıflandırmayı ifade etmektedir. Bu kriterlerin formülleri aşağıda verilmiştir:

$$Doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN} \quad (1)$$

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

$$F - ölçütü = 2 * \frac{Hassasiyet * Duyarlılık}{Hassasiyet + Duyarlılık} \quad (3)$$

$$Mcc = \frac{(DP * DN) - (YP * YN)}{\sqrt{(DP + YP) * (DP + YN) * (DN + YP) * (DN + YN)}} \quad (4)$$

3. UYGULAMA

Bu Çalışmanın amacına yönelik olarak, Ankara'daki konutların sınıflandırılması için farklı makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanılacaktır. Bu bağlamda gerçekleştirilecek analiz süreci üç temel adımda kurgulanmıştır.

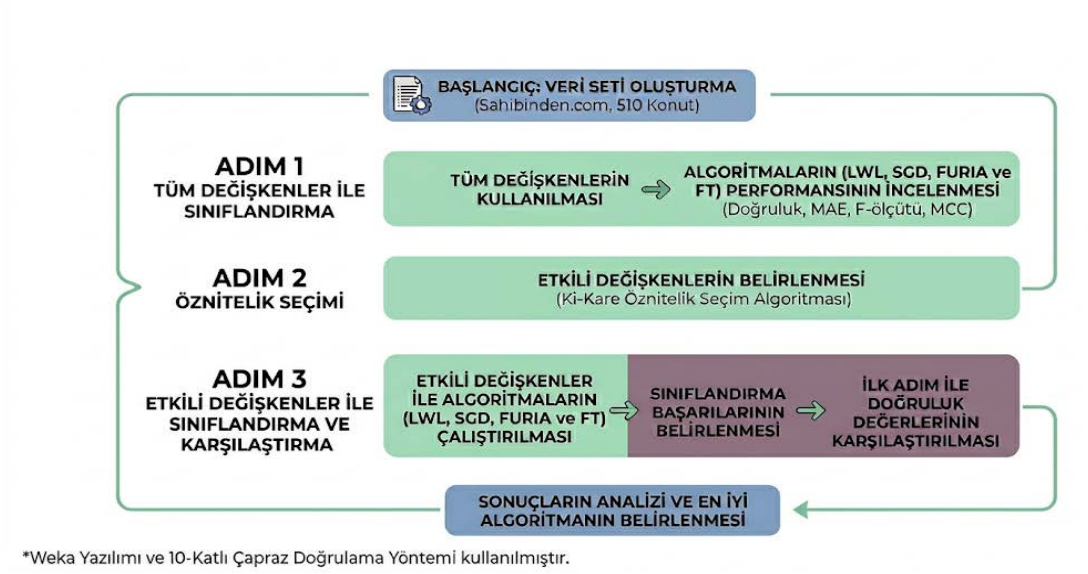
1. Adım: Tüm Değişkenlerle Sınıflandırma: Veri setinde yer alan tüm konut özellikleri işleme alınarak LWL, SGD, FURIA ve FT algoritmalarının sınıflandırma başarıları bulunacaktır. Bu aşamada, veri setinin ham haliyle algoritmaların sergilediği baz performans değerleri sınıflandırma başarı kriterleri ile (Doğruluk, Mae, F-Ölçütü, Mcc) belirlenecektir.

2. Adım: Öznitelik Seçimi: Ki-Kare öznitelik seçim algoritması uygulanarak, Ankara konut fiyatlarının sınıflandırılmasında etkili olan değişkenler belirlenecektir.

3. Adım: Etkili Değişkenlerle Sınıflandırma ve Karşılaştırma: Sadece bir önceki adımda seçilen etkili değişkenler kullanılarak algoritmalar yeniden çalıştırılacaktır. Elde edilen sonuçlar, ilk adımdaki performans değerleriyle karşılaştırılarak öznitelik seçiminin sınıflandırma başarısı üzerindeki etkisi analiz edilecektir.

Bu çalışmadaki makine öğrenmesi uygulamaları için Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) yazılımından yararlanılmıştır. Algoritmaların eğitim ve test süreçlerinde, elde edilen sonuçların güvenilir olmasını sağlamak amacıyla k-katlı çapraz doğrulama yöntemi tercih edilmiştir. Çapraz doğrulama yöntemi, veri setini rastgele parçalara ayırarak her bir verinin hem eğitim hem de test aşamasında yer almasını sağladığı için modellerin genelleme kabiliyetini ölçmede ve aşırı uyum problemini denetlemede kritik bir öneme sahiptir. Bu çalışma kapsamında literatürde en yaygın ve güvenilir kabul edilen 10-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır (Filiz ve Öz, 2019). Çalışmanın akış şeması Şekil 1'de gösterilmiştir.

Şekil 1. Çalışmanın akış şeması



*Weka Yazılımı ve 10-Katlı Çapraz Doğrulama Yöntemi kullanılmıştır.

4. BULGULAR

Çalışmanın amacı ve kurgulanan uygulama bölümü doğrultusunda Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında farklı makine öğrenmesi algoritmaları (LWL, SGD, FURIA, FT) kullanılmıştır. Bu doğrultuda algoritmaların sınıflandırma başarıları için sınıflandırma başarı kriterlerinden (Doğruluk, Mae, F-ölçütü, Mcc) yararlanılmıştır. Ayrıca Ki-Kare öznitelik seçim algoritması ile Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında etkili olan değişkenler belirlenmiştir.

Uygulamanın ilk adımında, Ankara konut piyasasına ait veri setinde bulunan 17 bağımsız değişkenin tamamı analize dahil edilmiştir. Bu aşamada, algoritmalarının ham veri seti üzerindeki sınıflandırma performansları ve hata payları incelenmiş ve sonuçlar Tablo 2'de sunulmuştur.

Tablo 2. Tüm değişkenler kullanılarak elde edilen sınıflandırma başarıları

	Doğruluk	***Mae***	***F-ölçütü***	***Mcc***
LWL	%74.9	0.3550	0.7370	0.4550
SGD	%81.4	0.1863	0.8130	0.6050
FURIA	%81.6	0.1838	0.8130	0.6050
FT	%80.2	0.2150	0.8010	0.5800

Tablo 2'ye göre, tüm değişkenlerin kullanıldığı ilk adımda en yüksek sınıflandırma başarısını %81.6 doğruluk oranı ile FURIA algoritmasının sergilediği görülmektedir. Onu çok yakın bir performansla %81.4 doğruluk değerine sahip olan SGD algoritması takip etmektedir. FT algoritması %80.2 ile başarılı bir performans ortaya koyarken, LWL algoritmasının %74.9 ile diğer algoritmalara göre daha düşük bir performansta kaldığı belirlenmiştir. Algoritmaların sınıflandırma başarısını göstere diğer kriterler incelendiğinde, Mae değerlerinin doğruluk oranlarıyla tutarlılık gösterdiği anlaşılmaktadır. En yüksek doğruluğa sahip FURIA ve SGD algoritmaları, aynı zamanda en düşük hata paylarına (0.1838 ve 0.1863) sahip olduğu ortaya konmuştur. Mcc ve F-ölçütü değerlerinde de benzer bir durum görülmektedir. FURIA ve SGD

algoritmaları Mcc değeri için 0.6050; F-ölçütü için 0.8130 değeri ile en başarılı sınıflandırmayı sunmaktadır.

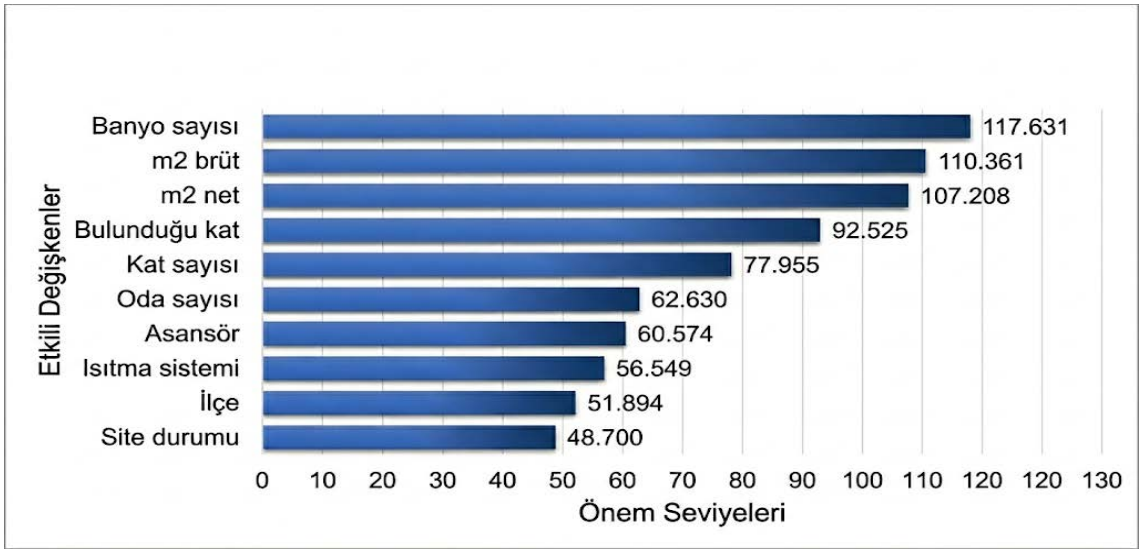
Çalışmanın ikinci adımında, algoritmaların sınıflandırma performansını artırmak ve etkili değişkenleri belirlemek amacıyla öznitelik seçimi yapılmıştır. Ki-Kare öznitelik seçim algoritması ile Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında etkili olan değişkenler ve önem seviyeleri belirlenmiştir. Belirlenen etkili değişkenler ve önem seviyeleri Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Ev fiyatlarının sınıflandırılmasına etki eden değişkenler ve önem seviyeleri

Etkili Değişkenler	Önem seviyeleri
Banyo sayısı	*117.631*
m^2 brüt	*110.361*
m^2 net	*107.208*
Bulunduğu kat	*92.525*
Kat sayısı	*77.955*
Oda sayısı	*62.630*
Asansör	*60.574*
Isıtma sistemi	*56.549*
İlçe	*51.894*
Site durumu	*48.700*

Tablo 3'e göre, konut fiyatlarının sınıflandırılmasında en yüksek öneme sahip olan değişkenin 117.631 ile banyo sayısı olduğu görülmektedir. Bu değişkeni sırasıyla 110.361 ile m2 brüt ve 107.208 ile m2 net değişkenleri takip etmektedir. Konutun bulunduğu kat (92.525) ve toplam kat sayısı (77.955) değişkenleri de sıralamada üst basamaklarda yer alan diğer önemli değişkenlerdir. Devamında oda sayısı (62.630), asansör (60.574) ve ısıtma sistemi (56.549) değişkenleri orta düzeyde önem seviyelerine sahipken; ilçe bilgisi (51.894) ve site durumu (48.700) değişkenleri, Ki-Kare öznitelik seçimi sonucunda analize dahil edilen en düşük öneme sahip son iki değişken olarak belirlenmiştir. Ayrıca bu değişkenler görsel olarak Şekil 2'de gösterilmiştir.

Şekil 2. Ankara'da konut fiyatlarının sınıflandırmasına etki eden temel değişkenler ve önem seviyeleri



Çalışmanın üçüncü adımında, Ki-Kare öznitelik seçim algoritması ile belirlenen en etkili 10 değişken kullanılarak sınıflandırma algoritmaları yeniden çalıştırılmıştır. Bu adımda temel amaç, değişken sayısının azaltılmasının algoritmaların sınıflandırma performansı ve hata payları üzerindeki etkisini gözlemlemektir. Etkili değişkenler ile gerçekleştirilen analiz sonucunda; LWL, SGD, FURIA ve FT algoritmalarının sergilediği sınıflandırma başarıları Tablo 4'te sunulmuştur.

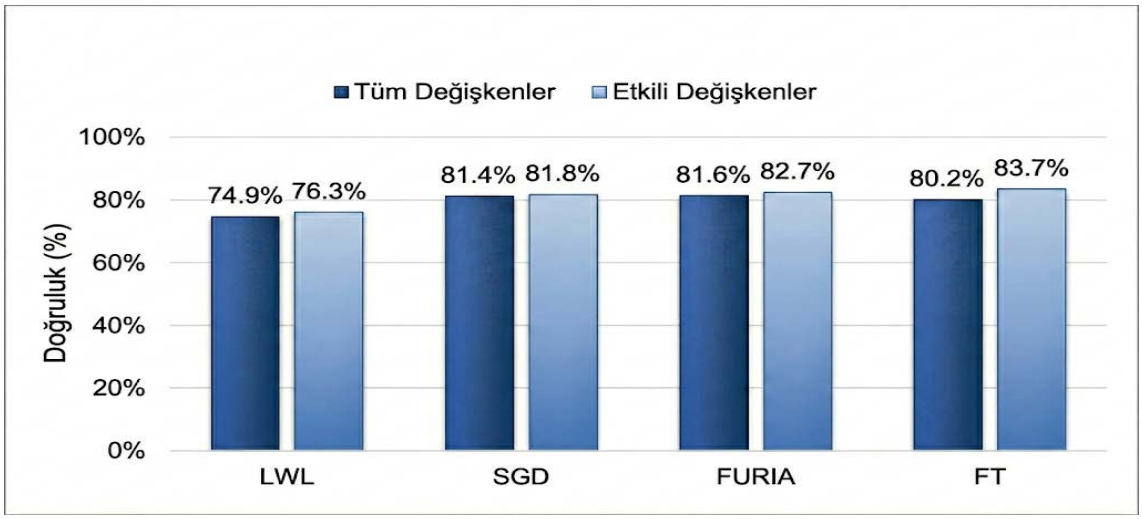
Tablo 4. Etkili değişkenler kullanılarak elde edilen sınıflandırma başarıları

	Doğruluk	***Mae***	***F-ölçütü***	***Mcc***
LWL	%76.3	0.3365	0.7540	0.4860
SGD	%81.8	0.1824	0.8180	0.6100
FURIA	%82.7	0.1797	0.8270	0.6340
FT	%83.7	0.1646	0.8370	0.6540

Tablo 4'e göre, en yüksek sınıflandırma başarı oranına %83.7 doğruluk değeri ile FT algoritmasının ulaştığı görülmektedir. Bu algoritmayı sırasıyla %82.7 doğruluk oranı ile FURIA ve %81.8 ile SGD algoritmaları takip etmektedir. LWL algoritması ise %76.3 doğruluk oranı ile diğer algoritmalara göre daha düşük bir performans sergilemiştir. Mae değerleri incelendiğinde, en düşük hata oranının 0.1646 ile en yüksek sınıflandırma başarısı gösteren FT algoritmasında olduğu tespit edilmiştir. Benzer şekilde, sınıflandırma performansının gücünü gösteren F-Ölçütü ve Mcc değerlerinde de FT algoritması sırasıyla 0.8370 ve 0.6540 ile ile en yüksek değerleri elde etmiştir. Tablodaki tüm kriterler, doğruluk oranlarını destekler nitelikte olup, öznitelik seçimi sonrası algoritmaların genel tutarlılığının korunduğunu ve hata paylarının minimize edildiğini göstermektedir.

Çalışmada uygulanan iki farklı yaklaşımın (tüm değişkenler ve etkili değişkenler) algoritmalar üzerindeki etkisini görselleştirmek amacıyla Şekil 3'teki karşılaştırma grafiği oluşturulmuştur. Bu grafik hem tüm değişkenler ile hem de etkili değişkenler ile elde dilen sınıflandırma başarılarını ortaya koymaktadır. İncelenen dört farklı algoritmanın doğruluk oranlarındaki değişim ve algoritmalar arasındaki başarı farkları aşağıda yer alan karşılaştırma grafiğinde gösterilmiştir.

Şekil 3. Algoritmaların Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması



Şekil 3'te yer alan algoritmaların sınıflandırma başarıları incelendiğinde; tüm değişkenlerin kullanıldığı durum ile etkili değişkenlerin kullanıldığı durum arasındaki performans farkları görülmektedir. Grafikteki verilere göre LWL algoritması %74.9'dan %76.3'e, SGD algoritması %81.4'ten %81.8'e, FURIA algoritması %81.6'dan %82.7'ye ve FT algoritması %80.2'den %83.7 seviyesine yükselmiştir. Genel olarak, incelenen her dört algoritmanın da etkili değişkenler ile çalıştırıldığında doğruluk oranlarını artırdığı belirlenmiştir. Tüm değişkenler ile yapılan analizde en yüksek başarıyı FURIA algoritması sergilerken, etkili değişkenler ile yapılan analizde en yüksek doğruluk değerine FT algoritmasının ulaştığı ortaya konmuştur.

SONUÇ ve TARTIŞMA

Çalışmanın amacı doğrultusunda ve uygulama bölümü sonucunda Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında farklı makine öğrenmesi algoritmalarının (LWL, SGD, FURIA, FT) başarıları belirlenmiştir. Algoritmaların sınıflandırma başarıları için sınıflandırma başarı kriterleri (Doğruluk, Mae, F-ölçütü, Mcc) incelenmiştir. Ayrıca Ki-Kare öznitelik seçim algoritması ile Ankara'daki konut fiyatlarının sınıflandırılmasında etkili olan değişkenler belirlenerek; etkili değişkenler ile yeniden algoritmaların sınıflandırma başarıları araştırılmıştır.

Çalışmanın ilk adımında, öznitelik seçimi yapılmadan önce FURIA (%81.6) ve SGD (%81.4) algoritmalarının en yüksek performansı sergilemesi, bu algoritmaların karmaşık ve çok değişkenli veri setlerindeki gürültüye karşı başarılı olduklarını göstermektedir. Özellikle FURIA'nın kural tabanlı yapısı, konut fiyatlarını etkileyen değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri başarıyla sınıflandırdığı ortaya konmuştur. Bu adımda elde edilen yaklaşık %81'lik başarı, literatürdeki benzer konut fiyat sınıflandırma çalışmalarıyla paralellik göstermektedir. Ki-Kare öznitelik seçimi sonucunda belirlenen etkili değişkenler konut fiyatları sınıflandırmasında önemli bir nokta olarak görülmektedir. 'Banyo Sayısı' (117.631) ve 'm2 (Brüt/Net)' değişkenlerinin listenin en başında yer alması, Ankara konut piyasasındaki fiyat sınıflandırmasında fiziksel konfor ve genişlik kapasitesinin temel belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır. Modern konut tercihlerinde 'ebeveyn banyosu' veya 'çoklu banyo' imkanının artık sadece bir lüks değil, fiyat dengesini doğrudan değiştiren bir standart haline gelmesi, bu değişkenin m2 değerlerini bile geride bırakarak ilk sıraya yerleşmesini açıklamaktadır. Öte yandan, 'Bulunduğu Kat' ve 'Kat Sayısı' değişkenlerinin oda sayısından daha yüksek önem skoruna sahip olması, yüksek katlı projelerin sınıflandırma üzerindeki etkisini göstermektedir. Bu aşamada 17 değişkenden 10 değişkene inilerek yapılan boyut indirgeme işlemi, veri setindeki karmaşıklığın temizlenmesini sağlamıştır. Gereksiz veya birbirini çok güçlü şekilde tekrarlayan değişkenlerin elenmesi, algoritmaların daha net bir sınıflandırma yapmasına olanak tanımıştır. Bu durum, veri madenciliği literatüründe sıklıkla vurgulanan 'daha az veriyle daha yüksek doğruluk' prensibinin konut piyasası özelinde de geçerli olduğunu göstermektedir.

Çalışmanın son adımında elde edilen sonuçlar, öznitelik seçiminin sınıflandırma performansı üzerindeki kritik rolünü net bir şekilde ortaya koymuştur. En çarpıcı gelişimin FT algoritmasında yaşandığı görülmektedir. Başlangıç aşamasında %80.2 olan doğruluk oranının %83.7'ye yükselmesi; FT algoritmasının öznitelik seçimiyle elenen gürültülü verilerden kurtulduğunda çok daha başarılı sonuçlar verdiğini belirlemiştir. FURIA (%82.7) ve SGD (%81.8) algoritmalarındaki istikrarlı artış, karmaşıklığın azaltılmasının sadece doğruluk oranını artırmakla kalmadığını, aynı zamanda hata paylarını (Mae) da aşağı çektiğini ortaya koymaktadır. Özellikle kural tabanlı bir yaklaşım olan FURIA'nın, en etkili 10 değişken üzerinden daha sade ve uygulanabilir kurallar üretebilmesi, modelin genellenebilirlik yeteneğini artırmıştır. LWL

algoritmasındaki %1.4'lük artış ise, yerel ağırlıklı öğrenme yöntemlerinin sadeleşmiş veri setlerinde komşuluk ilişkilerini daha doğru tanımlayabildiğinin bir göstergesidir. Ki-Kare öznitelik seçimi ile yapılan boyut indirgeme işlemi, tüm algoritmaların performansını pozitif yönde etkilemiştir. En düşük hata payı (0.1646) ve en yüksek Mcc (0.6540) değerlerine sahip olan FT algoritması, Ankara konut piyasası verileri özelinde en başarılı sınıflandırma algoritması olarak belirlenmiştir. Ayrıca FURIA ve SGD'nin de yakın sonuçlar verdiğini söylemek mümkündür. Algoritmalar arasında gözlemlenen performans farklarının oldukça düşük olması, bu çalışmanın metodolojik odak noktasıyla doğrudan ilişkilidir. Çalışmada literatürde konut fiyat sınıflandırmasında sıklıkla karşılaşılan modeller yerine; gayrimenkul ekonomisi alanında nadir tercih edilen veri madenciliği yöntemleri (FT, FURIA, SGD) ön plana çıkarılmak istenmiştir. FT, FURIA ve SGD gibi farklı teorik altyapılara sahip modern algoritmaların birbirine oldukça yakın ve %80'in üzerinde yüksek sınıflandırma başarıları sergilemesi, emlak değerleme süreçlerinde geleneksel yaklaşımlara güçlü ve güvenilir birer alternatif sunduklarını bilimsel olarak ortaya koymaktadır.

Elde edilen sonuçlar sadece sayısal bir başarıyı değil, aynı zamanda güncel konut piyasasının ekonomik dinamiklerini de yansıtmaktadır. Banyo sayısının ve m2 değerlerinin fiyat sınıflandırmasında en belirleyici unsurlar çıkması, tüketicilerin konut alırken kullanım değeri ve konfor kapasitesine önem verdiğini göstermektedir. Özellikle inşaat maliyetlerinin (beton, demir, işçilik vb.) hızla arttığı bir ekonomik konjonktürde, her bir metrekarenin ve her bir ek donanımın (ekstra banyo, asansör vb.) maliyet üzerindeki etkisi, satış fiyatının belirlenmesinde temel yapı taşlarını oluşturmaktadır. Konut fiyatlarının genel olarak yükseldiği dönemlerde, tüketiciler merkezi ama eski veya küçük konutlar yerine; biraz daha çevre bölgelerde yer alan ancak donanımı (yeni bina, site içi, çoklu banyo) daha yüksek konutlara yönelmektedir. Bu durum, farklı ilçelerdeki benzer özelliklere sahip konutların fiyat değerlerinin birbirine yakınsamasına neden olmaktadır.

Çalışmadan elde edilen bulgular değerlendirilirken çalışmanın sahip olduğu belirli kısıtlılıkların göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Çalışmanın en temel kısıtı, veri setinin yalnızca 4–6 Mayıs 2026 tarihleri arasında yayımlanan 510 ilanla sınırlı olmasıdır. Üç günlük bir zaman kesitinden elde edilen bu verilerin, Ankara konut piyasasının genelini ve uzun vadeli fiyat hareketlerini bütünüyle temsil etme gücü sınırlıdır. Konut piyasaları doğası gereği faiz oranları, enflasyonist beklentiler ve mevsimsel arz-talep döngülerinden dinamik olarak etkilenmektedir. Dolayısıyla, bu çalışma anlık bir piyasa röntgeni niteliği taşımakta olup, elde edilen sınıflandırma başarıları ve öznitelik önem seviyeleri ilgili dar zaman diliminin karakteristiklerini yansıtmaktadır. Ankara'nın 7 merkez ilçelerindeki ilanlardan yararlanılmıştır. Konutların sınıflandırılmasında LWL, SGD, FURIA ve FT algoritmalarının performansları incelenmiştir. Öznitelik seçiminde ise yalnızca Ki-Kare öznitelik seçim algoritması kullanılmıştır.

ETİK BEYAN ve KATKI ORANLARI	
Yazar katkı Oranı: 1. Yazar: %100	***Contribution Rate*** 1. Author: %100
Çıkar Çatışması: Çıkar çatışması beyan edilmemiştir	***Conflicts of Interest:*** No conflict of interest declared.
Etik Kurul İzni:	***Ethics Committee Permission***

Etik kurul izni gerektirmemektedir.	This study does not require ethics committee approval.
Teşekkür	***Acknowledgements***

KAYNAKÇA

Atkeson, C. G., Moore, A. W., & Schaal, S. (1997). Locally weighted learning. *Artificial intelligence review*, *11*(1), 11-73. https://doi.org/10.1023/A:1006559212014

Banerjee, D., & Dutta, S. (2017, September). Predicting the housing price direction using machine learning techniques. In *2017 IEEE international conference on power, control, signals and instrumentation engineering (ICPCSI)* (pp. 2998-3000). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICPCSI.2017.8392275

Bork, L., & Møller, S. V. (2018). Housing price forecastability: A factor analysis. *Real Estate Economics*, *46*(3), 582-611. https://doi.org/10.1111/1540-6229.12185

Bottou, L. (1991). Stochastic gradient learning in neural networks. *Proceedings of Neuro-Nımes*, *91*(8), 12.

Cerin, P., Hassel, L. G., & Semenova, N. (2014). Energy performance and housing prices. *Sustainable Development*, *22*(6), 404-419. https://doi.org/10.1002/sd.1566

Chakrabarti, S., Kushari, T., & Mazumder, T. (2022). Does transportation network centrality determine housing price?. *Journal of Transport Geography*, *103*, 103397. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2022.103397

Filiz, E., & Öz, E. (2019). Finding the Best Algorithms and Effective Factors in Classification of Turkish Science Student Success. *Journal of Baltic Science Education*, *18*(2), 239-253. https://doi.org/10.33225/jbse/19.18.239

Frank, E., Hall, M., & Pfahringer, B. (2012). Locally weighted naive bayes. *arXiv preprint arXiv:1212.2487*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1212.2487

G. Donald, J., & Winkler, D. (2002). The dynamics of metropolitan housing prices. *Journal of Real Estate Research*, *23*(1-2), 29-46. https://doi.org/10.1080/10835547.2002.12091069

Gama, J. (2004). Functional trees. *Machine learning*, *55*(3), 219-250. https://doi.org/10.1023/B:MACH.0000027782.67192.13

Hassett, K., Tikoudis, I., Alexander, G., Saliou, A., Stapper, L., & Oueslati, W. (2025). Revisiting urban environmental amenities: A review of housing price impacts and policy perspectives for equitable amenity provision. *Cities*, *167*, 106263. https://doi.org/10.1016/j.cities.2025.106263

Ho, W. K., Tang, B. S., & Wong, S. W. (2021). Predicting property prices with machine learning algorithms. *Journal of property research*, *38*(1), 48-70. https://doi.org/10.1080/09599916.2020.1832558

Hoxha, V. (2025). Comparative analysis of machine learning models in predicting housing prices: a case study of Prishtina's real estate market. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, *18*(3), 694-711. https://doi.org/10.1108/IJHMA-09-2023-0120

Hühn, J., & Hüllermeier, E. (2009). FURIA: an algorithm for unordered fuzzy rule induction. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *19*(3), 293-319. https://doi.org/10.1007/s10618-009-0131-8

Jin, B., & Xu, X. (2024). Pre-owned housing price index forecasts using Gaussian process regressions. *Journal of Modelling in Management*, *19*(6), 1927-1958. https://doi.org/10.1108/JM2-12-2023-0315

Kahn, J. A. (2008). What drives housing prices?. *FRB of New York Staff Report*, (345). http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1264048

Karakurt, M., Saygılı, H., & Karci, A. (2026). KarcıFANN Makine Öğrenmesi Yönteminin Matematiksel Modeli. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, *38*(1), 47-56. https://doi.org/10.35234/fumbd.1672351

Lahmiri, S., Bekiros, S., & Avdoulas, C. (2023). A comparative assessment of machine learning methods for predicting housing prices using Bayesian optimization. *Decision Analytics Journal*, *6*, 100166. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100166

Landwehr, N., Hall, M., & Frank, E. (2005). Logistic model trees. *Machine learning*, *59*(1), 161-205. https://doi.org/10.1007/s10994-005-0466-3

Li, L., & Wu, X. (2014). Housing price and entrepreneurship in China. *Journal of Comparative Economics*, *42*(2), 436-449. https://doi.org/10.1016/j.jce.2013.09.001

Manasa, J., Gupta, R., & Narahari, N. S. (2020, March). Machine learning based predicting house prices using regression techniques. In *2020 2nd International conference on innovative mechanisms for industry applications (ICIMIA)* (pp. 624-630). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICIMIA48430.2020.9074952

Mora-Garcia, R. T., Cespedes-Lopez, M. F., & Perez-Sanchez, V. R. (2022). Housing price prediction using machine learning algorithms in COVID-19 times. *Land*, *11*(11), 2100. https://doi.org/10.3390/land11112100

Park, B., & Bae, J. K. (2015). Using machine learning algorithms for housing price prediction: The case of Fairfax County, Virginia housing data. *Expert systems with applications*, *42*(6), 2928-2934. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.040

Rapach, D. E., & Strauss, J. K. (2009). Differences in housing price forecastability across US states. *International Journal of Forecasting*, *25*(2), 351-372. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.01.009

Ray, S., Alshouiliy, K., Roy, A., AlGhamdi, A., & Agrawal, D. P. (2020, October). Chi-squared based feature selection for stroke prediction using AzureML. In *2020 Intermountain Engineering, Technology and Computing (IETC)* (pp. 1-6). IEEE. https://doi.org/10.1109/IETC47856.2020.9249117

Sahibinden web sayfası, https://www.sahibinden.com/satilik-daire, Erişim Tarihi: 06.05.2026.

Soltani, A., Heydari, M., Aghaei, F., & Pettit, C. J. (2022). Housing price prediction incorporating spatio-temporal dependency into machine learning algorithms. *Cities*, *131*, 103941. https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103941

Truong, Q., Nguyen, M., Dang, H., & Mei, B. (2020). Housing price prediction via improved machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, *174*, 433-442. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.111

Xu, X., & Zhang, Y. (2023). Network analysis of housing price comovements of a hundred Chinese cities. *National Institute Economic Review*, *264*, 110-128. https://doi.org/10.1017/nie.2021.34

Yıldız, İ., Kotan, A. E., & Altınel, A. B. (2023). Türkçe faturaların sınıflandırılmasında farklı öznitelik seçimi yöntemleri ile topluluk öğrenme algoritmalarının etkilerinin incelenmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (52), 272-278. https://izlik.org/JA92TK62RA

Yue, E. C. H. (2006). Housing price bubbles in Hong Kong, Beijing and Shanghai: A comparative study. *Journal of real estate Finance and economics*, *33*(4), 299. https://doi.org/10.1007/s11146-006-0335-2