



Uluslararası Sosyal Araştırmalar Dergisi / The Journal of International Social Research
Cilt: 11 Sayı: 59 Ekim 2018 Volume: 11 Issue: 59 October 2018
www.sosyalarastirmalar.com Issn: 1307-9581
http://dx.doi.org/10.17719/jisr.2018.2717

KONUT FİYAT ENDEKSİ VERİLERİNİN KLASİK AYRIŞTIRMA VE ARIMA YÖNTEMİ İLE TAHMİN EDİLMESİ

FORECASTING HOUSING PRICE INDEX DATA BY CLASSICAL DECOMPOSITION AND ARIMA METHOD

Harun SARAÇ*
Tunahan HACIİMMAMOĞLU**

Öz

1990'lı yılların sonlarından itibaren dünya genelinde hızla gelişen konut sektörü ve ülkelerin ekonomik büyüme hedeflerini bu sektörün gelişimi üzerinden belirlemesi ilgiyi bu alana kaydırmıştır. Türkiye de gerek yurt içinde gerekse de yurt dışındaki konut sektörü faaliyetleri ile bu ülkelerin başında gelmektedir. Dolayısıyla 2008 krizinin etkilerinin geçmesiyle beraber tekrar artış trendine giren konut fiyat endeksi ülkemizde takip edilen ve üzerinde çalışmalar yapılan popüler bir veri haline gelmiştir. Yüksek seviyelerde seyreden endekse karşılık, son dönemde arzın belli bir doygunluğa ulaşmış olması ve talebin bu duruma karşılık verememesi emlak balonunun yakın zamanda patlayacağına dair yorumları beraberinde getirmiştir.

Bu çalışmada zaman serilerinde öngörü (forecast) üretmek için kullanılan iki ayrı yöntem Klasik Ayırıştırma Yöntemi ve ARIMA modellemesi ile 2010:01 - 2017:12 dönemine ait konut fiyat endeksi verileri kullanılarak 2018 yılının ağustos ayına kadar olan dönem için öngörü değerleri ortaya koyulmakta ve iki ayrı modelden elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak konut fiyat endeksi üzerinden konut sektörüne yönelik analizler yapılmaktadır. Elde edilen sonuçlar, her iki yöntemde göre de konut fiyat endeksinin önemli ölçüde yavaşlama trendine gireceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Klasik Ayırıştırma Yöntemi, ARIMA Modeli, Konut Fiyat Endeksi, Öngörü, Türkiye.

Abstract

Since the late 1990s, the rapidly developing housing sector worldwide and countries' economic growth targeting by this sector shifted the whole interest to this area. Turkey is also one of those countries with its housing sector activities both domestic and abroad. Hence, with the effects of the 2008 crisis, the housing price index, which has started to increase again, has become the subject of the most recent follow-up and interpretation in our country. In response to a very high level housing price index, the fact that the supply has reached a certain degree of saturation and that the demand side has not met this level has led to comments that the "real estate bubble will burst" in the near future.

In this study, forecasting values for the period up to August 2018 are presented by using the two methods of classical decomposition method and ARIMA model that are used for forecasting in the time series. Monthly housing price index data for the period of 2010:01 - 2017:12 is employed and the results obtained from two different models are compared, as a result, analyzes are made for the housing sector depending on the forecasting values of housing price index. According to the results obtained, both methods clearly shows that housing price index is on a declining trend.

Keywords: Classical Decomposition Method, ARIMA Model, Housing Price Index, Forecast, Turkey.

GİRİŞ

Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) tarafından aylık olarak yayınlanan konut fiyat endeksleri, Türkiye genelinde konut fiyatlarının seyrine dair en önemli göstergelerden birisidir. Bu çalışmada konut sektörü ile alakalı yapılan çalışmalarda ve ilgili sektörün performansının değerlendirilmesinde sıkça kullanılan konut fiyat endeksi verileri üzerinden analiz yapılmaktadır.

* Arş. Gör., Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, İktisat Bölümü.

** Arş. Gör., Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, İktisat Bölümü



Konut fiyat endeksinin hesaplanmasındaki en önemli amaçlardan birisi, Türkiye'nin konut piyasasındaki fiyat değişimlerinin takip edilmesidir. Bu bağlamda Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası tarafından ülkenin tamamını kapsayan bir endeks hesaplanmaktadır. Konut fiyat endeksi hesaplanırken, satışa konu olan tüm konutlar değerlendirilmektedir. Hesaplama yapılırken yapım yılı hariç tutulmakta ve tüm konutların fiyat verileri hesaplamaya dahil edilmektedir (TCMB, 2017)

Modern zaman serisi ekonometrisinin amacı iktisadi veriler ile ilintili hipotezin test edilmesi, yorumlanması ve tahmin edilmesi için makul basit modelleri geliştirmektedir. Zaman serisi analizlerinin orijinal kullanımı esasında tahminlemeye yardımcı olmaktır. Ayrıca zaman serisi analizi metodolojik olarak bir serinin trend, mevsimsel, konjonktürel ve tesadüfi bileşenlerden oluştuğunu belirtmektedir. Trend bileşeni, serinin uzun dönem davranışını ve düzenli periyodik hareketini temsil etmektedir. Düzensiz bileşen stokastik bir tavır sergilerken ekonometricilerin amacı bu bileşeni hesaplamak ve tahmin etmektir (Enders, 2014: 1-2).

Bu çalışmada 2010:01 - 2017:12 dönemine ait aylık konut fiyat endeksi verilerini en iyi açıklayan modeller Klasik Ayrıştırma Yöntemi ve ARIMA modellemesi ile elde edilerek, 2018 yılının ilk sekiz ayı için de (Ağustos'a kadar) öngörü (forecast) değerleri oluşturulmaktadır. Hangi modelin ilgiliyi veriyi daha iyi açıkladığının tespit edilmesinin yanı sıra, iki ayrı modelden elde edilen sonuçlar üzerinden konut fiyat endeksinin önümüzdeki aylardaki seyri ve dolayısıyla konut sektörünün sergileyeceği performans üzerine analiz gerçekleştirilmektedir. Analiz sonuçlarına göre kurulan ARIMA modeli konut fiyat endeksi verisini Klasik Ayrıştırma Yöntemine göre daha isabetli bir şekilde tahmin etmektedir. 2018 yılının Ağustos ayına kadar öngörülen konut fiyat endeksi verileri ise konut fiyatlarında ciddi düşüşler olacağını ve konut sektörünün muhtemel bir daralma içine gireceğine işaret etmektedir.

Bu bağlamda çalışmanın ilk kısmında ilgili literatür verilmekte, daha sonra kullanılan yöntem ve veri tanıtılmakta, elde edilen karşılaştırmalı öngörü değerleri ortaya koyulmaktadır. Son olarak sonuçların yorumlanması ve politika önerileri ile çalışma tamamlanmaktadır.

1. LİTERATÜR

Model belirleme ve tahmin gerçekleştirmede yöntem olarak Klasik Ayrıştırma Yöntemi ya da ARIMA modellemesi kullanan ve Konut Fiyat Endeksi verisi üzerine tahminlerde bulunan bazı çalışmalar Tablo 1'de sıralanmaktadır.

Tablo 1: Çalışma ile İlgili Literatür

| YAZAR(LAR) | ÇALIŞMANIN KONUSU | YÖNTEM/SONUÇ |
|-----------------------------|--|--|
| Bjornlund ve Rossini (2005) | Su tahsisleri için piyasadaki fiyatları ve faaliyetleri belirleyen temel bilgiler | Klasik Ayrıştırma Yöntemi ve diğer yöntemler / Su piyasasının hareketliliğine en çok etki eden unsurlar emtia fiyatları, arz ve talep, çeşitli makro-ekonomik unsurlar olarak belirlenmiştir |
| Heşşen ve Vatansver (2011) | Dubai'de Konut Piyasasının Gelecek Trendinin ARIMA Modeli Yardımıyla Tahmini | ARIMA Modeli / Dubai'de konut fiyat endeksinin 2011 yılı ocak-kasım döneminde aylık ortalama %2,3 oranında artacağı tahmin edilmektedir. |
| Bahramianfar (2013) | Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Metot Kombinasyonu ile ABD Konut Fiyatları Tahmini | Gelişmiş Sinir Ağları (MLP ve NAR), Bulanık Öngörü (ANFIS) ve Genetik Algoritma (GA) / Konut fiyat tahmininde MPL ve NAR uzun dönemde nispeten daha etkin iken GA ise kısa dönemde göreceli daha etkindir. |
| Ecer (2014) | Türkiye'deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon Yöntemi ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması | Hedonik Model (HM) ve Yapay Sinir Ağları (ANN) / Konut fiyatlarını ANN yöntemi HM yöntemine göre daha iyi tahmin etmektedir. |
| Barari vd. (2014) | ABD'de Konut Fiyatlarının Çoklu Yapısal Kırılmalı Tahmini | RA, ARIMA, STAR ve SETAR Modelleri / Modeller karşılaştırılarak ARIMA modelinin konut fiyat tahmininde diğer modellere göre zayıf kaldığı sonucuna varılmaktadır. |
| Zietz (2014) | ABD'de Konut Fiyatı Düşüşü Ne Zaman Öngörülebilir mi? | ARIMA Modeli ve Yapısal ve Dönüşümlü Zaman Serisi Modelleri / Yapısal zaman serisi modelleri diğer modellerde daha iyi |



| | | |
|-----------------------------|---|---|
| | | performans sergilemektedir. |
| Jadecivius ve Huston (2015) | Litvanya Konut Fiyat Endeksinin ARIMA Modellemesi | ARIMA Modeli/ ARIMA modelinin piyasa fiyat değişimlerini açıklamada ve konut yatırım stratejisinin belirlenmesinde oldukça başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. |
| Yılmazel vd. (2018) | Konut Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağları Yönteminin Kullanılması | Yapay Sinir Ağları/Yapay sinir ağları yönteminin konut fiyatları tahmininde etkili bir araç olduğu ortaya konmuştur. |

2. VERİ VE YÖNTEM

Bu çalışmada Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası'nın veri tabanı EVDS'den elde edilen 2010:01 – 2017:12 dönemine ait aylık konut fiyat endeksi verilerinin incelenmesi, ayrıştırılması ve 2018 yılının ağustos ayına kadar öngörü değerlerinin elde edilmesi sürecinde Klasik Ayrıştırma ve ARIMA modelleme yöntemi kullanılmıştır. EVDS'de hedonik konut fiyat endeksi, yeni konut fiyat endeksi, yeni olmayan konut fiyat endeksi gibi çeşitli endeksler sunulmaktadır; fakat konut fiyat endeksi(KFE) tüm bu endekslerin bir nevi ortalamasını temsil etmekte, Türkiye geneli konut fiyatlarının ve konut sektörünün performansının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır.

2.1. Klasik Ayrıştırma Modeli

1920'lerde geliştirilen klasik ayrıştırma yöntemi, uzun yıllar boyunca zaman serilerinin ayrıştırılmasında kullanılmış ve daha sonra geliştirilen modern ayrıştırma ve öngörü yöntemlerine temel teşkil etmiştir (Makridakis ve Wheelwright, 1997: 107). Sadece bir öngörü değerleri ortaya koyma aracı olarak değil, incelenen serinin bileşenlerini ortaya koyma imkanı sunması diğer yöntemlere göre klasik ayrıştırma yöntemini ayrı bir yere koymaktadır.

Elde edilen ekonometrik veriler kaynağında trend, mevsimsel ve devrimsel (konjonktürel) gibi unsurların en az iki tanesini barındırmaktadır. Verilerde içerilen bu unsurların ayrıştırılması ve bu yöntem üzerinden ileriye yönelik tahminler yapılması klasik ayrıştırma yöntemini teknik olarak diğer yöntemlerden ayırmaktadır (Akmüt ve Aktaş, 1999: 66). Bazı araştırmacılar devrimsel faktörü trend etrafındaki dalgalanmalar olarak tanımlamaktadır (Hanke ve Reistch, 1992: 277). Bu çalışmada da devrimsel(cyclic) bileşeni trend bileşeni ile beraber kullanılmıştır.

Literatürde bahsi geçen bu üç önemli unsurun dışında serilerde bulunan bir diğer bileşen de tesadüfilihtir. İlgili yöntem kullanılarak üç unsurun belirlenip seriden ayrıştırıldıktan sonra kalan son kısmını ifade eden bu bileşeni açıklayan sebepleri ortaya koymak gayet zordur (Akmüt ve Aktaş, 1999: 66).

Klasik Ayrıştırma Modelinin İlkeleri

Modelin genel olarak matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$Y_t = f(M_t, T_t, R_t) \quad (2.1)$$

Y_t : t döneminde serinin gerçek değerlerini

M_t : t döneminde mevsimsel bileşeni,

T_t : t dönemimde trend bileşeni,

R_t : t dönemdeki tesadüfi(rassal) değişkeni göstermektedir (Makridakis ve Wheelwright, 1997:

85).

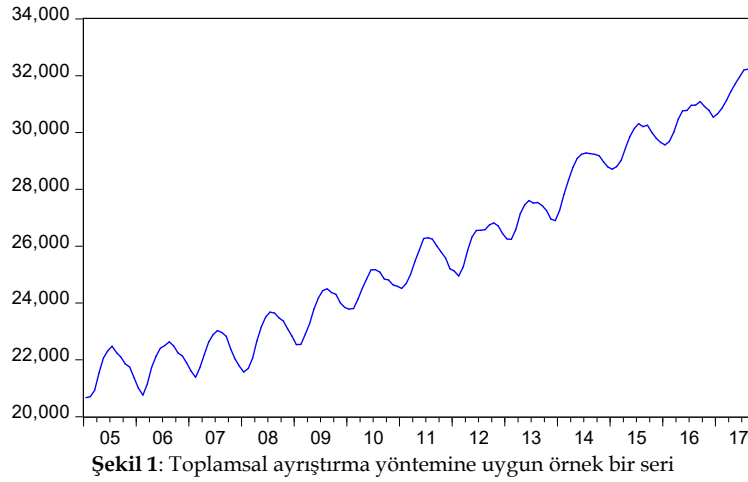
(2.1)'deki gösterim zaman serisinin mevsimsel, trend ve tesadüfi bileşenin bir fonksiyonu olduğunu ifade etmektedir. Verinin durumuna ya da kullanılacak ayrıştırma yöntemine göre, toplamsal ayrıştırma yöntemi ve çarpımsal ayrıştırma yöntemi olmak üzere iki farklı yöntem kullanılmaktadır.

Toplamsal Ayrıştırma

Zaman serisinin kendisini oluşturan mevsimsel, trend ve tesadüfi bileşenlerin toplamı şeklinde yazıldığı ayrıştırma yöntemidir.

$$Y_t = M_t + T_t + R_t \quad (2.2)$$

Toplamsal ayrıştırma yönteminde mevsimsel bileşenin her yıl için etkisi aynı olup zamana bağlı olarak değişiklik göstermemektedir (Akgül, 2003: 11). Şekil 1'de yakın bir örneğinde görüldüğü gibi mevsimsel hareketin büyüklüğü zaman içinde sabittir. Diğer bir deyişle serinin dalga boyları eşit oranda değişkenlik göstermektedir.



Şekil 1: Toplamsal ayrıştırma yöntemine uygun örnek bir seri

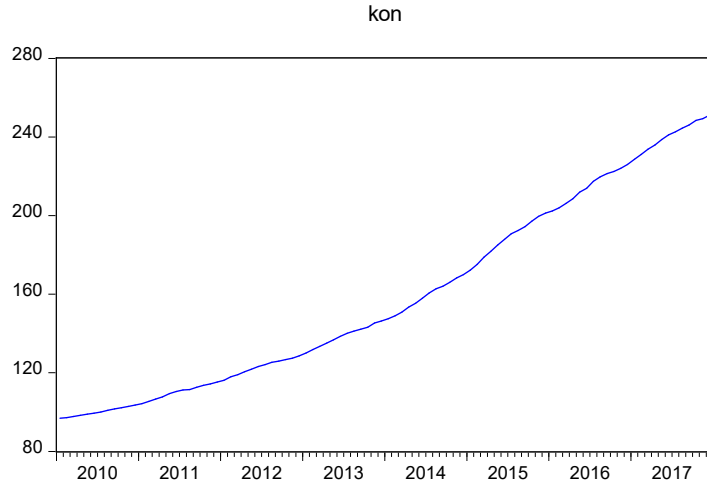
Çarpımsal Ayrıştırma

Toplamsal yöntemden farklı olarak zaman serisinin kendisini oluşturan mevsimsel, trend ve tesadüfi bileşenlerin çarpımı şeklinde yazıldığı ayrıştırma yöntemidir.

$$Y_t = M_t * T_t * R_t \quad (2.3)$$

Y_t , t döneminde serinin gerçek değerlerini, M_t , t dönemindeki mevsimsel bileşeni, T_t , t dönemindeki trend bileşenini ve R_t , t dönemindeki tesadüfi(rassal) bileşeni göstermektedir.

“Trende oran” veya “hareketli ortalamaya oran” olarak da adlandırılan çarpımsal ayrıştırma yönteminde mevsimsel hareketler zamana bağlı olarak değişmekte, mevsimsel hareketin büyüklüğü trende bağlı olarak değişiklik göstermektedir (Akgül, 2003: 11). Çalışmada kullanılan konut fiyat endeksi Şekil 2’de gösterilmektedir. Yapısı itibariyle serinin çarpımsal ayrıştırma yöntemine göre ayrıştırılması daha uygun görülmektedir.



Şekil 2: Konut fiyat endeksi verisinin görünümü

Çarpımsal ayrıştırma yöntemi ile ayrıştırma ve öngörü aşamaları şu şekilde sıralanabilir (Makridakis ve Wheelwright, 1997: 108):

1.Aşama: Serideki trend bileşeni Merkezi Hareketli ortalama (MHO) kullanılarak hesaplanır. Elde edilen merkezi hareketli ortalama trend ve devirsel bileşeni vermektedir.

$$MHO_t = T_t * D_t$$

Fakat bu çalışmada devirsel (konjonktürel) bileşen trendin içinde gösterildiğinden MHO değerleri trend bileşenini ifade etmektedir. Ayrıca uygulanan formülasyon gereği verilerin ilk ve son altı ayında hesaplama yapılamaz ve kayıp olarak görünür.



2.Aşama: Zaman serisi $Y_t = M_t * T_t * R_t$ ifade edildiğinden veri 1. aşamada elde edilen ve MHO_t değerlerini gösteren T_t 'ye bölünerek mevsimsel ve rassal bileşeni gösteren $M_t * R_t$ elde edilir.

$$Y_t / T_t = M_t * R_t$$

$M_t * R_t$ bileşeni, verinin hareketli ortalamaya bölünmesi ile elde edildiği için bu işlem hareketli ortalama oran olarak adlandırılır ve çarpımsal ayrıştırma yöntemine de adını vermektedir (Makridakis ve Wheelwright, 1997: 112).

3.Aşama: Trend bileşeni seriden ayrıştırıldıktan sonra mevsimsel bileşenin hesaplanması nispeten daha kolay olmaktadır. Klasik ayrıştırma yönteminde mevsimsel bileşenin her yıl için sabit olduğu varsayılır. Dolayısıyla yapılması gereken her ay için bir değer hesaplamaktır. Mevsimsel bileşeni oluşturmak üzere her aya tekabül eden bu on iki değer *mevsimsel endeks* adını alır.

Her bir ay için elde edilen de-trend edilmiş (trendden arındırılmış) değerlerin ortalaması alınır. Örneğin Ocak ayının mevsimsel endeksi, Ocak ayı için alınan tüm de-trend değerlerinin ortalamasını ifade etmektedir ve bu geriye kalan on bir ay için de aynı şekilde hesaplanır (Makridakis ve Wheelwright, 1997: 108).

Bu çalışmada de-trend işlemi, ve sonrasında ortalamanın alınması ve on iki ay için mevsimsel endeks oluşturma işlemleri E-Views 9 programı kullanılarak yapılmıştır. Elde edilen de-trend serisi bağımlı değişken olacak şekilde, her bir ay temsil eden kukla değişkenler @seas(1), @seas(2)....@seas(12) tahmin edilerek mevsimsel endeks değerleri hesaplanır. Tablo 2'de konut fiyat endeksi verisini mevsimsel endeks değerleri (coefficients) görülmektedir.

Tablo 2: Her Bir Ay İçin Belirlenen Mevsimsel Endeks Değerleri

| Değişkenler | Mevsimsel Endeks Değerleri |
|-------------|----------------------------|
| @SEAS(1) | 0.993608 |
| @SEAS(2) | 0.995226 |
| @SEAS(3) | 0.997071 |
| @SEAS(4) | 0.999380 |
| @SEAS(5) | 1.002527 |
| @SEAS(6) | 1.004054 |
| @SEAS(7) | 1.004384 |
| @SEAS(8) | 1.002761 |
| @SEAS(9) | 1.000336 |
| @SEAS(10) | 0.998308 |
| @SEAS(11) | 0.997279 |
| @SEAS(12) | 0.995071 |

4.Aşama: Mevsimsel bileşen elde edildikten sonra 3.aşamada elde edilen $M_t * R_t$ çarpımı M_t 'ye bölünerek son bileşen olan rassal(tesadüfi) bileşen elde edilir.

$$(M_t * R_t) / M_t = R_t$$

Uygulanan bu dört aşama sonucunda seri tüm bileşenlerine ayrılmış durumdadır. Bundan sonra yapılması gereken, elde edilen trend serisini en iyi açıklayacak ve en uygun modelin oluşturulmasıdır. Doğrusal, ikinci mertebeden ve üçüncü mertebeden trend modelleri arasından hangisinin daha uygun olacağını görmek için modeller ayrı ayrı tahmin edilerek olasılık değerlerinin anlamlılığına bakılır ve Akaike Bilgi Kriteri(AIC) değerleri karşılaştırılır. Anlamlı olan ve AIC değeri en düşük olan model tercih edilir.

2.2. ARIMA Modeli

1970'li yıllarda Box ve Jenkins, zaman serisi analizlerine yeni bir bakış açısı getirmiştir. Zaman serisi verilerinin modellenmesi ve yakın geleceğin tahmininde önem arz eden Box-Jenkins modelleri genel anlamda üç ayrı model şeklinde sınıflandırılmaktadır. Bu modeller otoregresif modeller (AR(p)), hareketli ortalama (MA(p)) ve bu iki sürecin bileşiminden meydana gelen otoregresif hareketli ortalama (ARMA(p,q)) modeli olarak kategorize edilmektedir. (Kirchgässner ve Wolters, 2007: 27). Bu modellere ilaveten durağan olmayan serilerde fark alma işleminin gerçekleşmesi sonucu I(d) ortaya çıkan otoregresif entegre edilmiş hareketli ortalama (ARIMA) modeli de bulunmaktadır. Çalışmada her bir model denklemsel formuyla ayrıntılı bir şekilde ele alınmaktadır.

Model Süreçleri

AR (p) Modeli:



Zaman serisi verilerinin modellenmesinde yer alan otoregresif model (AR), şimdiki gözlem değerinin (z_t) önceki gözlem değerleri ile ilişkisini ($z_{t-1}, z_{t-2}, \dots, z_{t-p}$) irdelemektedir. Diğer bir söylemle bu süreç gecikmiş bağımlılığı yansıtan bir durumu ifade etmektedir (Bisgaard ve Kulahci, 2011:59-60).

$$z_t = \Psi + \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + u_t \quad (2.4)$$

Denklem 2.4'te yer alan u_t beklenen değeri sıfır, varyansı sabit olan aralarında ilişki bulunmayan hata terimini temsil etmektedir. Regresyon katsayısını ifade eden φ_i ise 1 ila p ($i=1, \dots, p$) arasında değerler alan parametreyi temsil etmektedir. Ψ simgesi ise sabit değer göstergesi olarak tanımlanmaktadır. Otoresif model gecikme işlemcisi biçiminde de ifade edilebilmektedir.

Gecikme işlemcisi kullanılarak AR(p) şu şekilde gösterilmektedir:

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p) z_t = \Psi + u_t \quad (2.5)$$

Denklem 2.5'te yer alan L simgesi gecikme işlemi temsil etmektedir. Ψ simgesi sabit bir değer, u_t ise hata terimi olarak adlandırılmaktadır.

MA(q) Modeli:

Ekonomik analizlerde AR(p) ile ifade edilen otoregresif süreç, gözlem değeri, gözlem değerinin gecikmeli değerleri ve rassal kalıntı değerinden oluşmaktadır (Sevüktekin ve Çınar, 2014: 162). Otoresif Hareketli Ortalama süreci olarak tanımlanan ARMA modeli ise, Hareketli Ortalama (MA) sürecinin AR sürecine dâhil edilmesi suretiyle elde edilebilmektedir (Enders, 2014: 50). Hareketli ortalama modelinin q gecikmeli denklemi şu şekilde yazılabilmektedir ((Kirchgässner ve Wolters, 2007: 64):

$$x_t = \delta + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2} + \dots + \beta_q u_{t-q} + u_t \quad (2.6)$$

Denklem 2.6'da yer alan hareketli ortalama modeli, hata teriminin gecikmeli değerlerinin bağımsız değişken biçiminde eklenmesiyle elde edilmektedir. Hareketli ortalama modeli β_q değerlerinin sıfıra eşit olmaması koşulunda ($\beta_q \neq 0$) geçerlidir. Ayrıca modelde yer alan hata teriminin (u_t) pür tesadüf süreci olduğu kabul edilmektedir. Modelin gecikmeli işlem gösterimi ise şu şekildedir:

$$x_t - \delta = (1 - \beta_1 L - \beta_2 L^2 - \dots - \beta_q L^q) u_t \quad (2.7)$$

Denklem 2.7'de yer alan x_t bağımlı değişkeni, δ ise sabit bir değeri temsil etmektedir. L simgesi gecikme işlemi ifade etmektedir. β_q parametre katsayılarını, u_t ise hata terimini simgelemektedir.

ARMA(p,q) Modeli:

Otoresif hareketli ortalama süreci olarak tanımlanan ARMA modeli, otoregresif sürece (AR) hareketli Ortalama (MA) sürecinin dâhil olmasıyla elde edilebilmektedir. Denklem 5, bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinin bağımsız değişken olarak dahil edilmesi neticesinde elde edilen otoregresif modeli temsil etmektedir.

Denklem 6 ise otoregresif ve hareketli ortalama bileşenlerinin denklemde birlikte yer aldığı durumu göstermektedir. Diğer bir ifadeyle denklem 6 otoregresif hareketli ortalama denkleminin matematiksel gösterimini ifade etmektedir (Enders, 2014: 50-51).

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + x_t \quad (2.8)$$

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i u_{t-i} \quad (2.9)$$

Denklem 2.8 ve 2.9'da yer alan y_{t-i} , bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerini, u_{t-i} ise hata terimlerinin gecikmeli değerlerini temsil etmektedir.

ARIMA (p,d,q) Modeli:

Otoresif entegre hareketli ortalama (ARIMA(p,d,q)) olarak kabul gören model literatürde durağan olmayan doğrusal stokastik model olarak da tanımlanmaktadır. ARIMA modelinde p simgesi otokolerasyon derecesini, d simgesi serinin fark derecesini, q ise hareketli ortalama derecesini ifade etmektedir.

ARIMA modeline ait genel denklem şu şekilde gösterilmektedir:

$$Y_t = \delta + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{t-2} + \dots + \theta_p X_{t-p} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$



Denklem 2.10'da δ terimi sabit değeri, X_{t-p} farkı alınmış gözlem değerlerini, θ_p ise farkı alınmış gözlem değerlerinin parametresi olarak tanımlanmaktadır. Son olarak ϵ_t ve ϵ_{t-p} sırasıyla hata terimini ve gecikmeli hata terim değerlerini temsil etmektedir (Box ve Jenkins, 1976: 85-90).

3. UYGULAMA

Bu bölümde konut fiyat endeksi verisine Klasik Ayırıştırma ve ARIMA yönteminin uygulanması ile elde edilen sonuçlara ve karşılaştırmalara yer verilmektedir.

3.1. Klasik Ayırıştırma Yöntemi Uygulaması

Tablo 3'te anlamlı ve Akaike Bilgi Kriteri (AIC) değeri en düşük olan (3.1)'deki modele ait istatistik bilgileri görülmektedir. Hesaplamaya dahil edilen, T1 ve T2 serileri sırasıyla doğrusal(lineer) ve karesel (ikinci mertebeden) özelliğini temsil etmektedir. T1 ve T2'nin katsayılarının anlamlı olması kurulan modelin ikinci mertebeden olarak kurulmasını gerektirmektedir. Yani model doğrusal (lineer) değildir.

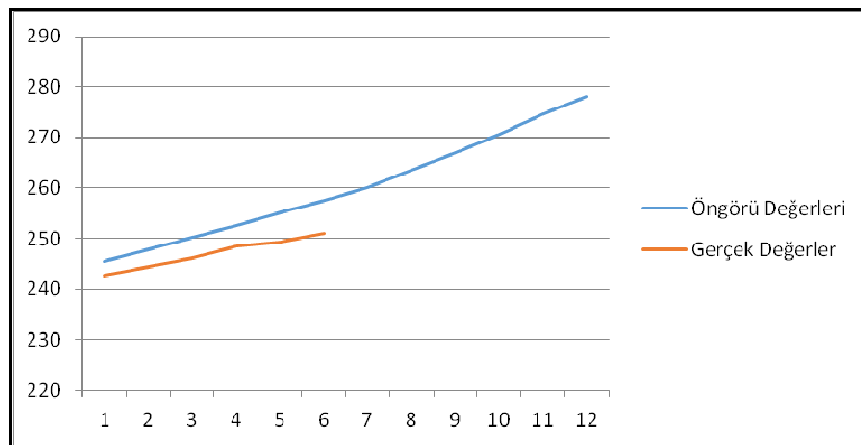
Tablo 3: Konut Fiyat Endeksi Model Çıktısı

| Bağımlı Değişken: Trend | | | | |
|----------------------------|---------|---------------|---------------|--------------------|
| Değişkenler | Katsayı | Standart Hata | t-İstatistiği | Olasılık Değerleri |
| C | 97.053 | 0.7004 | 138.55 | 0.0000 |
| T1 | 0.4875 | 0.0336 | 14.500 | 0.0000 |
| T2 | 0.0131 | 0.0003 | 38.018 | 0.0000 |
| Akaike Kriter Değeri (AIC) | | | 3.88 | |

Elde edilen bilgiler ışığında kurulacak model aşağıdaki gibidir:

$$\text{TREND} = 97.0536688797 + 0.487573463099 * T1 + 0.0131195409555 * T2 \quad (3.1)$$

Çalışmada kullanılan verinin çarpımsal ayırıştırma yöntemine uygun olması nedeniyle seri çarpımsal yöntemlere göre ayırıştırılmış ve elde edilen trend bileşeni üzerinden 3.1' deki model ile öngörü değerleri elde edilmiştir. Şekil 3'te klasik ayırıştırma yöntemi kullanılarak elde edilen öngörü değerleri ve seriye ait gerçek değerler gösterilmektedir. Kurulan model örneklem içi dönemde gerçek değerlere oldukça yakın seyretmektedir. Veriyi isabetli olarak açıklayabilen bir modelin ileriye yönelik öngörü değerleri de başarılı sonuçlar verebilecektir.



Şekil 3: Klasik Ayırıştırma İle Elde Edilen Öngörü ve Gerçek Değerler

Tablo 4'te konut fiyat endeksi verilerinin klasik ayırıştırma yöntemi ile 2018 yılının ağustos ayına kadar olan dönem için elde edilen öngörü değerleri izlenebilmektedir. Tahmin değerlerine göre artan bir trend göze çarpsa da endeks değerlerindeki artış hızının düşmesi dikkat çekmektedir.

Tablo 4: Klasik Ayırıştırma Yöntemi ile elde edilen Konut Fiyat Endeksi Öngörü Değerleri

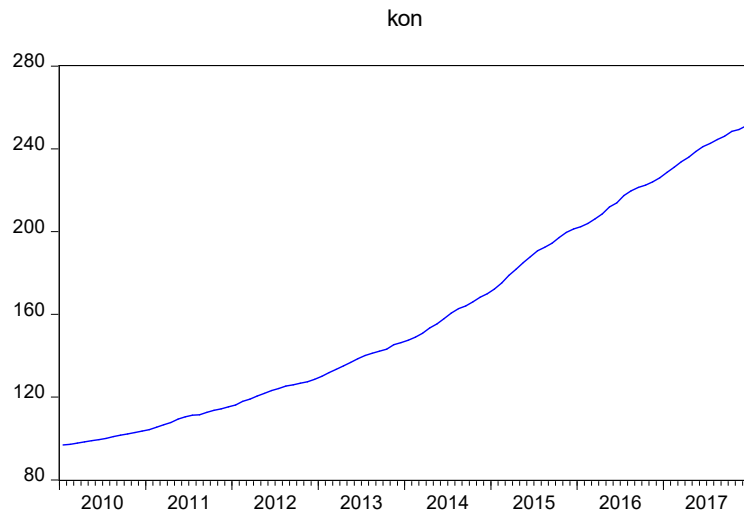
| Aylar | Konut Fiyat Endeksi Öngörü Değerleri |
|-------|--------------------------------------|
|-------|--------------------------------------|



| | |
|--------------|---------|
| Ocak-2018 | 260.103 |
| Şubat-2018 | 263.506 |
| Mart-2018 | 267.005 |
| Nisan-2018 | 270.668 |
| Mayıs-2018 | 274.600 |
| Haziran-2018 | 278.129 |
| Temmuz-2018 | 281.359 |
| Ağustos-2018 | 283.467 |

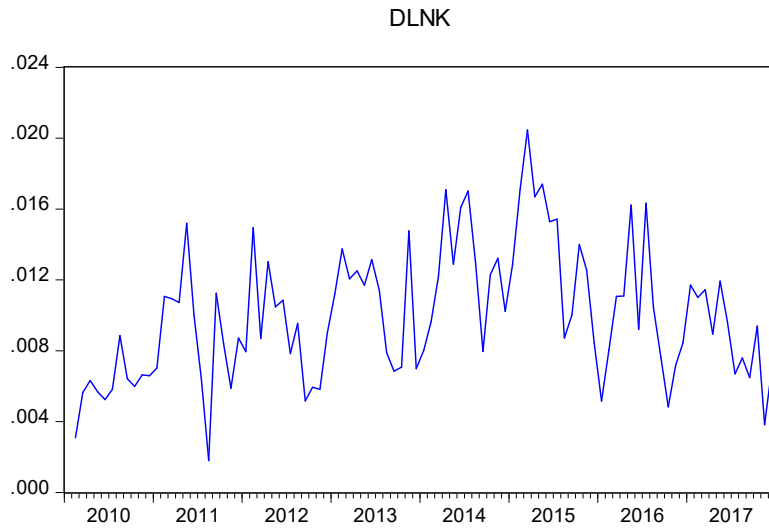
3.2. ARIMA Uygulaması

Çalışmada öncelikle konut fiyat endeksinin (KFE) düzey değer grafiğine yer verilerek seri hakkında ön fikir elde edilmiştir. Akabinde serinin durağanlık sınaması (ADF-Augmented-Dickey Fuller) yapılarak serinin durağan olmadığı sonucuna varılmıştır. Bu bağlamda serinin logaritması alınarak serinin değerleri birbirine yaklaştırılmış ve fark alma işlemine başvurulularak durağanlığa ulaşılmıştır. Durağan seri üzerinden yapılan modelleme süreci otoregresif (AR(1)) forma uygun bir yapı sergilemiştir. Diğer bir ifade ile konut fiyat endeksi AR(1) sürecinde anlamlı ve hata terimleri beyaz gürültü (White Noise) özelliğine sahiptir. Elde edilen otoregresif model üzerinden konut fiyat endeksi öngörü değerleri 2018 yılı ocak-ağustos dönemi için hesaplanarak klasik ayrıştırma yönteminden elde edilen değerlerle karşılaştırılmaktadır.



Şekil 4: Konut Fiyat Endeksi

Şekil 4, konut fiyat endeksi serisinin 2010-2017 yılları arasında aylık bazda hareketini temsil etmektedir. Şekilden trend içeren bir yapının varlığı gözlenebilmektedir. Artan trendin ve değişen varyansın etkisini giderebilmek amacıyla ilgili serinin logaritması alınarak logaritması alınan seri üzerinden fark alma işlemi gerçekleştirilmiştir. Logaritma alma işlemi aynı zamanda serinin toparlanmasına olanak vererek durağanlığa yardımcı bir etken oluşturmaktadır.



Şekil 5: Logaritmik Farkı Alınmış Konut Fiyat Endeksi

Şekil 5'te yer alan DLNK, birinci dereceden farkı alınmış logaritmik konut fiyat endeksi serisinin grafiğini temsil etmektedir. DLNK serisi ile düzey değerdeki serinin grafikleri arasında ciddi farklılıklar göze çarpmaktadır. Farkı alınmış seri grafiği belli bir ortalama etrafında yayılım göstererek daha düzenli bir tavır sergilemektedir. Bu tavır durağanlıkla tutarlı bir seyir olarak yorumlanabilmektedir. Ancak durağanlığın teyit edilmesi bakımından durağanlık testlerine başvurulması gerekmektedir. Bu bağlamda Genelleştirilmiş Dickey Fuller (ADF) durağanlık test istatistiğine çalışmada yer verilmektedir.

Dickey-Fuller test istatistiği hata terimleri arasında ilişkinin olmaması varsayımı üzerine kurulmuştur. Hata terimleri arasında korelasyon yani ilişki olması durumunda ise Dickey ve Fuller, Genelleştirilmiş Dickey Fuller (ADF) testini ortaya koymuşlardır. Bu test (ADF) bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinin (ΔY_t) eklenmesi suretiyle elde edilmektedir (Gujarati, 2004: 817).

Tablo 5: ADF Test İstatistik Göstergesi

| Bağımlı Değişken: D(DLNK) | | | |
|---|-----------|---------------|------------------|
| Dönem: 2010M03 2017M12 / Gözlem Sayısı: 94 | | | |
| Temel Hipotez: DLNK birim kök vardır | | t-İstatistiği | Olasılık Değeri* |
| Genelleştirilmiş Dickey-Fuller Test İstatistiği | | -5.251.058 | 0.0000 |
| Kritik Test Değerleri: | 1% level | -3.501.445 | |
| | 5% level | -2.892.536 | |
| | 10% level | -2.583.371 | |
| *MacKinnon (1996) | | | |

Tablo 5'te Augmented-Dickey Fuller test istatistik sonuçlarına göre farkı alınmış seri ($I=1$) tüm kritik düzeylerde (%1, %5 ve %10) anlamlıdır. Diğer bir söylemle Dickey-Fuller test istatistiği mutlak değerce $|-5.251058|$ kritik değerlerden $|-3.501445|$ (%1), $|-2.892536|$ (%5), $|-2.583371|$ (%10) büyüktür. Dolayısıyla temel hipotez yani birim kök varlığı reddedilerek alternatif hipotez yani birim kök yoktur kabul edilmektedir. Netice itibarıyla DLNK serisinin birim kök içermediği diğer bir söylemle durağan olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Konut fiyat endeksi model çıktısına birçok kombinasyon yapılarak ulaşılmıştır. Bu kombinasyonlarda kalıntı terimlerinin beyaz gürültü görünümüne kavuşması arzulanan bir durum olarak karşımıza çıkmaktadır. Çünkü kalıntı değerlerinin beyaz gürültü özelliğine sahip olması serinin öngörü gücünü artıran bir faktörlerdir. Her beyaz gürültülü seri durağandır ancak her durağan seri beyaz gürültü özelliği sergileyemeyebilir. Dolayısıyla çalışmada gerek durağanlık ve anlamlılık gerekse de kalıntı değerlerinin beyaz gürültü yapısı dikkate alınarak uygun model çıktısı elde edilmiştir.



Tablo 6: Konut Fiyat Endeksi Model Çıktısı

| Bağımlı Değişken: DLNK | | | | |
|----------------------------|----------|---------------|---------------|--------------------|
| Değişkenler | Katsayı | Standart Hata | t-İstatistiği | Olasılık Değerleri |
| C | 0.009888 | 0.000718 | 1.376.275 | 0.0000 |
| AR(1) | 0.570240 | 0.084574 | 6.742.496 | 0.0000 |
| SIGMASQ | 9.38E-06 | 1.57E-06 | 5.961.322 | 0.0000 |
| Akaike Kriter Değeri (AIC) | | | -8671787 | |

Tablo 6'dan elde edilen model çıktısı AR(1) yapısı sergilemektedir. Ototregresif süreci temsil eden AR(1) model çıktısı tüm kritik düzeylerde (%1, %5 ve %10) anlamlı olup beyaz gürültü özelliğine sahiptir. Özetle hareketli ortalamanın (MA) olmadığı ve serinin birinci dereceden fark alınarak uygulandığı konut fiyat endeksi serisi ARIMA (1,1,0) olarak ifade edilmektedir. Dolayısıyla konut fiyat endeksi (KFE) öngörü değerlerine ARIMA (1,1,0) model süreci esas alınarak ulaşılması mümkündür. Ayrıca gecikme işlemcisi üzerinden de KFE öngörü değerleri hesaplanarak aynı sonuçlara ulaşılmaktadır. Ek 1'de ayrıntılı bir biçimde teorik denklemler oluşturularak, bu denklemler üzerinden 2018 yılı ocak ayı tahmini KFE değeri hesaplanmıştır.

ARIMA (1,1,0) modelinden ulaşılan karakteristik kök, birim çember içinde yer almaktadır. Diğer bir deyişle elde edilen karakteristik kök birden küçük ve ARIMA (1,1,0) için durağan bir yapı sergilemektedir. Ayrıca ARIMA (1,1,0) modelinin kalıntı terimlerinin korelogramından modelde otokorelasyon olmadığı ve beyaz gürültü görünümünün elde edildiği sonucuna ulaşılmaktadır. Söz konusu kalıntı terimleri korelogramına Ek 2'de yer verilmektedir.

3.3. Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması

Tablo 7'de konut fiyat endeksinin Klasik Ayrıştırma Yöntemi ve ARIMA modellemesi ile elde edilen öngörü değerleri karşılaştırmalı olarak verilmektedir.

Tablo 7: Konut Fiyat Endeksinin Öngörü Değerleri ve Gerçek Değerler

| Aylar | Klasik Ayrıştırma Yöntemi | ARIMA Yöntemi | Açıklanan Konut Fiyat Endeksi Gerçek Değerleri |
|--------------|---------------------------|---------------|--|
| Ocak-2018 | 260.103 | 252.150 | 252.10 |
| Şubat-2018 | 263.506 | 252.726 | 254.46 |
| Mart-2018 | 267.005 | 253.054 | 255.88 |
| Nisan-2018 | 270.668 | 253.241 | - |
| Mayıs-2018 | 274.600 | 253.348 | - |
| Haziran-2018 | 278.129 | 253.409 | - |
| Temmuz-2018 | 281.359 | 253.443 | - |
| Ağustos-2018 | 283.467 | 253.463 | - |

Tablo 7'de elde edilen sonuçlar ARIMA yöntemi ile elde edilen sonuçların gerçek değerlere daha yakın sonuçlar ortaya koyduğunu göstermektedir. Her iki modelde de ortak olan nokta ise konut fiyat endeksindeki artış hızının yavaşlamaya başlamasıdır. ARIMA modelinden elde edilen öngörü değerlerine bakıldığında gerçek verisi açıklanmayan dönemde konut fiyat endeksi artış hızının oldukça yavaşladığı görülebilir. Endeksin bu seyri gelecek aylardaki durumu hakkında da fikir vermektedir. Fakat sağlıklı öngörü değerleri üretebilmek için öngörü döneminin uzun tutulmamasında fayda vardır. Çünkü tahmin edilmesi güç muhtemel şoklar endeks değerlerini etkileyebilir.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Özellikle son yirmi yılda ekonomik büyümesini inşaat sektörü temelinde şekillendiren ülkelerin başında gelen Türkiye'de konut fiyatlarının artış gösteren bir trend izlemesi olağan bir durum olarak görülmektedir. Bu çalışmada kullanılan ve TCMB'nin veri tabanından (EVDS) elde edilen konut fiyat endeksi verileri bu durumu açık bir şekilde ortaya koymaktadır.



2018 yılının ağustos ayına kadar elde edilen öngörü değerlerinde ise özellikle isabet oranı nispeten daha yüksek olan ARIMA modellemesi ile elde edilen sonuçlar incelendiğinde konut fiyat endeksindeki artış oranının hızla azaldığı görülmektedir. Türkiye ekonomisi özelinde sadece kriz zamanlarında gözlemlenen konut fiyat endeksindeki düşüşler, ekonominin bir daralma sürecine girdiğine dair önemli bir işaret olarak algılanmaktadır. Ulaşılan rakamlar incelendiğinde konut fiyat endeksinde mayıs, haziran ve temmuz aylarında fiyatlardaki artış hızı net bir şekilde düşmekte ve endeks değerlerinin izlediği seyre göre yıl sonuna yaklaşırlarken endeks değerlerinin azalma sürecine girebileceği net bir şekilde görülmektedir.

İnşaat sektörünün ülkemiz ekonomisindeki yeri ve oynadığı rol düşünüldüğünde konut piyasasındaki daralmanın emlak piyasasını ve dolayısıyla ülke ekonomisini kötü günlerin beklediğine işaret etmektedir. Emlak piyasasında belli bir doygunluğa ulaşılmış olmasına karşın bu arzı karşılayacak talebin gerçekleşmemesi durumunda, konut fiyatlarında sert düşüşlerin yaşanması ve son zamanlarda bahsi sık sık geçen “emlak balonunun patlaması” hadisesi çok da uzakta görünmemektedir.

Konut fiyatlarındaki artış hızının azalmasında şüphesiz en önemli etkenlerden birisi konutlara olan talebin azalmasıdır. Konutlar için belirlenen fiyatların tüketiciler için kabul edilebilir sınırların üstüne çıkmış olması ya da son dönem Türkiye ekonomisinin büyüyen cari açık ve kur artışlarıyla beraber olumsuz bir seyir izlemesi gibi muhtemel gerekçeler dikkatle incelenmeli, tüketicilerin algılarını ve satın alma kararlarını olumsuz etkileyen bu ekonomik seyir dikkatle takip edilmelidir.

KAYNAKÇA

- Akgül, I. (2003). *Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri*. Genişletilmiş Baskı, İstanbul: Der Yayınları
- Akmut, Ö.; Aktaş, R.; Binay, S. (1999). *Öngörü Teknikleri ve Finans Uygulamaları*. Ankara: Ankara Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Yayınları.
- Barari, M.; Sarkar, N.; Kundu, S., & Chowdhury, K. B. (2014). Forecasting house prices in the United States with multiple structural breaks. *International Econometric Review*, 6(1), 1-23.
- Bahramianfar, P. (2013). *Forecasting US home prices with artificial neural networks and fuzzy methods combination and single forecasts*. Doctoral dissertation, Eastern Mediterranean University (EMU), Ankara.
- Box, G. E.; Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis*. Rev. ed., Oakland: Holden.
- Brockwell, P. J.; Davis, R. A.; Calder, M. V. (2002). *Introduction to time series and forecasting*. Vol. 2, New York: Springer.
- Bisgaard, S.; Kulahci, M. (2011). *Time series analysis and forecasting by example*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Bjornlund, H.; Rossini, P. (2005). Fundamentals determining prices and activities in the market for water allocations. *International Journal of Water Resources Development*, 21(2), 355-369.
- Ecer, F. (2014). Türkiye’deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon Yöntemi ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması. *In International Conference on Eurasian Economies*, 1-10.
- Enders, W. (2014). *Applied econometric time series*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Gujarati, D. (2004). *Basic Econometrics*. Fourth (4th) Edition, New York: McGraw Hill Inc.
- Hanke, J. E., & Reitsch, A. G. (1992). *Business Forecasting*. Boston: Allyn and Bacon.
- Hepşen, A., & Vatansver, M. (2011). Forecasting future trends in Dubai housing market by using Box-Jenkins autoregressive integrated moving average. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 4(3), 210-223.
- Jadevicius, A.; Huston, S. (2015). ARIMA modelling of Lithuanian house price index. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 8(1), 135-147.
- Makridakis, S.; Wheelwright, S. C.; Hyndman, R. J. (1997). *Forecasting methods and applications*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Sevüktekin, M.; Çınar, M. (2014). *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi*. 4. Baskı, Bursa: Dora Yayıncılık.
- TCMB (2017). Konut Fiyat Endeksi Yıl Sonu Değerlendirme Raporu. (<http://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/988442bd-18b3-4760-8492-df559ea391e5/Y%C4%B1l+Sonu+De%C4%9Ferlendirme+Raporu-2017.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=ROOTWORKSPACE-988442bd-18b3-4760-8492-df559ea391e5-m8KBbpj> Erişim Tarihi: 12.07.2018)
- Yılmazel, Ö.; Afşar, A.; Yılmazel, S. Konut Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağları Yönteminin Kullanılması. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (20), 285-300.
- Zietz, J.; Traian, A. (2014). When was the US housing downturn predictable? A comparison of univariate forecasting methods. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 54(2), 271-281.

EKLER

ARIMA (1,1,0)

$$\Delta Y_t = \mu + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + e_t,$$

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1},$$

$Y_t = \text{DLNK}$; Y_t , DLNK olarak temsil edilmektedir. Diğer bir ifadeyle denklemde kullanılan Y_t serisi sırasıyla logaritması ve farkı alınmış KFE serisini simgelemektedir.

$e_t = 0$; hata terimlerinin uzun dönem ortalamasının sıfır olduğu varsayılmaktadır,

$$Y_t - Y_{t-1} = \mu + \alpha_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + e_t,$$

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \alpha_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + e_t,$$

Örneğin 2018 Ocak ayına ait tahmini konut fiyat endeksi şu şekilde hesaplanabilmektedir:



$$Y_{\text{ocak}(2018)} = 0,009888 + 251,14 + 0,570240(251,14 - 249,37)$$
$$Y_{\text{ocak}(2018)} = 252,150$$

Gecikme İşlemcisi Denklemi

$$(1 - 0,570240L)(1 - L)(Y_t - 0,009888) = 0$$

$$(1 - L - 0,570240L + 0,570240L^2)(Y_t - 0,009888) = 0$$

$$(Y_t - Y_{t-1} - 0,570240Y_{t-1} + 0,570240Y_{t-2} - 0,009888 + 0,009888L + 0,005638L^2 - 0,005638L^2)$$

$$Y_t - Y_{t-1} - 0,570240Y_{t-1} + 0,570240Y_{t-2} = 0$$

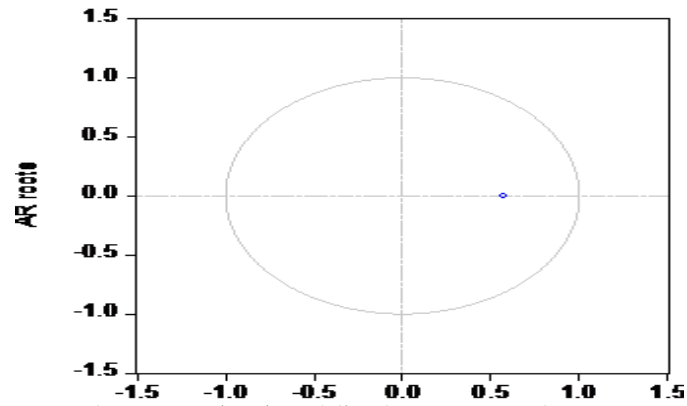
$$Y_t = 1,570240Y_{t-1} + 0,570240Y_{t-2}$$

Örneğin 2018 Ocak ayına ait tahmini konut fiyat endeksi şu şekilde hesaplanabilmektedir:

$$Y_{\text{ocak}(2018)} = 1,570240 * 251,14 + 0,570240 * 249,37$$

$$Y_{\text{ocak}(2018)} = 252,150$$

ARIMA (1,1,0) Modeli Karakteristik Polinom Kök Göstergesi
Inverse Roots of ARMA Polynomial(s)



Ek 2. ARIMA (1,1,0) Modeli Kalıntı Değer Korelogramı



Date: 07/14/18 Time: 17:51
Sample: 2010M01 2017M12
Included observations: 95
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

| Autocorrelation | Partial Correlation | AC | PAC | Q-Stat | Prob | |
|-----------------|---------------------|----|--------|--------|--------|-------|
| | | 1 | -0.103 | -0.103 | 1.0493 | |
| | | 2 | 0.135 | 0.126 | 2.8553 | 0.091 |
| | | 3 | -0.074 | -0.050 | 3.4022 | 0.182 |
| | | 4 | 0.175 | 0.152 | 6.5013 | 0.090 |
| | | 5 | -0.000 | 0.044 | 6.5013 | 0.165 |
| | | 6 | -0.215 | -0.267 | 11.281 | 0.046 |
| | | 7 | 0.059 | 0.041 | 11.642 | 0.070 |
| | | 8 | 0.049 | 0.105 | 11.896 | 0.104 |
| | | 9 | 0.110 | 0.080 | 13.192 | 0.105 |
| | | 10 | 0.012 | 0.108 | 13.208 | 0.153 |
| | | 11 | 0.095 | 0.083 | 14.206 | 0.164 |
| | | 12 | 0.116 | 0.043 | 15.705 | 0.152 |
| | | 13 | 0.092 | 0.089 | 16.649 | 0.163 |
| | | 14 | 0.046 | 0.068 | 16.885 | 0.205 |
| | | 15 | 0.097 | 0.121 | 17.979 | 0.208 |
| | | 16 | 0.008 | 0.013 | 17.986 | 0.263 |
| | | 17 | -0.028 | -0.068 | 18.080 | 0.319 |
| | | 18 | -0.071 | -0.081 | 18.677 | 0.347 |
| | | 19 | -0.157 | -0.225 | 21.654 | 0.248 |
| | | 20 | -0.052 | -0.125 | 21.992 | 0.285 |
| | | 21 | 0.022 | 0.075 | 22.055 | 0.338 |
| | | 22 | -0.024 | -0.056 | 22.125 | 0.392 |
| | | 23 | 0.109 | 0.094 | 23.637 | 0.367 |
| | | 24 | 0.068 | 0.080 | 24.232 | 0.391 |
| | | 25 | 0.114 | -0.033 | 25.938 | 0.356 |
| | | 26 | 0.038 | 0.048 | 26.132 | 0.401 |
| | | 27 | -0.043 | -0.027 | 26.378 | 0.442 |
| | | 28 | -0.048 | -0.083 | 26.690 | 0.481 |
| | | 29 | -0.095 | -0.030 | 27.945 | 0.467 |
| | | 30 | -0.012 | 0.016 | 27.964 | 0.520 |