

TÜRKİYE’DE ENFLASYONUN ZAMAN SERİSİ DİNAMİKLERİProf. Dr. İlyas Şıklar¹**ÖZET****Anahtar Kelimeler:**

- ❖ Enflasyon
- ❖ ARCH Etkisi
- ❖ GARCH Modeli
- ❖ Türkiye

Bu çalışmada Türkiye’de enflasyonun zaman serisi özellikleri bağlamında dinamik modellenmesi ele alınmaktadır. Tek değişkenli doğrusal olmayan zaman serisi analiz teknikleri incelenerek, bu analiz teknikleri Türkiye ekonomisine ilişkin 2003: Ocak – 2019:Ekim dönemi enflasyon verilerine uygulanmaktadır. Otoregresif koşullu değişkenlik (ARCH) ve bunun geliştirilmiş versiyonu diyebileceğimiz genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişkenlik (GARCH) modelleri kullanılmış, modellerin geliştirilmesi tanımlama, tahminleme ve kontrol aşamalarından oluşturulmuştur. Akiake Bilgi Kriteri (AIC), Schwartz Bilgi Kriteri (SIC) ve Hannan-Quin Kriteri (HQC) ölçütleri çerçevesinde verideki stokastik oynaklığı en iyi ifade eden model olarak GARCH (1,1) ve GARCH (1,2) modelleri en uygun model olarak belirlenmiştir. Seçilen modellerin parametre tahminlerinden sonra bir dizi tanı ve tahmin doğrulama testleri gerçekleştirilmiş, tüm varsayımları karşılaması nedeniyle GARCH (1,1) modeli ileriye dönük tahmin amacı ile kullanılmıştır. Türkiye’de örneklem içi enflasyon tahminleri için elde edilen seri gerçekleşen seri ile büyük ölçüde örtüşmekte ve döngü noktalarını yakalamada oldukça başarı göstermektedir.

TIME SERIES DNAMICS OF INFLATION IN TURKEY

Prof. Dr. İlyas Şıklar

ABSTRACT

This study handles dynamic modelling of inflation in Turkey within the context of its time series properties. By studying univariate nonlinear time series analyzing techniques, they were applied to inflation data taken from Turkish economy for the 2003: January – 2019: October period. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) and, improved version, Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) models are developed considering the identification, estimation and checking steps. By using Akiake Information Criteria (AIC), Schwartz Information Criteria (SIC) and Hannan-Quin Criteria (HQC), GARCH (1,1) and GARCH (1,2) models are predicted as the best fit models to explain the stochastic volatility in the data. Selected models are then used to estimate parameters and a series of diagnostic and evaluation tests are applied. Since it meets all the assumptions, GARCH (1,1) model is employed for forecasting of the future values of inflation. In sample forecasted inflation series for Turkey coincides in a great part with the actual inflation rates and has a considerable success in catching up the turning points of the data.

Keywords:

- ❖ Inflation
- ❖ ARCH Effect
- ❖ GARCH Model
- ❖ Turkey

¹ Anadolu Üniversitesi, isiklar@anadolu.edu.tr

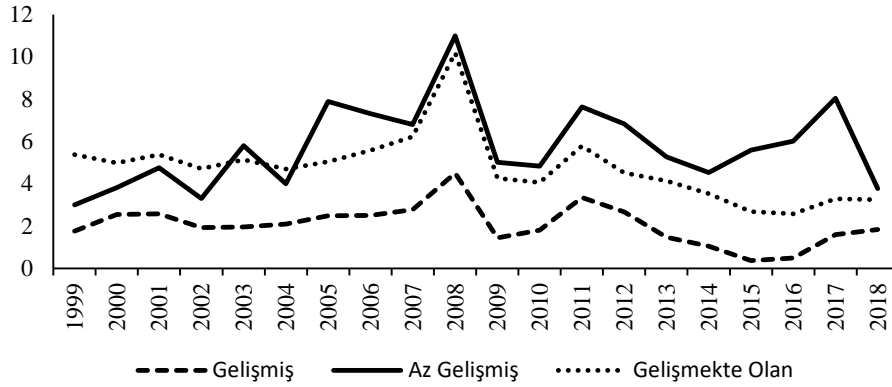
1.GİRİŞ

Bir zaman serisi geçmişteki gözlemlere dayandığı için zaman serisi analizi geleceği belirleyebilmek amacıyla geçmiş gözlemlerin çeşitli yöntemlerle incelenmesini içermektedir (Ahiati, 2007). Zaman serileri ardışık (çoğu zaman periyodik) olarak ölçülen gözlemlerin bir araya getirilmesi ile oluşturulurken bu ölçümler zaman içerisinde sürekli olabileceği gibi zamanın belirli noktalarında kesikli de olabilir (Chatfield, 2000).

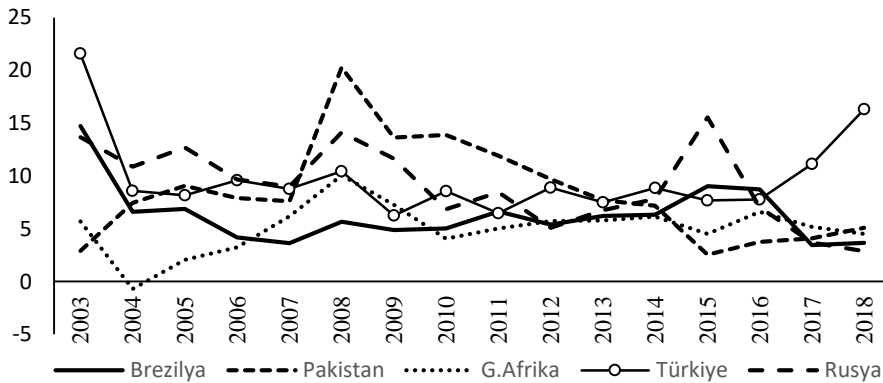
Enflasyon, çoğunlukla tüketici fiyat endeksi ile ifade edilen, fiyatlar genel düzeyindeki sürekli artış olarak tanımlanır (Şıklar, 2014). Daha geniş bir bakış açısından enflasyon ekonomide mal ve hizmet talebinin sürekli olarak mal ve hizmet arzını aştığı bir ortam olarak da tanımlanabilir (Hall,

1982). Her iki tanımda da sonuç enflasyonun paranın satın alma gücünde sürekli bir düşüş yaratmasıdır. Son yirmi yılda özellikle gelişmekte olan ülkeler bazında, başta Türkiye olmak üzere, enflasyon ciddi bir ekonomik sorun olma özelliğini sürdürmüştür. Aşağıda yer alan Şekil 1, 2000– 2018 döneminde gelişmişlik düzeyleri bazında yıllık enflasyon oranlarını gösterirken, Şekil 2 aynı dönem için seçilmiş yükselen ekonomiler bazında yıllık enflasyon oranlarını vermektedir. Her iki şekilden çıkan sonuç enflasyonun bir ekonomik sorun olarak dünya ekonomisinde varlığını sürdürdüğü şeklinde vurgulanabilir. Bu durumda, dünya genelinde iktisat politikalarının temel odaklandığı konu da doğal olarak fiyat istikrarı sorunudur.

Şekil 1: Gelişmişlik Düzeyine Göre Enflasyon Oranları (1999-2018)



Şekil 2: Yükselen Ekonomilerde Yıllık Enflasyon Oranları (2003-2018)



Kaynak: IMF, International Financial Statistics

Yaşanan enflasyonist sürecin dinamikleri ve gelişimi, enflasyon verilerini oluşturan zaman serilerinin zamana bağlı yapısını ele alan stokastik modelleme aracılığı ile incelenebilir. Engle (1982) tarafından geliştirilmiş olan otoregresif koşullu değişkenlik (ARCH) ve Bollerslev (1986) tarafından geliştirilmiş olan genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişkenlik (GARCH) modelleri veride koşullu değişkenliğin (daha doğru bir ifade ile değişken varyans yapısının) dinamiklerini belirleme olanağı vermektedir. Veride mevcut olan değişken varyans bu verinin kullanılması ile gerçekleştirilen tahminlerde güven sınırının doğruluğunu olumsuz etkilemektedir ve bu nedenle sabit olmayan varyans modellerinin kullanılması ile çözümlenmesi gerekir (David, 2001).

Enflasyonu ölçmede en çok kullanılan yöntem tüketici fiyat endeksindeki oransal değişmeyi hesaplamaktır. Buna göre t dönemindeki enflasyon oranını π_t , fiyat endeksinin P_t ile gösterirsek, enflasyon oranını aşağıdaki biçimde yazabiliriz:

$$\pi_t = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

Zaman serisi modellemesinde tahmin yapabilmek için iki yaklaşım söz konusudur: Tek değişkenli modeller ve çok değişkenli modeller. Çalışmamızda bu yaklaşımlardan tek değişkenli tahmin yöntemi kullanılacağı için enflasyonun mevcut ve geçmiş değerlerini kullanarak ileriye dönük zaman serisi tahmin etmeye çalışacak ve tahminlerin geçerliliğini ve tutarlılığını test etmeye dönük bir dizi tanı testi gerçekleştireceğiz.

2. KOŞULLU DEĞİŞKENLİK: ARCH VE GARCH MODELLERİ

Zaman serisi modellemesinde kullanılan adı ile getiri oranını veya bizim ilgi alanımızla ilgili olarak enflasyon oranını $\{\pi_t\}$, sıfır ortalama ve birim varyansa sahip Gaussyen beyaz hata terimini ε_t ve t döneminde mevcut bilgi setini $I_t = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{t-1}\}$ ile gösterirsek, Engel (1982)'ye göre,

$$\pi_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

ise $\{\pi_t\}$ süreci ARCH (q) özelliği gösterecektir. Yukarıdaki eşitlikte σ standart sapmayı ifade etmektedir ve

$$E(\pi_t | I_t) = 0$$

$$Var(\pi_t | I_t) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \pi_{t-i}^2$$

özelliklerine sahiptir. Öte yandan hata terimi ε_t için aşağıdaki özelliklerin yerine getirilmiş olması gerekmektedir:

$$E(\varepsilon_t | I_t) = 0$$

$$Var(\varepsilon_t | I_t) = 1$$

Bunun dışında yukarıdaki eşitliklerde tüm $i = 1, 2, \dots, q$ için $\alpha_0 \geq 0$ ve $\alpha_i \geq 0$ olduğunu (negatif olmama koşulu) da belirtmek gerekir. ARCH (1) modeli genel ARCH (q) gösterimine ilişkin özel bir durumu gösterir. Buna göre,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \pi_{t-1}^2$$

olarak belirlenmektedir. α_0 ve α_1 bilinmeyen (tahmin edilecek) parametrelerdir ve yukarıda olduğu gibi negatif olmama (yani $\alpha_0 \geq 0$ ve $\alpha_1 \geq 0$) koşulunu yerine getirmeleri gerekir.

2.1. ARCH Modelinin Tahmini

ARCH modelleri zaman serilerindeki değişkenliğin tahmin edilmesinde son derece yararlıdır. Daha önce kullandığımız simgeleri kullanarak zaman içerisinde gözlemlenebilen bir zaman serisini (enflasyon gibi) $\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_t$ ile gösterirsek, $l = 1, 2, \dots, n$ için t dönemindeki l dönemlik tahmin $\{\pi_t(l)\}$ minimum ortalama hata karelerinin belirlenmesidir. Bir diğer deyişle $E(\pi_{t+l} - f(\pi))^2$ değerini minimize eden $\pi_t(l)$ en uygun tahminci olacaktır. Burada $f(\pi)$ geçmiş gözlemlerin bir fonksiyonudur. Tsay (2002) tarafından belirtildiği gibi,

$$\pi_t(l) = E\{\pi_{t+l} | \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_t\}$$

olacağı için bu aşamada π_t ile ilgili tahminler anlamlı bilgi sağlamayacaktır. Bu nedenle enflasyon oranının karelerini almak gerekmektedir (Shephard, 1996):

$$\pi_t^2 = E\{\pi_{t+1}^2 | \pi_1^2, \pi_2^2, \dots, \pi_t^2\}$$

Buna göre π^2 için yapılacak l dönemlik tahmin aşağıdaki eşitlik aracılığı ile gerçekleştirilebilir:

$$\begin{aligned} \pi_t^2(l) &= E\{\pi_{t+l}^2 | \pi_t^2\} \\ &= \hat{\alpha}_0(1 + \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_1^2 + \dots + \hat{\alpha}_1^{l-1}) \\ &\quad + \hat{\alpha}_1^l \pi_t^2 = \sigma_t^2(l) \end{aligned}$$

Yukarıda verilen ARCH formülasyonunda karşılaşılabilecek olası bir sorun q gecikme değerinin büyük olması durumunda oldukça yüksek bir parametrik modelin ortaya çıkmasıdır. Bu durum ARCH modelinin gelişmiş versiyonu diyebileceğimiz GARCH modelinin kullanılması ile giderilebilmektedir.

2.2. GARCH Modelinin Tahmini

Daha önce ele aldığımız $\{\pi_t\}$ süreci aşağıdaki özelliklerin gerçekleşmesi durumunda GARCH (p, q) olacaktır:

$$\begin{aligned} \pi_t &= \sigma_t \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \pi_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \\ &= \alpha_0 + \alpha(B)\pi_t^2 + \beta(B)\sigma_t^2 \end{aligned}$$

Bu eşitlikte $\alpha(B)$ ve $\beta(B)$ geri kaydırma operatöründen kaynaklanan polinomlardır ve aşağıdaki şekilde elde edilmektedirler:

$$\begin{aligned} \alpha(B) &= \alpha_1 B + \alpha_2 B^2 + \dots + \alpha_q B^q \\ \beta(B) &= \beta_1 B + \beta_2 B^2 + \dots + \beta_p B^p \end{aligned}$$

ARCH modelinde olduğu gibi bu modelde de koşullu varyansın pozitif değer almasını sağlamak için $\alpha_0 \geq 0$, $\alpha_i \geq 0$ ve $\beta_j \geq 0$ kısıtı söz konusudur. Elde ettiğimiz son eşitlik yeniden düzenlenirse

$$[1 - \beta(B)]\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha(B)\pi_t^2$$

elde edilir. GARCH (p, q) modeli $\{\pi_t\}$ enflasyon serilerinde otokorelasyon bulunmamasını gerektirmektedir. Oysa getirilerin (enflasyonun) karesi, getiriler otokorelasyon sergilemese bile otokorelasyon özelliği gösterecektir. π_t^2 değeri $v_t = \pi_t^2 - \sigma_t^2$ biçiminde yazılırsa,

$$\begin{aligned} \pi_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \pi_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \pi_{t-j}^2 - \sum_{j=1}^p \beta_j \vartheta_{t-j} \\ &\quad + \vartheta_t \end{aligned}$$

yazılabilir. Eğer $m = \max(p, q)$ dersek son eşitliğimiz

$$\pi_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_i) \pi_{t-i}^2 - \sum_{j=1}^p \beta_j \vartheta_{t-j} + \vartheta_t$$

halini alır. $i > q$ için $\alpha_i = 0$ ve $i > p$ için $\beta_i = 0$ olur. Bu durumda π_t^2 eşitliği otoregresif hareketli ortalama [ARMA (p, q)] sürecidir. GARCH (p, q) sürecini belirleyebilmek için yukarıdaki eşitlikte α_0 parametresine ilişkin çözüm elde etmemiz gerekmektedir. Bu amaçla π_t 'nin varyansını σ_ε^2 ile gösterirsek

$$\alpha_0 = \sigma_\varepsilon^2 \left(1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{j=1}^p \beta_j \right)$$

elde edilir. Bu eşitliği bir öncekinde yerine koyar ve yeniden düzenlersek

$$\begin{aligned} \pi_t^2 &= \sigma_\varepsilon^2 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_j) (\pi_{t-j}^2 - \sigma_\varepsilon^2) - \sum_{j=1}^p \beta_j \vartheta_{t-j} \\ &\quad + \vartheta_t \end{aligned}$$

ve

$$\begin{aligned} \pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2 &= \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_j) (\pi_{t-j}^2 - \sigma_\varepsilon^2) \\ &\quad - \sum_{j=1}^p \beta_j \vartheta_{t-j} + \vartheta_t \end{aligned}$$

olur. Bu eşitliğin her iki tarafını $(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)$ terimi ile çarpar ve bekleyişini alırsak aşağıdaki eşitliği elde ederiz:

$$\begin{aligned} E[(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)(\pi_t^2 - \sigma_\varepsilon^2)] \\ = E \left[\sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_j)(\pi_{t-i}^2 - \sigma_\varepsilon^2)(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2) \right] \\ - E \left[\sum_{j=1}^p \beta_j \vartheta_{t-j} (\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2) \right] \\ - E[\vartheta_t (\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)] \end{aligned}$$

Ancak

$E[\vartheta_t (\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)] = E[(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)E(\vartheta_t | \pi_t)] = 0$ ve u_t martingale fark dizisi olduğundan $k < j$ değerleri için

$$\begin{aligned} E[\beta_j \vartheta_{t-j} (\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)] \\ = E[(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2)E(\vartheta_{t-j} | \pi_{t-k})] \\ = 0 \end{aligned}$$

olur. Bu nedenle GARCH (p, q) modeline ait getiri karelerinin otokovaryansı aşağıdaki gibi yazılacaktır:

$$\begin{aligned} cov(\pi_t^2, \pi_{t-k}^2) &= E \left[\sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_j)(\pi_{t-i}^2 - \sigma_\varepsilon^2)(\pi_{t-k}^2 - \sigma_\varepsilon^2) \right] \\ &= \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_i) cov(\pi_t^2, \pi_{t-k+i}^2) \end{aligned}$$

Bu eşitliğin her iki tarafını $var(\pi_t^2)$ ile bölersek k dereceden gecikme göz önüne alınarak $k \geq p+1$ için oto korelasyon fonksiyonunu şu şekilde yazabiliriz:

$$\rho_k = \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_i) \rho_{k-i}$$

Elde edilen bu son eşitlikte π_t^2 'nin m 'inci dereceden kısmi otokorelasyonuna ϕ_{mm} dersek, $k=1, 2, \dots, m$ için

$$\rho_k = \sum_{i=1}^m \phi_{m-i} \rho_{k-i}$$

yazılabilir. Bu eşitlikte ϕ_{mm} değeri ARCH (q) süreci için q 'uncu gecikmeden sonra sifıra iner. Yani $k \leq q$ için $\phi_{mm} \neq 0$ ve $k > q$ için $\phi_{mm} = 0$ olacaktır. Bu durum AR (q) süreci için kısmi otokorelasyonla (PACF) özdeşdir ve üsssel olarak azalır (Bollerslev et al, 1992). Bu noktada π_1, \dots, π_q ve $\sigma_1^2, \dots, \sigma_p^2$ değerlerinin bilindiğini kabul edersek GARCH modelinin koşullu maksimum benzeşim (likelihood) tahminini logaritmik benzeşim fonksiyonunu maksimize ederek elde edebiliriz:

$$\begin{aligned} l &= \log[f(\pi_{q+1}, \dots, \pi_t; \sigma_{p+1}^2, \dots, \sigma_t^2 | \theta; \pi_1, \dots, \pi_q; \sigma_1^2, \dots, \sigma_p^2)] \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=m+1}^T \log(2\pi\sigma_t^2) - \sum_{t=m+1}^T \left\{ \frac{\pi_t^2}{\sigma_t^2} \right\} \end{aligned}$$

Yukarıdaki eşitliklerde $\vartheta = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_p; \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q)$ ve $m = \max(p, q)$ olarak belirlenmektedir.

Bu açıklamalar ışığında GARCH (p, q) modelindeki koşullu varyansın l dönemlik tahmini aşağıdaki eşitlikle gerçekleştirilecektir:

$$\begin{aligned} \sigma_t^2(l) &= E\{\pi_{t+1}^2 | \pi_t\} \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_i) E(\pi_{t+l-i}^2 | \pi_t) \\ &\quad - \sum_{i=1}^p \beta_i (\vartheta_{t+l-i} | \pi_t) \end{aligned}$$

Bu eşitlikte $E(\pi_{t+l-i}^2 | \pi_t)$ terimi $i < l$ için ve $i \geq l$ için sırasıyla aşağıdaki değerlerle modele dahil edilmektedir:

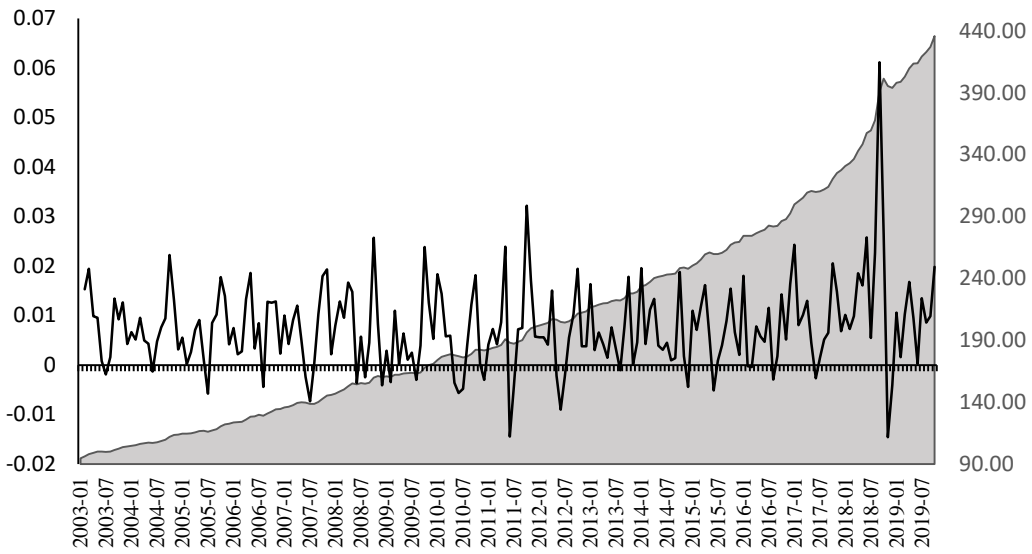
$$\begin{aligned} E(\pi_{t+l-i}^2 | \pi_t) &= 0 \\ E(\pi_{t+l-i}^2 | \pi_t) &= \vartheta_{t+l-i} \end{aligned}$$

3. VERİ ANALİZİ

Bu bölüm Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) veri tabanından elde edilen Türkiye’de gerçekleşen tüketici fiyatları bağlamında aylık enflasyon verileri için uygun GARCH modelinin belirlenmesine ayrılmıştır. Analiz dönemi 2001 ekonomik krizinin verilerde

yaratılabileceği deformasyonun dışarıda bırakılması amacıyla Ocak 2003 döneminden başlatılmıştır. Orijinal veri bu neden Ocak 2003 – Ekim 2019 dönemini kapsayan aylık bazdaki 202 gözlemden oluşmaktadır. Söz konusu dönemde verinin seyri Şekil 3’den, 60’şar aylık periyotlarda ve dönemin bütününde sergilediği tanımsal istatistik özellikleri Tablo 1’den izlenebilir.

Şekil 3: Türkiye’de Aylık Enflasyon Oranları ve TÜFE (Ocak 2003 – Ekim 2019)



Not: Sol eksen aylık enflasyon oranlarını, sağ eksen aylık TÜFE değerlerini göstermektedir.

Tablo 1: Enflasyon Serisinin Tanımsal İstatistik Özellikleri

<i>İstatistik</i>	2003:01 2007:12	2008:01 2012:12	2013:01 2017:12	2018:01 2019:10	2003:01 2019:10
Ortalama	0,007298	0,006339	0,007147	0,012977	0,007588
Medyan	0,007473	0,005619	0,005692	0,010190	0,006602
Maksimum	0,022203	0,032197	0,024314	0,061140	0,061140
Minimum	-0,007329	-0,014411	-0,005150	-0,014534	-0,014534
St. Sapma	0,006540	0,008964	0,006739	0,014405	0,008662
Çarpıklık	0,082902	0,493299	0,499164	1,427937	1,302637
Basıklık	2,642193	3,351008	2,571332	7,133264	9,449675
Jarque-Bera (Olasılık)	0,382313 (0,826004)	2,741255 (0,253922)	2,951042 (0,228660)	23,13656 (0,000009)	405,2307 (0,000000)
Gözlem	59	60	60	22	201

3.1. Uygunluk Analizi

Olası anlamsız yakınsamalardan kaçınabilmek amacıyla tahmin öncesi verinin uygunluk analizinden geçirilmesi gerekmektedir. Bu analiz veriyi en iyi tanımlayan uygun modelin seçimine olanak sağlar. Bu çalışmada Tüketici Fiyat Endeksi serisinden yola çıkarak oluşturduğumuz getiri serisi (aylık enflasyon oranları) bu çalışmadaki ham veriyi oluşturmaktadır. Öncelikle bu zaman serisinin ARCH modellemesine uygun olabilmesi için sağa veya sola çarpık olması, basıklığının sivri olması ve dağılımının normal olmaması gerekir. Tablo 1'in son sütununda yer alan değerler bu üç özelliğin de seride mevcut olduğunu göstermektedir. Sıfırdan büyük çarpıklık değeri serinin sağa çarpık olduğuna, 3'den büyük basıklık değeri serinin sivrilme yaptığını, sıfır olasılığa sahip Jarque-Bera testi ise serinin normal dağılmadığına işaret etmektedir. Getiri serisinin ARCH ve GARCH modellerinde durağan olduğu kabul edildiği için, kullanılan zaman serisinde birim kökün varlığı araştırılmalıdır. Bu amaçla kullanılan Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Peron (PP) birim kök testlerinin sonuçları Tablo 2'den görülebilir. İlgili

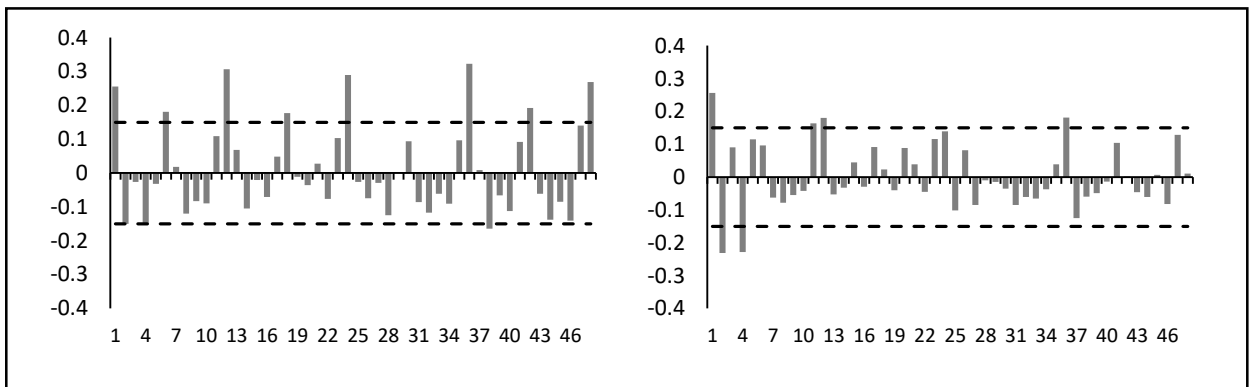
Tablo bu iki testin yanında zaman serisinde kırılma olasılığını da göz önüne alan kırılmalı Dickey-Fuller (Break DF) testini de içermektedir. Sonuçlara göre seri durağan olup birim kök içermemektedir. Dolayısıyla kullanılan enflasyon serisinde bütünleşme derecesinin sıfır olduğu, bir diğer deyişle serinin $I(0)$ özelliği sergilediği anlaşılmaktadır.

Tablo 2: Birim Kök Testleri

Test	Gecikme	Test İstatistiği	Olasılık
ADF	3	-8,230859	0,0000
PP	5	-10,06292	0,0000
Break DF	1	-10,78060	0,0000

Buna göre ARIMA değil ARMA modelinden söz etmemiz gerekmektedir. Söz konusu modelin derecesini belirlemek için serinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları elde edilerek incelenmelidir. Şekil 4 bu amaçla uzun dönem hafıza olgusunu göz önüne alabilmek amacıyla 48 aylık gecikme bazında oluşturulmuştur.

Şekil 4: Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonları



İlgili fonksiyonların incelenmesinde modelin 12'nci aylarda yoğunlaşan ciddi bir mevsimlik bileşen içerdiği ve ilk gecikmeden sonra otokorelasyon değerlerinin genellikle standart hata bantlarının içinde kaldığı görülmektedir. Bu durum ARMA (1,1)(12,12) modelinin uygun olduğuna

işaret eder. İlgili ARMA modelinin tahmin edilmesi ile elde edilen sonuçlar aşağıdaki eşitlikte özetlenmektedir:

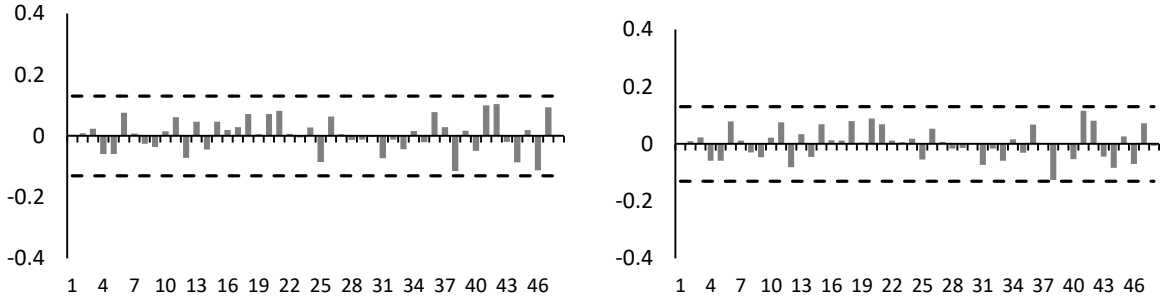
$$\pi_t = 0,0078 - 0,2955 \pi_{t-1} + 0,6495 \varepsilon_{t-1} + 0,9698 \Phi_{t-12}^{\pi} - 0,8367 \Phi_{t-12}^{\varepsilon}$$

(3,4852) (2,4475) (4,0622) (4,1977) (6,5695)

Yukarıdaki eşitlikte katsayıların altında parantez içerisinde yer alan değerler t istatistiklerini göstermekte olup tüm katsayıların %1 anlamlılık düzeyinde istatistiki olarak geçerli olduğuna işaret etmektedir. Tahmin sürecinin bu noktasında önemli olan otokorelasyonun seriden arındırılması ancak değişen varyans etkisinin halen seride mevcut olduğunun doğrulanmasıdır. Şekil 5’de, yukarıdaki eşitliğin tahmini ile elde edilen artık terimlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları yer almaktadır. Şekilden kolayca görülebileceği seride daha önce mevcut olan

korelasyon ve mevsimlik bileşenler çoğu zaman sıfırdır ve kalanlar da standart hata bantlarının içine çekilmiş, dolayısıyla seriden arındırılmıştır. Bu tespitin yanı sıra ARCH ve GARCH modellerinin uygulanabilir olması için elde edilen söz konusu artık serilerde ARCH etkisinin mevcut olması gerekir. Bu nedenle bir yıllık bir süre içinde bu etkinin mevcut olup olmadığı ARCH değişen varyans testi aracılığı ile sınanmıştır ve test sonuçları Tablo 3’de verilmiştir.

Şekil 5: Artık Terim Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonları



Tablo 3: Engle ARCH Testi

Gecikme	F testi	Olasılık	Gözlem * R ²	Olasılık (χ ²)
1	7,935929	0,0054	7,691770	0,0055
3	1,152549	0,0719	16,55614	0,0822
9	1,943960	0,0489	16,79245	0,0521
12	1,480184	0,1363	17,29426	0,1389

Elde edilen artık terimlerin birinci derecede ARCH etkisinden bağımsız olmadığı, ancak gecikme sayısı uzadıkça etkinin zayıfladığı görülmektedir. Bu nedenle %1 anlamlılık düzeyi bağlamında 1 ve 2’nci dereceden gecikme ile ARCH ve GARCH modellerini tahmin etmenin yerinde olacağı görülmektedir.

3.2. ARCH ve GARCH Modellerinin Tahmini

Bu modellerden hangisinin en uygun tahminci olduğuna karar verebilmek için her bir

alternatif modelin tahmin edilmesi ve modellerden elde edilen Akiake Bilgi Kriteri (AIC), Schwartz Bilgi Kriteri (SIC) ve Hannan-Quin Kriteri (HQC) göz önüne alınarak minimum bilgi kriterini üreten model tercih edilmelidir. Bu amaçla ARCH (1), ARCH (2), GARCH (1,1) GARCH (1,2), GARCH (2,1) VE GARCH (2,2) modelleri tahmin edilmiş ve hesaplanan bilgi kriterleri değerleri Tablo 4’de verilmektedir.

Tablo 4: Alternatif Model Bilgi Kriterleri

<i>Model</i>	<i>AIC</i>	<i>SIC</i>	<i>HQC</i>
ARCH (1)	-7,194852	-7,074347	-7,146028
ARCH (2)	-7,179512	-7,041801	-7,123723
GARCH (1,1)	-6,254224	-6,116504	-6,198425
GARCH (1,2)	-6,700715	-6,545779	-6,637941
GARCH (2,1)	-6,711745	-6,556809	-6,648971
GARCH (2,2)	-6,733227	-6,561076	-6,663478

Söz konusu kriterlerin her üçü de uygun tahmincinin GARCH (1,1) modeli olduğuna işaret etmektedir. Bu nedenle çalışmanın bundan sonraki kısmında çalışılacak model GARCH (1,1) modeli

olarak tespit edilmiştir. Öncelikle bu modelin tahmin edilmesi ile elde edilen sonuçlar aşağıdaki şekildedir:

$$\sigma_t^2 = 0,000002 + 0,149962 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,599962 \sigma_{t-1}^2$$

(2,491173) (2,774990) (2,799856)

Katsayıların altında parantez içerisinde yer alan t istatistikleri tahmin edilen tüm katsayıların %1 anlamlılık düzeyinde istatistik olarak geçerli olduğunu göstermektedir. Öte yandan katsayıların negatif olmama koşulu ve tahmin edilen katsayıların toplamının birden küçük olması koşulları da sağlanmış durumdadır. Bunun yanı sıra modelin otokorelasyon (Ljung-Box Q testleri) ve

değişen varyans (Engle ARCH testleri) sorunundan bağımsız olduğu anlaşılmaktadır (bkz. Tablo 5). Sonuç olarak GARCH (1,1) modeli istatistik olarak geçerli bir modeldir ve enflasyonun tahmini amacıyla kullanılabilir. Çalışmamızın bundan sonraki bölümü bu konuya ve tahminlerin tutarlılığına ilişkin testlere ayrılacaktır.

Tablo 5: GARCH (1,1) Modeli Artık Terim tanı Testleri

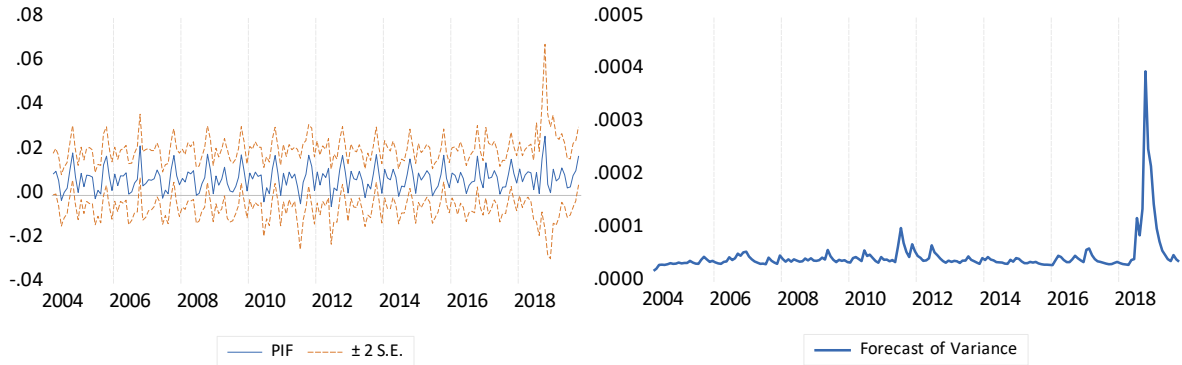
<i>Test</i>	<i>Dağılım</i>	<i>Gecikme</i>	<i>Test İstatistiği</i>	<i>Olasılık</i>
Ljung – Box	χ^2	12	7,3106	0,5040
Ljung – Box	χ^2	24	15,731	0,7330
Ljung – Box	χ^2	36	22,411	0,8950
ARCH	F	1	1,5241	0,3186
ARCH	χ^2	1	1,5279	0,3164

4. ENFLASYON TAHMİNİ

Bu bölümde önce geliştirilen modelin örneklem içi tahmin performansı değerlendirilecek daha sonra bu değerlendirme ışığında örneklem dışı tahmin ele alınacaktır. Örneklem içi tahmin yapısı gereği statik tahmin olmak durumundadır. Zira model ileriye dönük tahmin amacı ile kullanıldığında gerçekleşen enflasyon ve buna ilişkin veriler (bir önceki dönemin tahmin hatası ve standart sapma) zaten elimizde mevcuttur. Ancak

örneklem dışı tahmin ileriye dönük bir tahmin olduğu için her dönem için yapılacak tahminde bir önceki dönem için yapılacak tahmin kullanılacağı için dinamik olmak durumundadır. Tablo 6, örneklem içi tahminlerin tutarlılığını değerlendirmeye dönük çeşitli ölçütleri gösterirken Şekil 6, tahmin edilen aylık enflasyon oranlarını ve varyans tahminini ve Şekil 7 dönemin tamamına ve son 24 aya ilişkin gerçekleşen ve GARCH (1,1) modeli ile tahmin edilen enflasyon oranlarını grafiğe aktarmaktadır.

Şekil 6: Örneklem İçi Tahmin Sonuçları



Tablo 6’da RMSE hata kareleri ortalamasının kare kökünü, MAE ortalama mutlak hatayı, MAPE ortalama mutlak yüzde hatayı, Theil U Theil eşitsizlik katsayısını (yanlılığa, varyansa ve kovaryansa bağlı hata yüzdeleri parantez içinde yer almaktadır) ve Theil U2 ise Theil U2 katsayısını ifade etmektedir. Bu ölçütlerden RMSE ve MAE

karşılaştırma ile anlam ifade ettiklerinden, daha önce Tablo 4’te yer alan bilgidен hareketle en iyi ikinci tahminci olan GARCH (1,2) modeli için elde edilen kriterlere de bu amaçla tabloda yer verilmiştir.

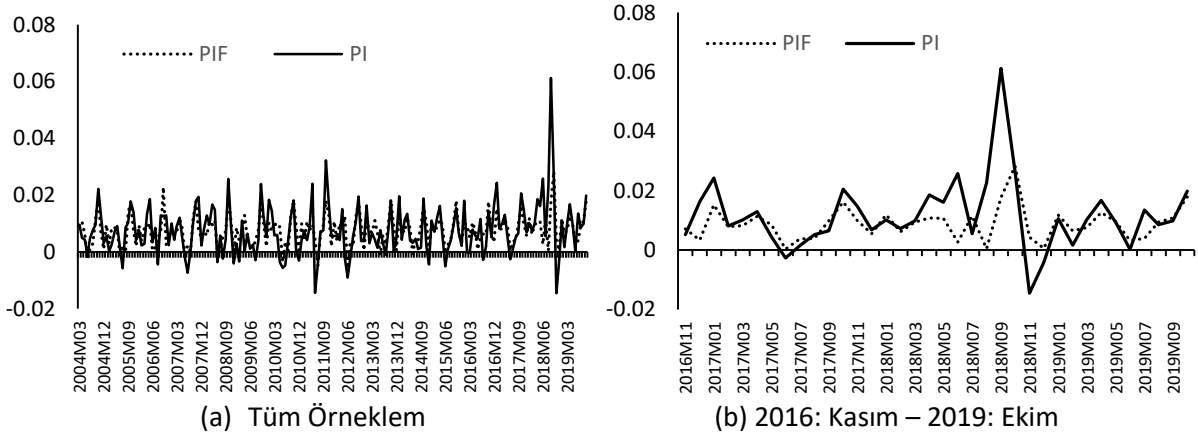
Tablo 6: Örneklem İçi Tahmin Değerlendirme Testleri

Ölçüt	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)
RMSE	0,0006819	0,008133
MAE	0,004727	0,005176
Theil U	0,329881	0,382461
(Yanlılık)	(0,000450)	(0,000136)
(Varyans)	(0,269890)	(0,250217)
(Kovaryans)	(0,729661)	(0,773826)
Theil U2	0,771793	0,773826

Tablo 6'nın incelenmesinde tüm kriterler açısından GARCH (1,1) modeli ile gerçekleştirilen örneklem içi tahminlerin tutarlı olduğu görülmektedir. Öncelikle GARCH (1,1) modeli RMSE ve MAE kriterleri açısından en iyi ikinci tahminci olan GARCH (1,2) modelinden daha iyi performans göstermektedir. Aynı zaman serisinin farklı modellerle tahmin edilmesi durumunda kullanılabilir olan RMSE ve MAE ölçütlerinin düşük olduğu modelin aynı zaman serisinin tahmininde daha iyi performans gösterdiği anlaşılır. Dikkat edilirse her iki ölçüt de GARCH (1,1) modelinin bu anlamda daha başarılı olduğunu ifade etmektedir. Theil katsayıları ise bir modelin tahmin performansını değerlendirmek amacıyla kullanılır. Theil U katsayısı 0 ile 1 arasında değişir ve katsayının 0 olması tahmin edilen ile gerçekleşen değerlerin özdeş (tahmin hatasının sıfır) olduğuna işaret eder. Bu nedenle sifıra ne kadar yakın bir katsayı elde edilirse tahminin o ölçüde başarılı olduğu anlaşılır. Mevcut hatanın ne kadarının yanlılıktan, ne kadarının varyanstan, ne kadarının kovaryanstan kaynaklandığını ise katsayının

altındaki yüzde dağılımlar göstermektedir. Mevcut hatanın ne kadar geniş bir kısmı kovaryanstan kaynaklanırsa modelin tahmin gücünün ve serideki döngüleri yakalama gücünün o ölçüde yüksek olduğu anlaşılır. Dikkat edilirse ele aldığımız model bu anlamda oldukça iyi bir performans sergilemiştir. Tabloda yer alan son ölçüt Theil U2 katsayısıdır. U2 katsayısının alt limiti sıfır olmasına karşın üst limiti yoktur. Sıfıra eşit bir katsayı $\hat{Y}_t = Y_t$ olduğunu, katsayının bire eşit olması ise $\hat{Y}_t = Y_{t-1}$ olduğuna işaret eder. Bu nedenle 1'den küçük bir U2 katsayısı modelin yeterli bir performans sergilediğine işaret etmektedir. Bu açıklamalara göre GARCH (1,1) modelinin tutarlı ve yeterli tahminler ürettiği, incelenen zaman serisindeki değişkenliği yeterli derecede modelleme gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Nitekim aşağıda yer alan Şekil 7'de modelin fiili enflasyon oranlarına yakın tahminler ürettiği ve döngü noktalarını yakalamada oldukça güçlü bir performans sergilediği görülmektedir.

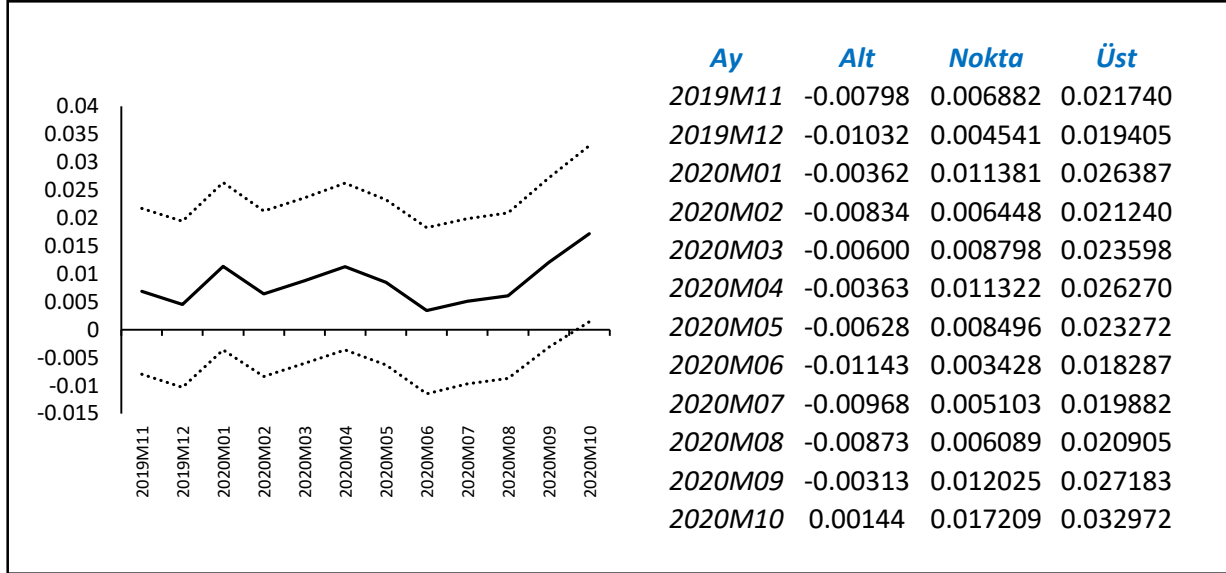
Şekil 7: Örneklem İçi Tahmin Edilen ve Gerçekleşen Enflasyon Oranları



Örneklem içi tahmin performansının ilgili kriterler çerçevesinde yeterli bulunması sonrasında, bu çalışmanın nihai amacı olan örneklem dışı tahmin aşaması gerçekleştirilmiştir. Örneklem dışı tahmin aylık bazda enflasyon serisi için gelecek 12 aya ilişkin tahminleri içermektedir. Tahmin sonuçları

görsel ve sayısal veri olarak aşağıda yer alan Şekil 8'de verilmektedir. Şekil ve Tablo nokta tahminlerin yanında ± 2 standart hatadan oluşan alt ve üst bantları da içermektedir. Tabloya göre 2020 yılı ekim ayında yıllık bazdaki enflasyon için nokta tahmini yaklaşık %16.6 düzeyindedir.

Şekil 8: Gelecek 12 Ay için Ay Enflasyon Tahmini



5. SONUÇ

Bu çalışmada zaman serisi modellemesi Türkiye’den elde edilen Tüketici Fiyat Endeksi verilerinden hareketle hesaplanan enflasyona ilişkin zaman serisine uygulanmıştır. Doğrusal olmayan zaman serisi analizi incelenmiş ve Ocak 2003 – Ekim 2019 dönemi verileri için bu teknikler kullanılmıştır. En iyi model verideki stokastik oynaklığı en iyi açıklayan model olarak tercih edilmiştir. Farklı tercih ölçütlerinin tümü en uygun model olarak GARCH (1,1) ve GARCH (1,2) modellerine işaret ederken, parametre tahminleri, bir dizi tanı testi ve tahmin uygunluğu testi sonucunda GARCH (1,1) modelinin daha tatmin edici sonuçlar ürettiği belirlenmiştir. Tercih edilen bu modelin kullanılması ile elde edilen örneklem içi enflasyon tahminleri gerçekleşen enflasyon oranlarına oldukça yakındır ve döngü noktalarının belirlenmesinde oldukça başarılıdır. Gerçekleştirilen örneklem içi tahminlerin yeterli bulunması sonucu, gelecek 12 aya ilişkin enflasyon tahminleri gerçekleştirilmiş ve Ekim 2020 dönemi yıllık enflasyon oranı yaklaşık yüzde 16,6 olarak tahmin edilmiştir.

KAYNAKÇA

- Ahiati, V.S. (2007). *Discrete time series analysis with ARMA models*. Holden-Day, Oakland.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Bollerslev, T., Chou, R.Y., Kroner, K.F. (1992). ARCH modelling in finance: A selective review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- Chatfield, C. (2000). *Time series forecasting*. Chapman and Hall, London.
- David, F.H. (2001). Modelling UK inflation. *Journal of Applied Economics*, 16, 255-275.
- Engle, R. (1982). The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15, 157-168.
- Hall, R. (1982). *Inflation, causes and effects*. Chicago University Press, Chicago.



Shephard, N. (1996). *Statistical aspects of ARCH and stochastic volatility time series in econometrics, finance and other fields*. Chapman and Hall, London.

Şıklar, İ. (2014). *Para teorisi ve politikası*. Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.

Tsay, R.S. (2002). *Analysis of financial time series*. John Wiley&Sons, Hoboken.