

## Türkiye'deki İkinci El Konut Satışlarının Bulanık Mantık İlişkilere Dayalı Bulanık Zaman Serisi Yaklaşımı ile Öngörüsü

Cem Koçak | ORCID 0000-0002-7339-7438 | cemkocak@hitit.edu.tr

Hitit Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü, Çorum, Türkiye

ROR ID: <https://ror.org/01x8m3269>

Taha Bahadır Saraç | ORCID 0000-0001-6911-854X | tahabahadirsarac@hitit.edu.tr

Hitit Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü, Çorum, Türkiye

ROR ID: <https://ror.org/01x8m3269>

### Öz

Geleceğe ilişkin öngöründe bulunma ekonometrinin önemli konularından biridir. Öngörü yapmada klasik zaman serisi yöntemlerinin kullanmak; doğrusallık, durağanlık, normal dağılım ve büyük örneklem gibi birçok istatistiksel varsayımın sağlanmasına gerek duymaktadır. Bununla birlikte, bulanık zaman serisi yöntemleri bu varsayımların hiçbirini gerektirmeyen parametrik olmayan istatistiksel yöntemler grubuna girmektedir. Bu nedenle, gerçek hayat zaman serilerinin öngörülmesinde sıklıkla tercih edilmektedir. Bu çalışmada öncelikle Türkiye'deki ikinci el konut satış verileri için klasik ARIMA(p,d,q) (Box ve Jenkins, 1976) ile literatürde temel bulanık zaman serisi yöntemlerinden biri olan Chen (1996)'ın bulanık mantık ilişkilere dayalı yöntemlerinin öngörü performansları karşılaştırılmıştır. Böylece, gelecekteki 1 ay, 4 ay ve 16 ay için yapılan öngörüler için, bulanık yaklaşımın klasik zaman serisi yaklaşımına göre çok daha iyi öngörü performansına sahip olduğu açıkça ortaya konulmuştur. Daha sonra, Chen (1996)'nın yöntemi ile Ağustos 2024 tarihine kadar olan ikinci el aylık konut sayıları kullanılarak Eylül 2024 ve Ekim 2024 için öngörüler yapılmış ve öngörülen değerlerin gerçekleşen değerlere oldukça yakın değerler elde edildiği saptanmıştır. Böylece, Chen (1996) yönteminin geleceği tahmin etmede iyi bir öngörü performansına sahip olduğu anlaşılmıştır. Chen (1996)'nın bulanık mantık ilişkilere dayalı yöntemi sadece birinci dereceden bir otoregresif model olan temel bir yöntem olmasına rağmen klasik zaman serisi yaklaşımına göre oldukça iyi öngörüler yapılabildiği gösterilmiştir. Çalışmamızda, ayrıca Chen (1996) yöntemi ile gelecekteki dönemlerde ikinci el konut satışlarına ilişkin öngörülerde bulunulmuştur. Elde edilen sonuçlara göre, Türkiye de Kasım 2024'te 109789 ve Aralık 2024'te 123814, 2024 yılında 987419 ve 2025 yılında 935827 ikinci el konut satılacağı öngörülmektedir.

### Anahtar Kelimeler

Öngörü, Bulanık Zaman Serileri, ARIMA, İkinci El Konut Satışı, Konut Piyasası

### Atıf Bilgisi

Koçak, Cem, Saraç, Taha, Bahadır. "Türkiye'deki İkinci El Konut Satışlarının Bulanık Mantık İlişkilere Dayalı Bulanık Zaman Serisi Yaklaşımı ile Öngörüsü". Hitit Ekonomi ve Politika Dergisi Cilt No 4/Sayı No 2 (Aralık 2024), 164-181

Geliş Tarihi 3 Aralık 2024

Kabul Tarihi 24 Aralık 2024

Yayın Tarihi	30 Aralık 2024
Değerlendirme	İki Dış Hakem / Çift Taraflı Körleme
Etik Beyan	Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan olunur.
Yazar Katkısı	%50-%50
Benzerlik Taraması	Yapıldı - iThenticate
Etik Bildirim	hepdergi@gmail.com
Çıkar Çatışması	Çıkar çatışması beyan edilmemiştir.
Finansman	Bu araştırmayı desteklemek için dış fon kullanılmamıştır.
Telif Hakkı & Lisans	Yazarlar dergide yayınlanan çalışmalarının telif hakkına sahiptirler ve çalışmaları CC BY-NC 4.0 lisansı altında yayımlanmaktadır.

## **Forecasting Second-Hand Housing Sales in Turkey with the Fuzzy Time Series Approach Based the Fuzzy Logic Relationship**

Cem Koçak| ORCID 0000-0002-7339-7438| cemkocak@hitit.edu.tr

Hitit Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü, Çorum, Türkiye

ROR ID: <https://ror.org/01x8m3269>

Taha Bahadır Saraç| ORCID 0000-0001-6911-854X| tahabahadirsarac@hitit.edu.tr

Hitit Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü, Çorum, Türkiye

ROR ID: <https://ror.org/01x8m3269>

### **Abstract**

Forecasting about the future is one of the important topics of Econometrics. Using classical time series methods in forecasting requires many statistical assumptions such as linearity, stationarity, normal distribution and large sample. However, fuzzy time series methods are included in the group of nonparametric statistical methods that do not require any of these assumptions. Therefore, they are frequently preferred in forecasting real-life time series. In this study, firstly, the forecasting performances of classical ARIMA(p,d,q) (Box and Jenkins, 1976) and Chen (1996)'s method that is one of the basic fuzzy time series methods based on fuzzy logic relations in the literature has been compared for second-hand housing sales data in Turkey. Thus, it has been clearly demonstrated that the fuzzy approach has much better forecasting performance than the classical time series approach for forecasts which made for 1 month, 4 months and 16 months in the future. Then, forecasts have been made via the method of Chen (1996) for September 2024 and October 2024 by using the monthly second-hand housing numbers until August 2024, and it has been determined that the predicted values are very close to the actual values. Thus, it has been understood that the Chen (1996) method has a good forecasting performance in predicting of the future. Although Chen (1996)'s method based on fuzzy logic relations is a basic method that is only a first-order autoregressive model, it has been shown that quite good forecasts can be made in comparison with the classical time series approach. Forecasts have also been obtained regarding second-hand housing sales in the future periods with the Chen (1996)'s method in our study. According to the results obtained, it has been forecasted that 109789, 123814, 987419 and 935827 second-hand houses will be sold respectively in dates of November 2024, December 2024, 2024 year and 2025 year in Turkey.

### **Keywords**

Forecasting, Fuzzy Time Series, ARIMA, Second-Hand Home Sales, Housing Market

### **Citation**

Koçak, Cem, Saraç, Taha, Bahadır. "Forecasting Second-Hand Housing Sales in Turkey with the Fuzzy Time Series Approach Based the Fuzzy Logic Relationship". *Hitit Journal of Economics and Politics* Volume 4/Issue 2 (December 2024), 164-181.

Date of Submission 4 December 2024

Date of Acceptance	24 December 2024
Date of Publication	30 December 2024
Peer-Review	Double anonymized - Two External
Ethical Statement	It is declared that scientific and ethical principles have been followed while carrying out and writing this study and that all the sources used have been properly cited.
Author Contribution	50%, 50%
Plagiarism Checks	Yes - iThenticate
Conflicts of Interest	The author(s) has no conflict of interest to declare.
Complaints	hepdergi@gmail.com
Grant Support	The author(s) acknowledge that they received no external funding in support of this research.
Copyright & License	Authors publishing with the journal retain the copyright to their work licensed under the <b>CC BY-NC 4.0</b> .

## GİRİŞ

Literatürde çok sayıda yapay zekâ yönteminden bahsedilmekte olup, bu yöntemler Uzman Sistemler, Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları ve Sezgisel Optimizasyon Teknikleri olmak üzere 4 ana başlık altında ifade edilebilir (Öztemel, 2006). Yapay zekanın bir alanı olan bulanık mantık kuramı, 1965 yılında, Azeri asıllı Amerikalı Lotfy A. Zadeh tarafından geliştirilmiştir. Zadeh'e göre kesinlik diye bir şey yoktur. Olaylar, 0 ile 1 arasında dereceli olarak değişmektedir (Zadeh,1965). Klasik istatistiksel yaklaşımda rassallık kavramı olasılıksal bir süreç içinde değerlendirilirken, bulanıklık kavramı ile bir olayın kendisindeki belirsizlik belirlenmeye çalışılır. (Özkan, 2003). Daha açık ifade edilecek olursa, bulanık mantığa göre olaylar kesikli değil süreklidir. Örneğin; klasik mantıktaki soğuk-sıcak iki değerli mantığı, bulanık mantıkta çok soğuk-biraz soğuk- soğuk-biraz sıcak-sıcak-çok sıcak şeklinde dereceli değerlerin kullanıldığı dilsel ifadelerdir (Elmas, 2007).

Bulanık zaman serileri öngörü yöntemleri Zadeh (1965)'in bulanık mantık yaklaşımına dayalı olarak geliştirilmektedir. Klasik zaman serisi modellerinin çözümlenmesinde normal dağılıma sahip olma, doğrusal olma, durağan olma ve büyük örneklem gibi birçok varsayım vardır. Fakat, bulanık zaman serisi yaklaşımları, ilgilenilen olayın kendisindeki belirsizlikle ilgilendiğinden, klasik zaman serilerindeki varsayımların sağlanması gerekmez. Böylece, bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri parametrik olmayan istatistiksel yöntemler olarak; doğrusal olmayan, durağan olmayan veya az sayıda gözleme sahip zaman serilerine de uygulanabilmektedir (Kocak,2012).

Klasik ARIMA yaklaşımı (Box ve Jenkins, 1976), zaman serisine en uygun otoregresif hareketli ortalamalar (ARIMA) modelini bulmamızı sağlayan ve birçok çalışmada kullanılmaya devam eden bir yöntemdir. Bu yöntem temelde, otoregresif süreçler (AR), hareketli ortalamalar süreçleri (MA) ve bu iki sürecin kombinasyonu ile oluşan ARMA süreçlerine dayanmaktadır. Bununla birlikte, herhangi bir istatistiksel varsayıma gerek duymayan bulanık zaman serisi öngörü yöntemi ilk olarak Song ve Chissom (1993) tarafından önerilmiştir. Song ve Chissom (1993), çalışmasında literatürde ilk kez zamanla değişmeyen bulanık AR(1) modelini tanımlamıştır. Zaman içerisinde bulanık zaman serisi yöntemleri Box ve Jenkins (1976)'ın yaklaşımına uyum sağlayarak yüksek dereceden AR(1), ARMA(1,1) ve ARMA(p,q) yapısında bulanık zaman serisi yöntemleri önerilmiştir. Böylece, yüksek dereceden bulanık zaman serisi kullanımının yaygınlaşması ile öngörü performansı yüksek öngörüler elde edilebilmektedir. Ayrıca, özellikle bulanık zaman serilerinin ikinci aşaması olan bulanık ilişkileri belirleme aşamasında yapay sinir ağları ve diğer yapay zekâ optimizasyon yöntemlerinin kullanılması sayesinde, öngörü performansının önemli ölçüde artırılması sağlanmıştır.

Bu çalışmanın ana amacı bulanık zaman serisi yaklaşımı ile ilgili temel tanım ve algoritmayı sunarak, temel düzeydeki bir bulanık zaman serisi yönteminin bile literatürde halen yaygın olarak tercih edilebilen Box ve Jenkins (1976)'ın klasik ARIMA(p,d,q) yüksek dereceden yaklaşımından çok daha iyi öngörü performansına sahip olabileceğini göstermektir. Bu nedenle, iktisadi bir zaman serisi kullanılarak Chen (1996)'nın sadece otoregresif birinci dereceden AR (1) modelinin performansı ile yüksek dereceden olmasından dolayı olasılıksal olarak daha çok bilgiyi kullanan klasik ARIMA yaklaşımı karşılaştırılmıştır. Böylece, araştırmacılara iktisadi değişkenler üzerinden daha ileri düzey ve güncel bulanık zaman serileri yöntemlerini kullanarak, gerçeğe daha yakın öngörülere ulaşabileceklerini göstermek amaçlanmıştır. Çalışmanın ikinci amacı ise; literatürde temel düzeyde bir çalışma olarak kabul edilen bulanık mantık

ilişkilere dayalı bulanık zaman serisi öngörü yöntemini (Chen, 1996), kullanarak Türkiye’de geleceğe ilişkin olarak ikinci el konut satış sayılarını tahmin etmektedir.

Açıklanan amaçlar doğrultusunda beş bölüm şeklinde hazırlanan çalışmanın ikinci bölümünde konu ile ilgili literatür taraması yapılmış, üçüncü bölümde bulanık zaman serisine ilişkin tanımlar ve Chen (1996)’nın bulanık zaman serisi çözümlene algoritması verilmiş, dördüncü bölümde analiz sonuçları sunulmuş ve sonuç bölümü ile de çalışma tamamlanmıştır.

## 2. Literatür

Bulanık zaman serisi çalışmaları, gözlemlerin bulanıklaştırılması, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve berraklaştırma aşaması olmak üzere üç aşamadan oluşur. İlk olarak Song ve Chissom (1993) tarafından ortaya atılan bulanık zaman serileri Zadeh (1965)’in bulanık küme teorisine dayanmaktadır. Literatürde geliştirilen tek değişkenli birinci dereceden bulanık AR modellerine ilişkin bazı temel çalışmalar, Song ve Chissom (1993), Chen (1996), Huarng (2001), Huarng ve Yu (2006), Cheng ve ark. (2008), Yolcu ve ark. (2009) ve Yu ve Huarng (2010) çalışmaları olarak verilebilir. Literatürdeki tek değişkenli yüksek dereceden bulanık AR(p) modellerine temel oluşturan bazı çalışmalar ise, Chen (2002), Chen ve Chung (2006), Jilani ve ark. (2007), Jilani ve Burney (2008), Aladağ ve ark. (2009), Eğrioglu ve ark. (2009), Eğrioglu ve ark. (2010) ve Park ve ark. (2010) olarak verilebilir. Literatürde hem otoregresif hem hareketli ortalamalar bilgisinin kullanan bulanık ARMA yapısındaki çalışmaların bazıları da, Kocak (2013), Egrioglu ve ark. (2013), Kocak (2015), Kocak(2017)’nin çalışmalarıdır.

Bulanık zaman serilerinde, yapay sinir ağları, derin öğrenme ve parçacık sürü optimizasyonu gibi yapay zekâ optimizasyon yöntemlerinin de kullanıldığı birçok çalışma vardır. Ayrıca, üyelik değerlerinin belirlenmesine göre sezgisel bulanık zaman serileri ve resim bulanık zaman serileri modelleri de da özellikle son yıllarda geliştirilmeye devam etmektedir. Bulanık zaman serileri ile ilgili bu güncel çalışmaların bazıları, Panigrahi ve ark. (2020), Egrioglu ve ark. (2020), Lqbal ve ark. (2020), Bas ve ark.(2021), Egrioglu ve ark. (2022) ve Kocak ve ark. (2023) olarak verilebilir.

Literatürde Türkiye için iktisadi veya finans değişkenlerinin Box ve Jenkins’in (1976) ARIMA yaklaşımı ve bulanık zaman serisi ile öngörüldüğü çok sayıda çalışma vardır. Literatürde, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) fiyatları (Önder ve ark, 1999), enflasyon (Uğurlu ve Saraçoğlu, 2010; Akdağ ve Yiğit, 2016), tavuk yumurtası üretimi (Çiçekgil, 2016), konut fiyat endeksi (Akay ve ark., 2019), kırmızı et ve süt fiyatları (Küçükoflaz ve ark.,2019), hava yolu kargo talebi (Önen,2020) ve çam balı üretici satış fiyatları (Göksu ve Saner 2021)’na ilişkin öngörülerin ARIMA yöntemi ile yapıldığı görülmektedir. Bu çalışmalardan Uğurlu ve Saraçoğlu (2016), Çiçekgil (2016), Küçükoflaz ve ark. (2019) ve Göksu ve Saner (2021)’in çalışmalarında geleceğe yönelik tahminler yapılmıştır. ARIMA yönteminin kullanıldığı diğer çalışmaların (Önder ve ark, 1999; Akay ve ark., 2019; Önen,2020) öngörü performanslarının karşılaştırmasına yönelik çalışmalar olduğu görülmektedir. Bununla birlikte, Türkiye için bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri ile öngörü performansının tartışıldığı sadece 2 çalışmaya ulaşılmıştır. Bu çalışmalardan birinde İstanbul temiz su tüketiminin (Alpaslan ve ark.,2012) ve diğerinde ise enflasyonun (Uslu ve ark.,2012) farklı bulanık zaman serisi yöntemleri ile öngörülerini yapılarak, yöntemlerin öngörü performansları karşılaştırılmıştır.

Literatürde Türkiye için konut piyasasına yönelik olarak yapılan öngörü çalışmaları Akay ve ark. (2019), Selçi (2021) ve Pişkin ve Baş (2022) olarak verilebilir. Bu çalışmalardan, Akay ve ark. (2019), Türkiye konut fiyat endeksi için ARIMA yönteminin öngörü performansı ile makine öğrenmesine dayalı Rassel Orman ve ARIMA-Rassel Orman yöntemlerinin öngörü performanslarını karşılaştırmışlardır. Pişkin ve Baş (2022) çalışmasında, aylık yabancılara satılan konut satış sayıları için Ridge regresyona dayalı Tip 1 bulanık regresyon fonksiyonu yönteminin öngörü performansını diğer bazı yöntemlerin öngörü performansı ile karşılaştırılmıştır. Selçi (2021) çalışmasında, diğer çalışmalardaki (Akay ve ark., 2019; Pişkin ve Baş, 2022) öngörü performanslarının karşılaştırılmasından farklı olarak, yapay sinir ağları ile geleceğe ilişkin 1 dönemlik öngöründe bulunmuştur.

### 3. Bulanık Zaman Serisi Yöntemi

#### 3.1. Bulanık Zaman Serisi Tanımları

Bu bölümde, literatürdeki bulanık küme ve tek değişkenli bulanık AR (1) modeline ilişkin tanımlar verilmiştir.

**Tanım 1.** Bulanık kümeler (1)'de verildiği şekilde tanımlanır.

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b \quad (1)$$

(1)'de  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\}$  olmak üzere  $u_i$ 'ler evrensel kümenin ( $U'$ nun) belirlenen aralık uzunluğuna göre parçalanması ile elde edilen alt aralıklarıdır. Bunun yanında,  $1 \leq a \leq b$  olmak üzere  $f_{A_i}(u_a) \in [0,1]$ ,  $u_a$  alt aralığının  $A_i$  bulanık kümesine ait olmasının üyelik derecesidir (Song ve Chissom, 1993).

**Tanım 2.**  $F(t)$  bulanık zaman serisi sadece bir gecikmeli  $F(t-1)$  bulanık zaman serisinden etkileniyorsa,  $F(t-1)$  ile  $F(t)$  arasındaki bulanık ilişki, (2)'de verildiği gibi olur.

$$F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (2)$$

(2)'deki ifade birinci dereceden bulanık AR (1) zaman serisi modeli olarak tanımlanır (Song ve Chissom, 1993; Chen, 1996).

#### 3.2. Chen (1996)'nın Bulanık Mantık İlişkilere Dayalı Bulanık Zaman Serisi Öngörü Yöntemi

Chen (1996)'in birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü yöntemi, Tanım 2'de verilen bir Bulanık AR(1) zaman serisi modelidir. Bu yöntem, bulanık mantık ilişkileri kullanarak, bulanık zaman serisi çözümlerini kolaylaştıran bir yaklaşımdır. Bu nedenle, literatürde temel bir bulanık zaman serisi yöntemi olarak sıklıkla tercih edilmektedir. Chen (1996)'nın bulanık AR (1) yönteminin çözüm algoritması aşağıda adımlar şeklinde verilmiştir.

**Adım 1.**  $U$  Evrensel küme ve alt aralıkları ( $u_i, i = 1, 2, \dots, b$ ) tanımlanır.

Evrensel küme alt aralıklara bölünür. Zaman serisinin minimum değeri  $X_{min}$ , maksimum değeri  $X_{max}$  ve ayrıca iki keyfi sayı ( $D_1, D_2$ ) alınarak evrensel küme (3)'deki gibi tanımlanır.

$$U = [X_{min} - D_1, X_{max} + D_2] \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, b$  için belirlenen  $u_i$  alt aralıkları evrensel küme  $U'$  nun alt aralıkları olup, (4)'de verilmiştir.

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\} \quad (4)$$

**Adım 2.**  $U$  Evrensel kümesi ve  $u_i$ ' lere bağlı olarak bulanık kümeler belirlenir.

Bulanık kümeler, Tanım 1' deki (1) formülü ile (5)'deki gibidir.

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b, \quad i = 1, 2, \dots, b \text{ için} \quad (5)$$

(5)'deki  $f_{A_i}(u_i)$ , ( $i = 1, 2, \dots, b$  olmak üzere (6)'da verildiği gibidir.

$$f_{A_i}(u_i) = \begin{cases} 1, & k = i \\ 0.5, & k = i - 1 \text{ ve } i + 1 \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (6)$$

**Adım 3.** Gözlemler bulanıklaştırılır.

Her bir gözlemin bulunduğu  $u_i$  alt aralığı belirlenir. Belirlenen  $u_i$ 'nin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu  $A_i$  bulanık kümesi belirlenir. Gözlemin bulanık değeri belirlenen bu  $A_i$  bulanık kümedir.

**Adım 4.** Bulanık ilişkilerin belirlenmesi amacıyla, bulanık mantık ilişkileri belirlenerek bulanık mantık grup ilişki tablosu oluşturulur.

Örneğin, bulanık mantık ilişkiler  $A_2 \rightarrow A_3$ ,  $A_2 \rightarrow A_2$ ,  $A_2 \rightarrow A_5$  biçiminde iken,  $A_2$  için bulanık mantık grup ilişkisi  $A_2 \rightarrow A_2$ ,  $A_3$ ,  $A_5$  şeklinde olur.

**Adım 5.** Bulanık kestirimler elde edilir.

Öngörü elde etmede  $F(t - 1) = A_j$  olmak üzere, 3 durum söz konusudur.

**Durum 1.** Bulanık grup ilişki tablosunda sadece  $A_i \rightarrow A_j$  ilişkisi varsa ise bulanık öngörü  $A_j$  olur. Örneğin;  $A_1$  için grup ilişkisi  $A_1 \rightarrow A_2$  ise bulanık kestirim  $A_2$ ' dir.

**Durum 2.** Bulanık grup ilişki tablosunda  $A_i \rightarrow A_i$ ,  $A_j$ , ...,  $A_k$  ise bulanık öngörü  $A_i$ ,  $A_j$ , ...,  $A_k$  olur. Örneğin;  $A_2$  için grup ilişkisi  $A_2 \rightarrow A_2$ ,  $A_3$ ,  $A_5$  ise bulanık öngörü  $A_2$ ,  $A_3$ ,  $A_5$  olarak belirlenir.

**Durum 3.** Bulanık grup ilişki tablosunda  $A_i \rightarrow \text{boş}$  ise bulanık öngörü  $A_i$  olur. Örneğin;  $A_4$  için grup ilişkisi  $A_4 \rightarrow \text{boş}$  ise bulanık öngörü  $A_3$ ' dür.

**Adım 6.** Durulaştırma işlemi uygulanır.

Durulaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Adım 5' de belirtilen Durum 1 ve Durum 3 için bulanık kestirim  $A_j$  olduğunda berraklaştırılmış öngörü,  $A_j$  bulanık kümesinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu  $u_j$  alt aralığının orta noktasıdır. Durum 2 için ise durulaştırılmış öngörü, her bir  $A_i$ ,  $A_j$ , ...,  $A_k$  bulanık kümelerinin en yüksek üyelik değerine sahip olan  $u_i$ ,  $u_j$ , ...,  $u_k$  aralıklarının orta noktalarının aritmetik ortalamasıdır.

Tablo 1' de verilen örnek zaman serisi için, alt aralıklar  $u_1 = [40, 50]$ ,  $u_2 = [50, 60]$ ,  $u_3 = [60, 70]$ ,  $u_4 = [70, 80]$ ,  $u_5 = [80, 90]$  ve  $u_6 = [90, 100]$  şeklinde belirlenmişken, Chen (1996) algoritması uygulandığında Tablo 1'de verilen sonuçlar elde edilir.



**Tablo 1. Chen (1996) algoritmasının bir uygulaması**

Yıllar	Gözlem	Bulanık Değer	Bulanık Öngörü	Berraklaştırılmış Öngörü
2001	43	$A_1$	---	45
2002	47	$A_1$	$A_1, A_2$	50
2003	55	$A_2$	$A_3$	65
2004	63	$A_3$	$A_2, A_4$	65
2005	59	$A_2$	$A_3$	65
2006	68	$A_3$	$A_2, A_4$	65
2007	73	$A_4$	$A_6$	95
2008	92	$A_6$	$A_6$	95
2009	96	$A_6$	$A_6$	95
2010	94	$A_6$	$A_6$	95

### 3.1. Öngörü Performansı Ölçüleri

Literatürde yaygın olarak kullanılan öngörü performansı ölçüleri; hata kareler ortalamasının karekökü (HKOK), ortalama mutlak yüzdelik hata (OMYH) ve yön doğruluğu (YD) formülleri aşağıda verilmiştir: (Kocak,2012).

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}{n}} \quad (7)$$

$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \quad (8)$$

$$YD = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^{n-1} \begin{cases} 1, & (X_{t+1} - X_t)(\hat{X}_{t+1} - X_t) > 0 \\ 0, & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (9)$$

## 4. Ekonometrik Çözümleme ve Analiz Sonuçları

### 4.1. Veri Seti

Konut satışı, satış durumuna göre ilk el satış ve ikinci el satış olarak iki türe sahiptir. Değişken olarak ikinci el konut satışlarının seçilmesinin nedeni, Türkiye de son 11 yıllık süre içerisinde ikinci el konut satış sayısı paylarının artan bir trendde olmasından kaynaklanmaktadır. Türkiye’de, 2013 yılındaki ikinci el konut satışı payı %54,3 iken, bu oran 11 yıllık bir dönemde artan bir trendle, 2024 yılı ekim ayı itibari ile %65,1 değerine ulaşmıştır. Bu nedenle, ikinci el konut satışlarının konut piyasasına etkisinin daha çok olabileceği düşünülerek, çalışmamızda ikinci el konut satışlarının incelenmesi tercih edilmiştir. Böylece çalışmada, TCMB EVDS (Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi)’den alınan Ocak 2013-Ağustos 2024 dönemine ait aylık ikinci konut satış sayıları kullanılmıştır. Ayrıca, öngörü performansını değerlendirmek için Ocak 2013-Ekim 2024 dönemine ait aylık ikinci konut satış sayıları da kullanılmıştır. Çalışmamızda, henüz gerçekleşmeyen Kasım 2024 ve Aralık 2024 ikinci el konut satış sayıları öngörüldükten sonra, 2024 yılının bitmesinden 2 ay önce, 2024 yılı için yıllık ikinci el konut satış sayısı tahmin edilmiştir. Bu tahmin kullanılarak, 2013-2024 dönemine ait yıllık ikinci el konut satış sayıları elde edilerek 2025 yılı ikinci el konut satış sayısının öngörülmesi sağlanmıştır. Çalışmamızda, veriler mevsimsellikten arındırıldıktan sonra, elde edilen mevsimsellikten arındırılmış zaman serisi verileri ile analizler gerçekleştirilmiştir. Veri çözümlenmeleri Matlab programında yazılan kodlar kullanılarak yapılmıştır.

#### 4.2. Analiz Sonuçları

Çalışmamızda kullanılan ARIMA (Box ve Jenkins,1976) ve Chen (1996)'nın bulanık zaman serisi yöntemi mevsimsel olmayan zaman serilerine uygulanabileceğinden, öncelikle Ocak 2013-Ekim 2024 dönemi aylık ikinci el konut satış sayısı değişkeni çarpımsal ayrıştırma yöntemi ile mevsimsellikten arındırılmıştır. Ayrıştırma işleminden sonra elde edilen mevsimsel katsayılar Tablo 2'de verilmiştir.

**Tablo 2. Mevsimsel Katsayılar**

Aylar	Katsayılar
Ocak	0.817630
Şubat	0.865058
Mart	1.028936
Nisan	0.907353
Mayıs	0.896941
Haziran	1.015900
Temmuz	1.033966
Ağustos	1.075098
Eylül	1.090323
Ekim	1.023398
Kasım	1.045240
Aralık	1.281883

Tablo 2 incelendiğinde, Türkiye'deki ikinci el aylık konut satış sayıları mart ayı hariç, yılın ilk 6 ayında mevsimsel etkilerden kaynaklı azalırken, yılın ikinci yarısında mevsimsel etkilerden dolayı artmaktadır. Çalışmamızın ilerleyen bölümlerinde, ikinci el konut satış sayıları mevsimsel olmayan veriler kullanılarak öngörülecektir. Bu mevsimsel olmayan öngörüler, öngörülen ay için Tablo 2'de verilen mevsimsel katsayısı ile çarpılarak ikinci el konut satış sayısı öngörülmüş olacaktır.

Bulanık zaman serisi analizinde durağanlık koşulu olmamasına karşın, Box-Jenkins (1976)'ın ARIMA yönteminin uygulanabilmesi için kullanılacak zaman serisinin durağan olması gerekir. Bu nedenle, Ocak 2013-Ekim 2024 dönemine için zaman serisinin durağan olup olmadığını belirlemek için; ADF (Dickey ve Fuller, 1979), Dickey-Fuller GLS (Elliot, Rothenberg ve Stock, 1996), PP (Phillips ve Perron, 1988), KPSS (Kawiatkowski ve ark., 1992) ve Ng-Perron (Ng ve Perron,2001) kırılmasız birim kök testlerinin her biri uygulanmıştır. Yapılan

testlerin her birinde Mevsimsel Olmayan Aylık İkinci El Konut Sayısı (MOAİEKS) değişkeninin hem sabitte hem de trend ve sabitte, 0.01, 0.05 ve 0.10 anlam düzeylerinin her biri için durağan olduğu görülmüştür. Bu nedenle, MOAİEKS değişkeninin I(0) olduğuna karar verilmiş olup, yapılan Dickey-Fuller GLS (Elliot, Rothenberg ve Stock, 1996) testinden elde edilen sonuçlar Tablo 3'de sunulmuştur.

**Tablo 3. Dickey Fuller GLS Birim Kök Test Sonuçları**  
(Ho: Seri birim kök içerir)

Sabit için			Sabit+Trend için		
ERS	$\alpha$	KD	ERS	$\alpha$	KD
-5.220	0.01	-2.582	-6.492	0.01	-3.533
	0.05	-1.943		0.05	-2.991
	0.10	-1.615		0.10	-2.701

ERS: Dickey Fuller GLS test istatistiği,  $\alpha$ : Anlam düzeyi, KD:MacKinnon Kritik değerleri.

Tablo 3 incelendiğinde, MOAİEKS değişkeninin sabit için test istatistiği -5.2220 ve sabit ve trend için -6.492 değerlerinin, 0.01,0.05 ve 0.10 anlam düzeylerinin her biri için türetilen kritik değerlerden küçük olduğu görülmüştür. Böylece, MOAİEKS değişkeninin durağan olduğu anlaşılmıştır. MOAİEKS zaman serisi I(0) olduğundan, ekonometrik çözümlerden önce herhangi bir fark işlemi gerçekleştirilmemiştir.

Öngörü karşılaştırma uygulamalarında Box-Jenkins ARMA(p,q) (1976) modelindeki p, 0 ile 5 arasında 1 artırılarak ve q, 0 ile 1 arasında 1 artırılarak 25 farklı öngörü elde edilmiştir. Bu öngörülerden en küçük HKOK değerine sahip ARMA(p,q) modeli en iyi ARMA modeli olarak seçilmiştir. Chen (1996) yönteminin uygulanması, evrensel küme parçalanması aralık uzunluğuna göre yapıldığından, denenecek aralık uzunlukları (10)'da verilen formülle hesaplanarak belirlenir. Chen (1996)'nın bulanık zaman serisi yönteminin uygulanmasında; aralık uzunluğu 2000 ile 75000 arasında 100 birim artırılarak 721 farklı öngörü elde edilmiştir. Bu öngörülerden en küçük HKOK değerine sahip olan öngörüler Chen (1996) yönteminin en iyi öngörü performansına sahip sonuçları olarak seçilmiştir.

$$\text{Aralık Uzunluğu} = \frac{\max(\text{Veri}) - \min(\text{veri})}{\text{Bulanık Küme Sayısı}} \quad (10)$$

ARIMA Modeli (Box ve Jenkins, 1976) ve Chen (1996) modellerinin test kümesi sayısı (ntest) 1 alınarak en iyi sonuçlarını karşılaştırılmasında; zaman serisinin son 1 gözleminden oluşan Ağustos 2024 tarihindeki MOAİEKS test kümesi verileri için öngörü performansları Tablo 4'de sunulmuştur.

**Tablo 4. MOAİEKS için Yöntemlerin En İyi Sonuçlarına Ait Öngörüler ve Öngörü performansları (ntest=1)**

Tarih	Test Kümesi	ARIMA (1976)	Chen (1996)
<b>Ağustos 2024</b>	85798.680	90215.458	85787.368
	<b>HKOK</b>	4416.808	11.312
	<b>OMYH</b>	0.05148	0.00013
	<b>YD</b>	Hesaplanamadı	Hesaplanamadı
	<b>En İyi Model</b>	MA(1)	Aralık Uzunluğu=55000

Tablo 4 incelendiğinde, ARIMA için en iyi modelin 1. Dereceden hareketli ortalamalar (MA(1)) modeli ve Chen(1996) yöntemi için ise en iyi öngörülerin elde edildiği aralık uzunluğunun 55000 olduğu görülmektedir. ARIMA yöntemi % 5.148 OMYH değeri ile iyi bir öngörü performansına sahip olmasına rağmen, Chen (1996) yönteminin HKOK ve OMYH değerleri ARIMA yönteminin HKOK değerlerinden oldukça küçük değerler olduğundan, 1 dönemlik öngöründe Chen(1996) yönteminin ARIMA yönteminden çok daha iyi bir öngörü performansına sahip olduğu saptanmıştır. Chen (1996) yöntemi ile Ağustos 2024 ikinci el konut satış sayısının yaklaşık olarak 0 hata ile tahmin edildiği görülmüştür. Bu nedenle, Chen (1996) yönteminin 1 aylık geleceği tahmin etmede çok iyi bir yöntem olduğu söylenebilir.

ARIMA Modeli (Box ve Jenkins, 1976) ve Chen (1996) modellerinin test kümesi sayısı (ntest) 2 alınarak en iyi sonuçlarını karşılaştırılmasında; zaman serisinin son 2 gözleminden oluşan Temmuz 2024-Ağustos 2024 dönemindeki MOAİEKS test kümesi verileri için öngörü performansları Tablo 5'te verilmiştir.

**Tablo 5. MOAİEKS için Yöntemlerin En İyi Sonuçlarına Ait Öngörüler ve Öngörü performansları (ntest=2)**

Tarih	Test Kümesi	ARIMA (1976)	Chen (1996)
<b>Temmuz 2024</b>	100406.800		84637.368
<b>Ağustos 2024</b>	85798.680		84637.368
	<b>HKOK</b>	18965.499	1164.908
	<b>OMYH</b>	0.20092	0.01377
	<b>YD</b>	0.000	1.000
	<b>En İyi Model</b>	AR(1)	Aralık Uzunluğu=35900

Tablo 5 incelendiğinde, ARIMA için en iyi modelin 1. Dereceden hareketli ortalamalar (AR(1)) modeli ve Chen(1996) yöntemi için ise en iyi öngörülerin elde edildiği aralık uzunluğunun 35900 olduğu görülmektedir. ARIMA yöntemi 18965 HKOK değeri ve % 20.092 OMYH değeri ile düşük bir öngörü performansına sahiptir. Bununla birlikte, Chen (1996) yönteminin HKOK ve OMYH değerleri ARIMA yönteminin HKOK değerlerinden oldukça küçük değerler olduğundan, 2 dönemlik öngöründe Chen(1996) yönteminin ARIMA yönteminden çok daha iyi bir

öngörü performansına sahip olduğu saptanmıştır. Chen (1996) yöntemi çok düşük değerler olan 1164.908 HKOK değeri ve %1.377 OMYH değeri ile çok iyi bir öngörü performansına sahiptir. Bu nedenle, Chen (1996) yönteminin 2 aylık geleceği tahmin etmede çok iyi bir yöntem olduğu söylenebilir.

Bu çalışma yapılmaya başlanıldığında henüz, Eylül 2024 ve Ekim 2024 tarihlerindeki ikinci el konut sayıları (İEKS) yayınlanmamıştır. Çalışmamızda henüz gerçekleşmemiş bu iki aydaki konut sayıları Chen (1996) yöntemi kullanılarak önceden öngörülmüştür. Tablo 5'de ntest=2 için en iyi Chen(1996) yöntemi elde etmemizi sağlayan 35900 aralık uzunluğu gelecekteki 2 ay için öngörü yapılmıştır. Bu öngörülerden ilki Eylül 2024 öngörüsü olarak kabul edilmiştir. Daha sonra bu öngörü gerçekleşen bir veri olarak kabul edilmiş ve Tablo 4'de ntest=1 için en iyi Chen(1996) yöntemini elde etmemizi sağlayan 55000 aralık uzunluğu kullanılarak çözümlene yapılmıştır. Böylece, henüz gerçekleşmemiş Ekim 2024 MOAİEKS değeri tahmin edilmiştir. Elde edilen bu geleceğe ilişkin mevsimsel olmayan öngörüler, Tablo 2'de verilen Eylül ve Ekim aylarına ait mevsimsel katsayılarla çarpılarak, henüz gerçekleşmeyen Eylül 2024 ve Ekim 2024 için ikinci el konut satış sayıları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, 2 ay sonra yayınlanan gerçekleşen satışlarla birlikte Tablo 6'da sunulmuştur.

**Tablo 6. Chen (1996) Yöntemi ile 2 aylık Gelecek Değer Tahmini**

Tarih	Gelecek Değer Tahmini	Gerçekleşen Değer
Eylül 2024	92282	96061
Ekim 2024	115938	107459

Tablo 6 incelendiğinde, henüz gerçekleşmeden elde edilen Eylül 2024 ve Ekim 2024 aylarına için yapılan ikinci el konut sayısı öngörülerinin, Eylül ve Ekim ayları geldiğinde gerçekleşen değerlere çok yakın değerler olduğu görülmektedir. Bu bulgular, Chen (1996) yönteminin ikinci el konut satış sayıları için gelecekteki 1 ay ve gelecekteki 2 ayı tahmin etmede çok iyi öngörü performansına sahip olduğunu göstermektedir.

#### **4.3. Gelecekteki Kasım 2024, Aralık 2024, 2024 Yılı ve 2025 Yılı İçin İkinci El Konut Satış Sayısı Tahminleri**

Bu bölüme kadar yapılan analizler için Chen (1996) yönteminin öngörü performansının ARIMA yönteminin öngörü performansından daha iyi olduğu gösterilmiş ve aylık ikinci el satış sayısı verileri için, 1 ve 2 dönemlik yapılan öngörülerin, öngörü performansının çok isabetli tahminler olduğu görülmüştür.

Bu bölümdeki analizler Kasım 2024 tarihinden sonra yapılmış olup, önce Ocak 2013-Kasım 2024 dönemindeki mevsimsel olmayan aylık ikinci el konut satış sayıları (MOAİEKS) kullanılmıştır. İlk uygulamada, test kümesi sayısı (ntest) 2 alınarak; zaman serisinin son 2 gözleminden oluşan Eylül 2024-Ekim 2024 dönemindeki MOAİEKS test kümesi verileri için Chen (1996) yönteminin en iyi öngörü performansı belirlenmiştir. En iyi performansın elde edilen aralık uzunluğu değeri 65800 değeri kullanılarak, Chen yönteminin Kasım 2024 ve Aralık 2024 tarihlerindeki MOAİEKS değerleri öngörülmüştür. Öngörülen bu değerler Tablo 2'de verilen Kasım ve Aralık aylarına ait mevsimsel katsayılarla çarpılarak 2024 yılının Kasım ve Aralık ayları için gelecek değer tahminleri elde edilmiştir.

Elde edilen Kasım 2024 ve Aralık 2024 tahminleri gerçek değer varsayılarak 2024 yılının toplam ikinci el konut satış sayısı tahmin edilmiştir. Daha sonra, 2013-2024 dönemindeki yıllık ikinci el konut satış sayıları (YİEKS) kullanılarak, Chen (1996) yöntemi ile zaman serisinin son 1 gözlemi olan 2024 yılı için en iyi öngörüler elde edilmiştir. En iyi öngörülerin elde edildiği aralık uzunluğu 104000 değeri kullanılarak, Chen (1996) yöntemi ile 1 dönemlik öngöründe bulunulmuş ve böylece 2025 yılı için ikinci el konut satış sayısı gelecek değer tahmini gerçekleştirilmiştir.

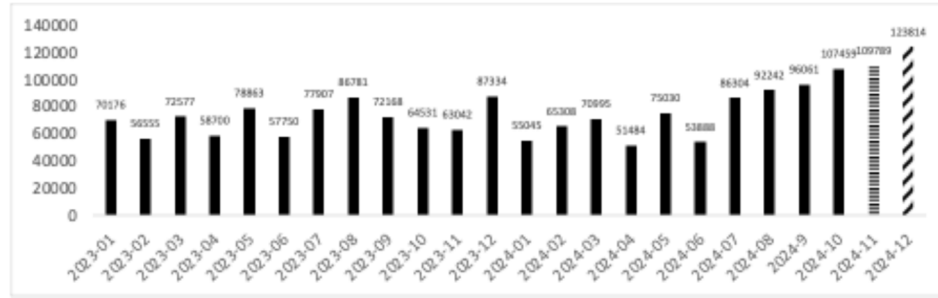
Çalışmamızda Chen(1996) yöntemi kullanılarak elde edilen, Kasım 2024, Aralık 2024, 2024 yılı ve 2025 yılı ikinci ek konut satış sayısı gelecek değer tahminleri Tablo 7'de verilmiştir.

**Tablo 7. Gelecek Değer Tahminleri**

Tarih	İkinci El Konut Satış Sayısı
<b>Kasım 2024</b>	109789
<b>Aralık 2024</b>	123814
<b>2024 yılı</b>	987419
<b>2025 yılı</b>	935827

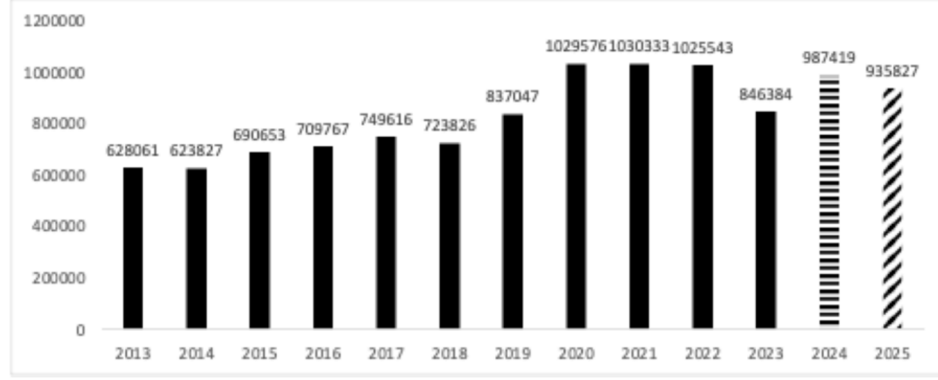
Tablo 7'deki gelecek değer tahminleri kullanılarak, ikinci el konut satış piyasası ile ilgili bazı istatistiksel yorumlar yapılabilir. Bu nedenle geçmiş değerlerin ve gelecek değer tahminlerinin bir arada verildiği aylık ve yıllık ikinci el konut sayısı grafikleri Şekil 1 ve Şekil 2'de sunulmuştur.

**Şekil 1. Aylık İkinci El Konut Satış Sayısı İstatistikleri**



Not: Son 2 değer gelecek değer tahminleridir.

Şekil 2. Yıllık İkinci El Konut Satış Sayısı İstatistikleri



Not: Son 1 değer gelecek değer tahminidir.

Şekil 1 ve Şekil 2 incelendiğinde, 2024 yılının kasım ve aralık aylarının diğer aylara göre en çok ikinci el konut satıldığı aylar olacağı, 2024 yılında 2023 yılına göre oldukça fazla sayıda daha çok ikinci el konut satılacağı, fakat 2025 yılında satılacak ikinci el konut sayısının 2024 yılından daha az sayıda gerçekleşeceği söylenebilir.

### Sonuç

Bu çalışmada, ikinci el konut satış sayıları kullanılarak klasik ARIMA (Box ve Jenkins, 1976) yöntemi ile Chen (1996)'nın bulanık mantık ilişkilere dayalı bulanık AR(1) öngörü yöntemi karşılaştırılmıştır. Chen(1996)'nın yöntemi sadece birinci dereceden otoregresif bilgiyi içeren temel bir bulanık zaman serisi yöntemi olmasına rağmen, Yüksek dereceden ARIMA (p,q) yöntemine göre çok daha iyi öngörü performansına sahip olduğu saptanmıştır. Ayrıca, Chen(1996) yönteminin ikinci el konut satış sayıları için 1 adım veya 2 adım ilerisi şeklinde yakın zamandaki tahminlerinin öngörü performansının çok iyi olduğu ve böylece gelecekte gerçekleşecek değerlere çok yakın tahminler yapılabileceği görülmüştür. Çalışmamızda, Chen(1996) yöntemiyle elde edilen bir öngörünün gerçek değere yaklaşık olarak eşit çıkması, Chen (1996) yönteminin öngörü performansının çok yüksek olabileceğini gösteren dikkat çekici bir bulgudur.

Çalışmamızda, Chen (1996) yönteminin öngörü performansının ARMA modelinin performansından daha yüksek çıkmasının nedeninin bulanık zaman serisi yaklaşımlarının klasik zaman serisindeki yaklaşım farklılığından kaynaklandığı söylenebilir. Klasik zaman serisi yaklaşımlarında bir olayın gerçekleşip gerçekleşmemesindeki belirsizlik olasılık bir süreç olarak ele alınırken, bulanık zaman seri yaklaşımlarında olayın kendisindeki belirsizlik çözümlenmeye çalışılır. Bulanık zaman serileri yapay zekanın da bir alanı olan bulanık mantık yaklaşımına göre hareket eder. Bu yaklaşım sayesinde, bulanık zaman serilerinde, verilerin insan düşünce tarzına uygun olacak şekilde dilsel değerlerle çözümlenmesi sağlanır. Bu nedenle, araştırmacıların iktisadi ve finansal olayların analizinde bulanık zaman serileri yöntemlerini kullanarak çözümlene yapmaları, gerçeğe daha yakın öngörülerin yapılabilmesine olanak tanıyacaktır. Böylece, bu öngörüler sayesinde, karar vericilerin iktisadi politika geliştirme ve doğru kararların alınmasında faydalar sağlanacaktır.

Türkiye'de, öngörü üzerine yapılan çalışmaların büyük çoğunluğunun, yöntemlerin öngörü performanslarını karşılaştırmaya yönelik olduğu görülmüştür. Çok az çalışmada, henüz gerçekleşmeyen olaylar için geleceğe

ilişkin tahminlerde bulunulmuştur. Literatürdeki bu eksikliği gidermek için, Chen (1996) yöntemini öngörü performansının iyi düzeyde olduğu gösterildikten sonra, henüz gerçekleşmeyen gelecekteki ikinci el konut satış sayıları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, Türkiye de Kasım 2024'te 109789 ve Aralık 2024'te 123814, 2024 yılında 987419 ve 2025 yılında 935827 ikinci el konut satılacağı öngörülmektedir. Bu öngörüler ve geçmişte gerçekleşen ikinci el konut sayıları karşılaştırılarak bazı istatistiksel çıkarımlarda bulunmak mümkündür. Çalışmamızda, Kasım 2024'teki ikinci el konut satışlarının bir önceki aya göre çok az artış göstereceği, Aralık 2024'ün 2024 yılındaki diğer aylara göre en çok ikinci el konut satılacak ay olacağı ve 2024 yılında satılacak ikinci el konut sayısının 2023 yılına göre yaklaşık 140000 adet daha fazla olacağı saptanmıştır. Bu öngörülen artışların son zamanlardaki faiz indirimi beklentilerinden kaynaklandığı düşünülebilir. Ayrıca, 2025 yılında satılacak toplam ikinci el konut satış sayısının; 2024 yılına göre az miktarda azalacağı, 2013-2019 ve 2023 yıllarında gerçekleşen yıllık ikinci el konut sayılarına gerilemeyeceği ve düşük faizden kaynaklanan 2020, 2021 ve 2022 yıllarındaki rekor sayılara ulaşamayacağı sonuçlarına ulaşılmıştır. Bu sonuçlara göre, 2025 yılında ikinci el konut piyasasının çökmesinin beklenmediği veya rekor satışların olacağı bir yükseliş dönemine de girmeyeceği düşünülebilir.

## Kaynakça

- Akay, E. Ç., Topal, K. H., Kızılarşlan, S., & Bulbul, H. (2019). Türkiye konut fiyat endeksi öngörüsü: ARIMA, rassal orman ve ARIMA-rassal orman. *PressAcademia Procedia*, 10(1), 7–11.
- Akdağ, M., & Yiğit, V. (2016). Box-Jenkins ve yapay sinir ağı modelleri ile enflasyon tahmini. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 30(2).
- Aladağ, C. H., Başaran, M. A., Eğrioğlu, E., Yolcu, U., & Uslu, V. R. (2009). Forecasting in high order fuzzy time series by using neural networks to define fuzzy relations. *Expert Systems with Applications*, 36, 4228–4231.
- Alpaslan, F., Çağcağ, Ö., İltter Fakhouri, D., & Yolcu, U. (2012). İstanbul temiz su tüketiminin bulanık zaman serisi yaklaşımları ile öngörüsü. *İstatistik Araştırma Dergisi*, 9(2), 1–11.
- Baş, E., Yolcu, U., & Eğrioğlu, E. (2021). Intuitionistic fuzzy time series functions approach for time series forecasting. *Granular Computing*, 6, 619–629. <https://doi.org/10.1007/s41066-020-00220-8>
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control* (575th ed.). Holden-Day.
- Chen, S. M. (1996). Forecasting enrollments based on fuzzy time-series. *Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311–319.
- Chen, S. M. (2002). Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series. *Cybernetics and Systems*, 33, 1–16.
- Chen, S. M., & Chung, N. Y. (2006). Forecasting enrollments using high-order fuzzy time series and genetic algorithms. *International Journal of Intelligent Systems*, 21, 485–501.
- Cheng, C.-H., Cheng, G.-W., & Wang, J.-W. (2008). Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering. *Expert Systems with Applications*, 34, 1235–1242.
- Çiçekgil, Z., & Yazıcı, E. (2016). Türkiye'de tavuk yumurtası mevcut durumu ve üretim öngörüsü. *Tarım Ekonomisi Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 26–34.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427–431.
- Eğrioğlu, E., Aladağ, C. H., Yolcu, U., Uslu, V. R., & Başaran, M. A. (2009). A new approach based on artificial neural networks for high order multivariate fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 36, 10589–10594.
- Eğrioğlu, E., Aladağ, C. H., Yolcu, U., Uslu, V. R., & Başaran, M. A. (2010). Finding an optimal interval length in high order fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 37, 5052–5055.



- Eğrioğlu, E., Yolcu, U., Aladağ, C. H., & Koçak, C. (2013). An ARMA type fuzzy time series forecasting method based on particle swarm optimization. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 935815. <https://doi.org/10.1155/2013/935815>
- Eğrioğlu, E., Baş, E., Yolcu, U., & Chen, M. Y. (2020). Picture fuzzy time series: Defining, modeling and creating a new forecasting method. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 88, 103367. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.103367>
- Eğrioğlu, E., Fildes, R., & Baş, E. (2022). Recurrent fuzzy time series functions approaches for forecasting. *Granular Computing*, 7, 163–170. <https://doi.org/10.1007/s41066-021-00257-3>
- Elliott, G., Rothenberg, T. J., & Stock, J. H. (1996). Efficient tests for an autoregressive unit root. *Econometrica*, 64(4), 813–836.
- Elmas, Ç. (2007). *Yapay zeka uygulamaları* (425th ed.). Seçkin Yayıncılık.
- Göksu, E., & Saner, G. (2021). Çam balı üretici satış fiyatlarının Box-Jenkins modeli ile öngörüsü. *Turkish Journal of Forestry*, 22(2), 111–116. <https://doi.org/10.18182/tjf.917303>
- Huarng, K. (2001). Effective length of intervals to improve forecasting in fuzzy time-series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123, 387–394.
- Huarng, K., & Yu, T. H.-K. (2006). Ratio-based lengths of intervals to improve fuzzy time series forecasting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 36, 328–340.
- Iqbal, S., Zhang, C., Arif, M., Hassan, M., & Ahmad, S. (2020). A new fuzzy time series forecasting method based on clustering and weighted average approach. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 38(5), 6089–6098. <https://doi.org/10.3233/JIFS-179693>
- Jilani, T. A., & Burney, S. M. A. (2007). M-factor high order fuzzy time series forecasting for road accident data: Analysis and design of intelligent systems using soft computing techniques. *Advances in Soft Computing*, 41, 246–254.
- Jilani, T. A., & Burney, S. M. A. (2008). Multivariate stochastic fuzzy forecasting models. *Expert Systems with Applications*, 35(3), 691–700.
- Koçak, C. (2012). *Bulanık zaman serileri öngörüsü için yeni bir model sınıfı* (Doktora tezi, No. 306888). Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü. YÖK Tez Merkezi'nden edinilmiştir.
- Koçak, C. (2013). First-order ARMA type fuzzy time series method based on fuzzy logic relation tables. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 769125. <https://doi.org/10.1155/2013/769125>
- Koçak, C. (2015). A new high order fuzzy ARMA time series forecasting method by using neural networks to define fuzzy relations. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 128097. <https://doi.org/10.1155/2015/128097>
- Koçak, C. (2017). ARMA (p,q) type high order fuzzy time series forecast method based on fuzzy logic relations. *Applied Soft Computing*, 58, 92–103. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.04.021>
- Koçak, C., Eğrioğlu, E., & Baş, E. (2023). A new explainable robust high-order intuitionistic fuzzy time-series method. *Soft Computing*, 27, 1783–1796. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06079-4>
- Küçükoflaz, M., Akçay, A., Çelik, E., & Sarıözkan, S. (2019). Türkiye'de kırmızı et ve süt fiyatlarının Box-Jenkins modeller ile geleceğe yönelik kestirimleri. *Veteriner Hekimler Derneği Dergisi*, 90(2), 122–131. <https://doi.org/10.33188/vetheder.534469>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?. *Journal of Econometrics*, 54(1–3), 159–178.
- Ng, S., & Perron, P. (1992). Lag length selection and the construction of unit root tests with good size and power. *Econometrica*, 69, 1519–1554.
- Önder, A. Ö., Metin, K., & Muradoğlu, G. (1999). Hisse senedi fiyatlarının çeşitli zaman serisi modelleriyle yapılmış öngörüsü: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası örneği. *ODTÜ Gelişme Dergisi*, 26(1–2), 163–178. Retrieved from <http://www2.feas.metu.edu.tr/metusd/ojs/index.php/metusd>
- Önen, V. (2020). ARIMA yöntemiyle Türkiye'nin hava yolu kargo talep tahmin modellemesi ve öngörüsü. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 18(4), 29–53. <https://doi.org/10.11611/yead.677319>

- Öztemel, E. (2006). *Yapay sinir ağları* (232nd ed.). Papatya Yayıncılık.
- Özkan, M. M. (2003). *Bulanık hedef programlama* (288th ed.). Ekin Kitapevi.
- Park, J.-I., Lee, D.-J., Song, C.-K., & Chun, M.-G. (2010). TAIFEX and KOSPI 200 forecasting based on two factors high order fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 37, 959–967.
- Panigrahi, S., & Behera, H. S. (2020). Fuzzy time series forecasting: A survey. In H. Behera, J. Nayak, B. Naik, & D. Pelusi (Eds.), *Computational intelligence in data mining* (Vol. 990, pp. 663–674). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-981-13-8676-3\\_54](https://doi.org/10.1007/978-981-13-8676-3_54)
- Phillips, P.C.B., & Perron, P. (2010). Testing for a unit root in a time series regression. *Biometrika*, 75, 335–346.
- Pişkin, M. D., & Baş, E. (2022). Forecasting monthly housing sales to foreigners with type 1 fuzzy regression functions approach based on ridge regression. *Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi*, 12(2), 571–583. <https://doi.org/10.31466/kfbd.1074832>
- Selçi, B. Y. (2021). Türkiye'nin konut satışı değerlerinin yapay sinir ağları ile öngörülmesi. *EKOİST Journal of Econometrics and Statistics*, 35, 19–32. <https://doi.org/10.26650/ekoist.2021.35.180033>
- Song, Q., & Chissom, B.S. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 269–277.
- Uğurlu, E., & Saraçoğlu, B. (2016). Türkiye'de enflasyon hedeflemesi ve enflasyonun öngörüsü. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 25(2), 57–72.
- Uslu, V. R., Yolcu, U., Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç., et al. (2012). Yüksek dereceli bulanık zaman serisi yaklaşımı ile Türkiye enflasyon öngörüsü. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 27(1), 85–95.
- Yolcu, U., Eğrioğlu, E., Uslu, V. R., Başaran, M. A., & Aladağ, C. H. (2009). A new approach for determining the length of intervals for fuzzy time series. *Applied Soft Computing*, 9, 647–651.
- Yu, T. H.-K., & Huarng, K.-H. (2010). A neural network-based fuzzy time series model to improve forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 3366–3372.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338–353.