

*Araştırma Makalesi/Research Article*

## PAY PİYASALARINDA VOLATİLİTE TAHMİNLEMESİ: BORSA İSTANBUL MALİ VE SİNAİ ENDEKSLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

*VOLATILITY PREDICTION IN STOCK MARKETS: AN APPLICATION ON BORSA İSTANBUL FINANCIAL AND INDUSTRIAL INDEXES*

İlhan EGE\*

Tuğba Nur TOPALOĞLU \*\*

### Öz


Bu çalışmada, Borsa İstanbul (BIST) Mali (XUMAL) ve Sınai (XUSIN) Endekslerinin 07.01.2007-03.02.2019 dönemine ilişkin haftalık logaritmik getirileri ele alınarak volatilité tahminlemesi yapılması amaçlanmıştır. Çalışmada simetrik ve asimetric koşullu değişen varyans modelleri kullanılmıştır. Bu kapsamda ilk olarak serilere ilişkin en uygun ARMA modeli belirlenerek simetrik model olan GARCH ve asimetric model olan APGARCH ile endekslerin volatilité yapısı araştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda BIST Mali endeksi için en uygun tahmin modeli GARCH (1,1), BIST Sınai endeksi için en uygun tahmin modeli ise APGARCH(1,1) olarak belirlenmiştir. BIST Sınai endeksine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde kaldıraç parametresi  $\gamma_1$  pozitif ve anlamlı bulunmuştur. Bu durum BIST Sınai endeksinde negatif getiriler için kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. Bu nedenle BIST Sınai endeksinde meydana gelecek negatif şoklar, endeks üzerinde aynı büyüklükteki pozitif şoklardan daha fazla etki yarattığı söylenebilmektedir.


**Anahtar Kelimeler:** Volatilité, Pay Piyasaları, Borsa İstanbul, Volatilité Modellemesi

### Abstract

In this study, it is aimed to estimate the volatility of BIST Financial and Industrial Indices by considering the weekly logarithmic returns for the period of 07.01.2007-03.02.2019. In the study, symmetric and asymmetric conditionally varying variance models were used. In this context, firstly the most suitable ARMA model for the series was determined and the volatility structure of the indices was investigated by using the symmetrical model GARCH and the asymmetric model APGARCH model. As a result of the study, the most appropriate estimation model for BIST Financial Index is GARCH (1,1) and the most appropriate estimation model for BIST Industrial Index is APGARCH (1,1). The leverage parameter  $\gamma_1$  was positive and significant in the APGARCH (1,1) model for BIST industrial index. This situation shows the existence of leverage effect for negative returns in BIST Industrial Index. Therefore, it can be said that the negative shocks in the BIST Industrial Index will have more impact on the index than the positive shocks of the same size.

**Keywords:** Volatility, Stock Market, Borsa İstanbul, Volatility Modeling

\*  Prof. Dr., Mersin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, ilhanege2005@hotmail.com,

\*\*  Dr. Öğr. Üyesi, Şırnak Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, nurtugba.91@gmail.com

## EXTENDED SUMMARY

### Research Problem

The aim of this study is to analyze whether there is volatility in BIST Industrial and Financial index series.

### Research Questions

Is there volatility in BIST Financial Index?

Is there any volatility in BIST Industrial Index?

Is there a leverage effect in BIST Industrial and Financial Index?

### Literature Review

In the literature, many national and international researches have been carried out on the return volatility of shares. Symmetrical and asymmetric conditional variance models were used in the studies and it was investigated which models gave better results. The methods used in this study are comparable with the literature and differ in terms of comparison and coverage of the volatility of the two sectors.

### Methodology

In this study, volatility estimation of BIST Financial and BIST Industrial Indices was investigated with symmetric and asymmetric conditional variance models. First, it was analyzed whether the series contained stationary, in other words, a unit root. Then, the most appropriate starting model for volatility was determined according to the appropriate delay length based on the Schwarz information criterion. The ARMA process is based on the assumption that the series is stationary. Finally, it was determined whether the series were in conformity with normal distribution, whether there were varying variance and autocorrelation problems related to the error term and whether the series contained nonlinear elements. After determining the optimal starting model for time series, symmetrical and asymmetric volatility models were tested. According to the obtained results, the most suitable volatility model was GARCH (1,1) for BIST Financial Index and APGARCH (1,1) for BIST Industrial Index.

### Results and Conclusions

In this study, it is aimed to estimate the volatility of BIST Financial and Industrial Indices by taking into account the weekly logarithmic returns for the period of 07.01.2007-03.02.2019. In the study, symmetric and asymmetric conditionally varying variance models were used. As a result of the analysis, GARCH (1,1) model was determined as a suitable model for BIST Financial Index. When the coefficients of the model are examined, it is seen that the coefficient  $\alpha_1$  showing the past shocks is 0.060 and the  $\beta_1$  coefficient which shows the effect of the shocks of the previous period on volatility is 0.911. As for the BIST Industrial Index, APGARCH (1,1) model was determined as the appropriate model. When the coefficients of the model are analyzed, it is seen that the coefficient  $\alpha_1$  showing the past shocks is 0.068 and  $\beta_1$  coefficient which shows the effect of the shocks of the previous period on volatility is 0.845. These results are similar to the results of the BIST Financial Index. In addition, leverage parameter  $\gamma_1$  was positive and significant in the APGARCH (1,1) model of BIST industrial index. This situation shows the existence of leverage effect for negative returns in BIST Industrial Index. Therefore, the negative shocks in the BIST Industrial Index will have a greater impact on the index than the positive shocks of the same magnitude.

## GİRİŞ

Piyasalarda pay senedi likiditesi, getirisi ve volatilitesi, ekonomistlerin, piyasa düzenleyicilerin ve yatırımcıların ilgilendiği önemli değişkenlerdir. Yatırımcılar yatırım kararları alırken risk ve getiri arasındaki ilişki önem arz etmektedir. Yatırımcıların yatırım tercihlerinde birçok faktör etkili olmasına karşın riske karşı duyarlılıkları seçimlerini önemli derecede etkilemektedir. Bu nedenle riske katlanmak isteyen yatırımcılar pay getirilerinin zaman içerisindeki değişimlerini dikkate alarak, doğru zamanda yatırım stratejisi oluşturabilmektedir. Bu doğrultuda volatilitenin kavramı finansal piyasalarda önemli bir olgu haline gelmiştir.

Volatilitenin kavramı, zaman serilerinin risk boyutunu ölçen bir değerlendirme olup, bir serinin belirli bir ortalama değerinden sapma ritmine ilişkin genişliğinin ölçüsüdür. Volatilitenin göstergesi, zaman serisinde oluşan büyük değişimlerin büyük değişimleri, küçük değişimlerin ise küçük değişimleri izlemesi olan volatilitenin kümelenmesidir (Baykut ve Kula, 2018: 280). Yüksek düzeyde volatilitenin, yatırımcılar açısından risk unsuru olarak kabul edilmekte olup yatırımcıların seçimlerini etkileyebilmektedir. Riski seven yatırımcılar için yüksek volatilitenin, yüksek getiri olasılığı doğurduğu için riski seven yatırımcıların yatırım seçimini olumlu etkileyerek daha fazla işlem hacmi doğurabilmektedir. Riski sevmeyen yatırımcılar için ise yüksek volatilitenin işlem hacmini düşürücü etki yaratmaktadır.

Genellikle volatilitenin bir ölçüsü olan varyansın zamandan bağımsız olduğu zamana bağlı olarak değişmediği varsayılmakta iken finansal zaman serilerinin varyanslarının genellikle zamana bağlı değişkenlik gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu kapsamda sabit varyans üzerine kurulu modeller ihtiyaçlara cevap verememeye başlamıştır. Bu noktada Engle (1982) finansal varlıkların dinamik yönünün daha iyi anlaşılması ve zaman içinde değişen varyansın tahmin edilebilmesi için otoregresif koşullu değişen varyans modelini (ARCH) geliştirmiştir. Bu modelde koşulsuz varyans sabit kabul edilmektedir. ARCH modelinde koşulsuz varyansın sabit kabul edilmesi ve uzun gecikmeler kullanılması nedeniyle modelde birtakım kısıtlamalar bulunmaktadır. Bu kısıtlamalar nedeniyle Bollerslev (1986) Engle'ın ARCH modelini geliştirerek GARCH modelini oluşturmuştur. GARCH modeli, volatilitenin üzerinde şokların etkisini negatif ya da pozitif olmasından bağımsız olarak belirlediği için asimetrik tepkilerin ortaya çıktığı durumlarda yeterli olmamaktadır. Nelson (1991) koşullu varyansı logaritmik modelleyen üstel GARCH (EGARCH) modelini geliştirerek GARCH modelindeki bu eksikliği gidermiştir. Ek olarak Zakoian (1994) tarafından şokların işaretinin volatilitenin üzerindeki farklı etkisini belirleyebilmek için eşikli GARCH (TGARCH) modeli geliştirilmiştir.

Bu çalışmada, simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile BIST Mali ve BIST Sınai endekslerinin 07.01.2007-03.02.2019 döneminin haftalık logaritmik getirileri kullanılarak volatilitenin tahminlenmesi yapılmıştır. Reel sektör firmalarının yatırım yapmak için gerekli fonları mali sektör firmalarından sağlamaları bu iki sektörü birbirine bağlamaktadır. Dolayısıyla mali sektörde meydana gelecek şokların dolayısıyla krizlerinin dolaylı olarak Sınai endeksini de etkileyebileceği ve bu etkinin benzer dönemlerde gerçekleşip gerçekleşmediğinin araştırılması nedeniyle çalışmanın kapsamı BIST Mali ve Sınai endeksleri olarak belirlenmiştir. Çalışmada BIST Mali ve Sınai endekslerinde volatilitenin varlığı ve iki endekse ilişkin volatilitenin kaldırıcı etkisinin olup olmadığı sorularına cevap aranmaktadır. Bu çalışma BIST iki alt sektör endeks volatilitelerinin incelenmesi, kapsamının benzersiz oluşu, endeks volatilitelerinde kaldırıcı etkisinin var olup olmadığının araştırılması ve elde edilen bulguların finansal sistem unsurları tarafından kullanılabilmesi açısından literatüre katkı sağlamakta ve özgünlük sunmaktadır. Bu kapsamda çalışma, literatür taraması, veri ve metodoloji, analiz ve bulgular ve sonuç bölümlerinden oluşmaktadır.

## 1. LİTERATÜR

Literatürde pay senedi getiri volatilitesi üzerine birçok araştırma yapılmıştır. Çalışmanın bu bölümünde borsa endeksleri üzerine yapılan volatilitenin tahminlenmesine yönelik ulusal ve uluslararası çalışmaların bir kısmına kronolojik sıralamaya göre yer verilmiştir.

Yu (2002), çalışmasında Yeni Zelanda borsası pay senedi günlük verilerini kullanarak fiyatlardaki volatilitenin tahmin etmek için dokuz alternatif modelin performansını değerlendirmiştir. Çalışmasında ARCH tipi modeller ve stokastik volatilitenin ölçen modelleri kıyaslamıştır. Çalışmanın sonucunda stokastik

modellerin en iyi tahmin sonucunu verdiğini ARCH tipi modellerden de GARCH (3,2) modelinin en iyi performansı verdiği tespit edilmiştir.

Pan ve Zhang (2006), çalışmalarında 04.01.2000-31.12.2004 dönemini içeren 1200 günlük getiri serilerine ilişkin verileri kullanarak Shanghai ve Shenzhen borsalarındaki volatilitiyi lineer ve GARCH modelleri ile ölçmüşlerdir. Çalışmanın sonucunda Shenzhen borsası için GJR ve EGARCH modellerinin, Shanghai menkul kıymet borsası için ise GARCH-t ve APARCH-N modelleri en iyi tahmin sonucunu verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Bahadır (2008), çalışmasında Nepal Borsası üzerinde 2003-2007 döneminde 1297 gözlemden oluşan günlük getirilerin volatilitite tahminlemesini araştırmıştır. Çalışmanın sonucunda Nepal Borsası için en iyi tahmin modeli olarak GARCH (1,1)' in olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışma sonucunda yüksek ve düşük değişkenlik dönemlerinde volatilitite kümelenmesi olduğu ortaya çıkmıştır.

Atakan (2009), çalışmasında İMKB-Bileşik 100 Endeksi üzerinde 1987-2008 dönemine ilişkin günlük kapanış değerlerinden oluşan veri seti ile ARCH modeller kullanarak volatilitite tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın sonucunda İMKB-100 Bileşik Endeksi için en iyi tahmin modelinin GARCH (1,1) olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca kriz dönemlerinde ilgili endekste volatilitite kümelenmesinin arttığı sonucuna ulaşılmıştır.

Başcı (2011), çalışmasında İMKB Mali ve Sınai endekslerine ilişkin volatilitite 2002-2010 dönemine ilişkin endeks kapanış fiyatları kullanılarak araştırılmıştır. Çalışmada volatilitite tahminlemesi için GARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda en düşük ve en yüksek fiyat olgusu üzerine elde edilen serinin oynaklığını tahmin etmede en iyi tahmin modeli olarak TGARCH (1,1) tespit edilmiştir.

Walid vd. (2011), çalışmasında 1994-2009 döneminde gelişmekte olan dört ülke için hisse senedi fiyatlarındaki değişkenlik ve döviz kuru değişimleri arasındaki dinamik bağlantıyı araştırmak için bir Markov-Switching EGARCH modeli kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda, pay senedi ve döviz piyasaları arasındaki ilişkinin rejime bağlı olduğuna ve hisse senedi fiyatlarındaki oynaklığın döviz piyasasındaki olaylara asimetrik olarak yanıt verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Gabriel (2012), 2001-2012 döneminde Bükreş Borsası üzerinde volatilitite tahmini için GARCH tipi modellerin tahmin sonuçlarını karşılaştırmıştır. Çalışmanın sonucunda Bükreş Borsa'nda işlem gören firmaların getirilerine etki eden volatilitite için en iyi tahmin yöntemi olarak TGARCH modeli tespit edilmiştir.

Banumathy ve Azhagaiah (2015), çalışmalarında Hindistan borsasının 2003-2012 dönemi için pay senedi günlük kapanış fiyatlarından oluşan zaman serisi verilerine dayanarak volatilitite modellerini deneysel olarak araştırmışlardır. Analizde simetrik ve asimetrik modeller kullanmışlardır. AIC ve SIC doğrultusunda asimetrik şoklar için GARCH (1,1) ve TGARCH (1,1) modelleri en uygun model olarak belirlenmiştir. Çalışmanın sonucunda GARCH (1,1) modeline göre endeks üzerinde pozitif risk olduğu sonucuna ulaşıırken, TGARCH (1,1) modeli sonucuna göre ise kaldıraç etkisi tespit edilmiştir.

Şahin vd. (2015), çalışmalarında Kurumsal Yönetim Endeksi'nin volatilitesi ile BIST 100 endeksinin volatilitesini araştırmışlardır. 31.08.2007 – 31.12.2013 tarihleri arasında BİST Kurumsal Yönetim ve BİST 100 Endekslerine ait 1592 adet günlük veri kullanılarak ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri ile volatilitite tahminlemesi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda her iki piyasada da volatilitite kümelenmeleri gözlemlenmiştir. Kurumsal Yönetim Endeksi volatilitesi BIST100 endeksine göre daha düşük seviyede gerçekleştiği tespit edilmiştir.

Oberholzera ve Ventera (2015), çalışmalarında Johannesburg Menkul Kıymetler Borsası'nda 5 endeksin günlük oynaklığındaki değişiklikleri analiz etmek için GARCH (1,1), GJR-GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modelleri kullanılmıştır. 2007-2009 dönemi küresel finansal krizin volatilititeye etkisini araştırmak için ayrı olarak analize dahil edilmiştir. Çalışmalarının sonucunda 2002 yılı sonuna kadar volatilitite tahmininde en uygun modelin GJR-GARCH olduğu, finansal kriz döneminde ise en uygun modellerin GJR-GARCH ve EGARCH olduğu tespit edilmiştir.

Yıldız (2016), çalışmasında BIST Hizmet, BIST Mali ve BIST Sınai endekslerine ilişkin getiri serilerinin volatilitate tahminlemede en uygun modelin hangisi olduğunu araştırmıştır. Çalışmada 05 Ocak 2000-09 Aralık 2015 dönemine ilişkin günlük veriler kullanılmış olup üç endeks içinde volatilitelerin hem ARCH hem de GARCH etkisi gösterdiği tespit edilmiştir. Mali ve Sınai endekslerine ilişkin volatilitate tahmininde en uygun model TGARCH (1,1), hizmet endeksinde ise CGARCH (1,1) olduğu ortaya çıkarılmıştır. Ayrıca tüm endekslerde kaldıraç etkisinin var olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Kula ve Baykut (2017), çalışmalarında 02/01/1997-31/12/2016 dönemi için toplam 4959 günlük veri ile BIST Banka Endeksi'nin volatilitate tahminini MSGARCH yöntemi ile araştırmışlardır. BIST Banka Endeksi'nin volatilitate yapısının MSGARCH (1,1) modeli ile tahminlendiği çalışmanın sonucunda BIST XBANK serisinde düşük riskli rejim ısrarcılığının hakim olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Kuzu (2018), çalışmasında 2011-2107 dönemine ilişkin günlük kapanış verileri kullanılarak BIST100 endeksi getiri volatilitatesini ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri ile araştırmıştır. Çalışmanın sonucunda BIST100 endeksi volatilitate yapısını en iyi tahmin eden modelin TGARCH modeli olduğu tespit edilmiştir.

Baykut ve Kula (2018), çalışmalarında BIST50 endeksinin 2007-2016 dönemine ilişkin günlük kapanış değerleri üzerinden oynaklık yapısını araştırmışlardır. Çalışmalarında simetrik ve asimetric modeller kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda BIST50 endeksinin oynaklık yapısını en iyi tahmin eden modelin GARCH (2,1) olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca çalışmada BIST50 endeksinin volatilitate ısrarcılığı 16.14 gün, günlük volatilitesi ise %1.76 olarak hesaplanmıştır.

## 2. VERİ SETİ VE METODOLOJİ

Bu çalışmada BIST Mali ve BIST Sınai endekslerine ilişkin volatilitate tahminlemesi, simetrik ve asimetric koşullu varyans modelleri ile araştırılmıştır. Endekslere ilişkin 07.01.2007-03.02.2019 dönemine ait haftalık verilerin kullanıldığı çalışmada, endekslere ait ikincil veriler investing.com veri tabanından elde edilmiştir. Endekslere ilişkin kapanış değerleri kullanılarak sürekli getiriler aşağıdaki formül ile hesaplanmıştır.

$$R_t = Ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (1)$$

Serilere ilişkin volatilitate tahminlenmesinde;

İlk olarak serilerin durağanlığı yani birim kök içerip içermediği araştırılmaktadır. Zaman serilerinin birim kök içerip içermediğini anlamak için öncelikle serilere ilişkin grafiklere bakılmaktadır. Grafikler artan ya da azalan trendler konusunda fikir vermekte ancak yeterli olmamaktadır. Bu nedenle birim kök testleri ile durağanlık sınaması yapılmaktadır. Bir stokastik sürecin birinci ve ikinci momentlerinin zaman içerisinde değişmemesi durağanlık olarak tanımlanabilmektedir. Birim kök içermeyen dolayısıyla durağan olan seriler her gecikme dönemi için sabit bir ortalamaya, varyansa ve kovaryansa sahip serilerdir (Gujurati, 2003). Seriler durağan ise şoklar geçici olmakta aksi takdirde sürekli bileşene sahip olmaktadır. Çalışmada durağanlık “Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF)” ve “Philips Peron (PP)” birim kök testleri ile incelenmiştir.

Ardından volatilitate için en uygun başlangıç modeli Schwarz bilgi kriteri esas alınarak uygun gecikme uzunluğuna göre tespit edilmekte olup zaman serilerinde bir tahmin yöntemi olan Box-Jenkins tekniği kesikli, doğrusal ve stokastik süreçlerdir. ARMA süreci serinin durağan olduğu varsayımına dayanmaktadır.

AR süreci;

$$Y_t - \delta = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2(Y_{t-2} - \delta) + \dots + \alpha_p(Y_{t-p} - \delta) + \mu_T \quad (2)$$

Formülde Y'nin ortalaması  $\delta$ 'dir. Bağımsız, normal dağılıma ve sabit varyansa sahip olan beyaz gürültü hata terimi ise  $\mu_T$ 'dir. Bu durumda  $Y_t$ 'nin AR (1) sürecine uyduğu söylenebilir. t dönemindeki Y değeri, bir önceki dönemlerde aldığı değere dolayısıyla rassal bir değere bağlıdır.

$$Y_t - \delta = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2(Y_{t-2} - \delta) + \dots + \alpha_p(Y_{t-p} - \delta) + \mu_T \quad (3)$$

Bu durumda,  $Y_t$ ,  $p$ 'inci dereceden ardışık bağımlı süreç veya  $AR(p)$  sürecine uymaktadır.

MA süreci;

$$Y_t = \mu_T + \beta_0 \mu_T + \beta_1 \mu_{T-1} \quad (4)$$

Formülde,  $AR$  sürecinde olduğu gibi  $\mu_T$  beyaz gürültü hata terimidir. Denklemden bir sabit terim ile şimdiki ve önceki hata terimlerinin hareketli ortalamasının toplamı  $t$  dönemindeki  $Y$ 'dir. Bu durum  $Y$ 'nin birinci dereceden hareketli ortalama sürecine ya da  $MA(1)$  sürecine uymaktadır.

$$Y_t = \mu_T + \beta_0 \mu_T + \beta_1 \mu_{T-1} + \dots + \beta_q \mu_{T-q} \quad (5)$$

$Y$  zaman serisi  $ARMA(p, q)$  sürecine uyduğunda ise aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$X_t = e_t + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \Omega_i e_{t-i} \quad (6)$$

Bu aşamada tahmin edilen modele  $AR$  ve  $MA$ 'nın gecikmeli değerleri sırayla eklenerek  $p$  ve  $q$ 'nun en düşük değeri verdiği kombinasyona ulaşılmaya çalışılmaktadır. Son olarak serilerin normal dağılım gösterip göstermediği belirlenmekte ve hata terimine ilişkin otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarının olup olmadığı ve serinin doğrusal olmayan unsurlar içerip içermediği incelenmektedir.

Çalışmada en uygun modelin seçilmesi için  $ARCH$ ,  $GARCH$ ,  $TARCH$ ,  $EGARCH$ ,  $PGARCH$  gibi birçok model çeşitli derecelerde denenmiştir. Denenen modellere ilişkin sonuçlar anlamlılık ve parametre kısıt koşulları göz önünde bulundurularak gerekli koşulları sağlayanlar tablolandırılmıştır. Gerekli kısıtları taşıyan modeller  $GARCH$  ve  $APGARCH$  modelleri olmuştur. Bu nedenle bu bölümde çalışmada kullanılan bu modeller açıklanmaktadır.

Volatilitenin bir ölçüsü olan varyansın finansal zaman serilerinde zamana bağlı olarak değişkenlik gösterdiği gözlenmiş ve sabit varyans üzerine kurulu modeller ihtiyaçlara cevap vermemeye başlamıştır. Bu doğrultuda Engle (1982) tarafından zaman içerisinde değişen varyansın tahmin edilebilmesi için otoregresif koşullu değişen varyans modeli ( $ARCH$ ) geliştirilmiştir. Modelde koşulsuz varyans sabit kabul edilmektedir.

Modelde hataların koşullu varyansı, hatanın gecikmeli değerlerinin karesi ile modellenmektedir. Standart bir  $ARCH(q)$  modeli aşağıdaki denklemdeki gibidir.

$$r_t = \theta_0 + \sum_{i=1}^m \theta_i r_{t-i} + \mu_t \quad (7)$$

$$\mu_t = h_t^{1/2} + e_t \quad (8)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \mu_{t-i}^2 \quad (9)$$

Modelde finansal piyasalarda meydana gelen şok hata teriminin karesi ile volatilité ise koşullu değişen varyansla ifade edilmektedir. Böylece şokların volatilité üzerindeki etkisi öngörülebilmektedir.  $ARCH$  modelinde koşulsuz varyansın sabit kabul edilmesi ve uzun gecikmeler kullanılması nedeniyle modelde birtakım kısıtlamalar bulunmaktadır. Bu kısıtlardan birisi de hata terimlerinin parametrelerinin pozitif olmasıdır. Bu kısıtların giderilmesi amacıyla Bollerslev (1986) Engle'nin  $ARCH$  modelini geliştirerek  $GARCH$  modelini oluşturmuştur.

Standart bir  $GARCH(p, q)$  modeli aşağıdaki denklemlerdeki gibidir.

$$r_t = \theta_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i r_{t-i} + \mu_t \quad (10)$$

$$\mu_t = h_t^{1/2} + e_t \quad (11)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \mu_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \gamma_j h_{t-j} \quad (12)$$

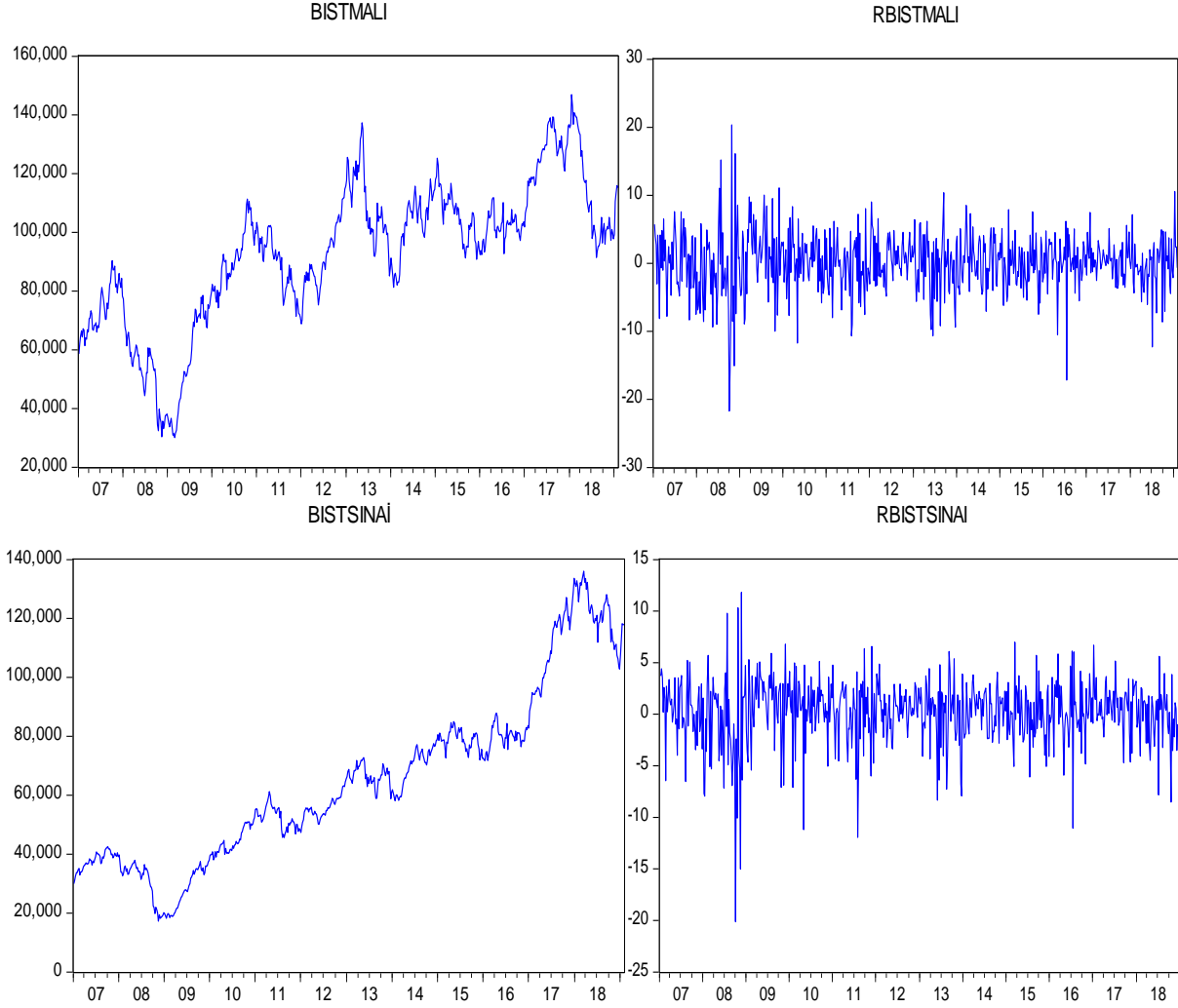
Denklemlerde görüldüğü üzere  $GARCH$  modelinin  $ARCH$  modeline getirdiği yenilik koşullu varyans denkleminde koşullu varyansın gecikmelerinin de yer almasıdır.  $APGARCH$  modeli Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından geliştirilmiştir. Modelde geleneksel  $ARCH$  ve  $GARCH$  modelinde yer alan hata terimlerinin karesini veya mutlak değerini almak yerine, verilerin dönüşümünün verilerin kaçınıcı kuvveti olduğu test edilmektedir.  $APGARCH(p, q)$  modeli aşağıdaki denklem ile ifade edilmektedir.

$$\sigma_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^d \quad (13)$$

Çalışmada simetrik ve asimetrik volatilité modelleri sınanmış ve elde edilen sonuçlar doğrultusunda model kıyaslaması yapılarak en uygun volatilité modeli tespit edilmiştir.

### 3. ANALİZ VE BULGULAR

BIST Mali ve BIST Sınai endekslerine ilişkin 07.01.2007-03.02.2019 döneminde volatilité tahminini yapabilmek için ilk olarak serilerin durağanlıkları analiz edilmiştir. Bu doğrultuda endekslere ait zaman serisinin fiyat ve getiri grafikleri Şekil 1’de gösterilmektedir.



Şekil 1. Endekslere ilişkin fiyat ve getiri grafikleri

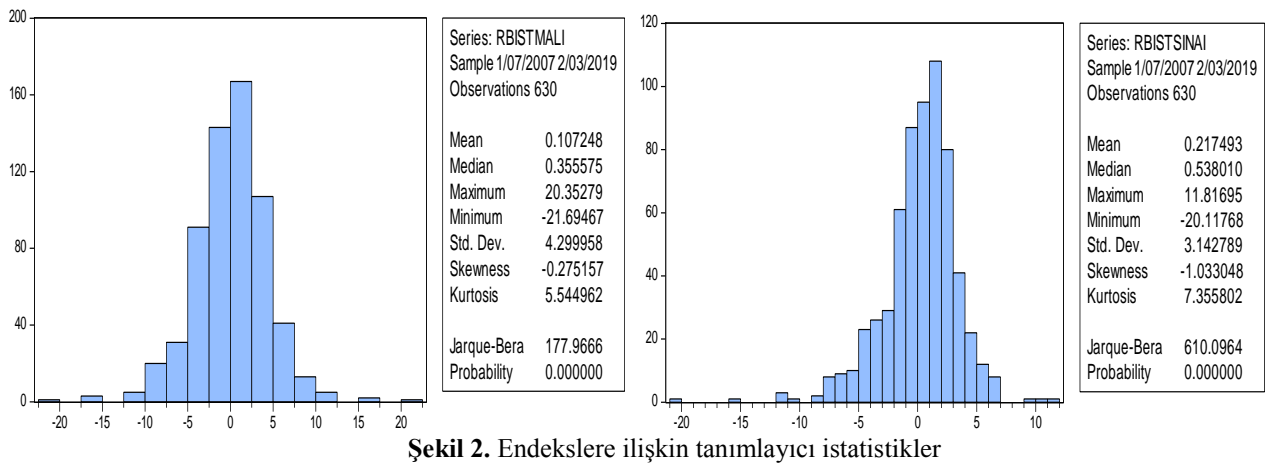
Şekil 1 incelendiğinde, endekslere ilişkin fiyat serilerinin yükselen bir trend içerisinde olduğunu, ortalamının sabit olmadığını ve durağan bir yapıda olmadıklarını söylemek mümkündür. Ayrıca seriler yukarı doğru tırmanmakta ve dalgalanma özelliği göstermektedir. Bu durum varyanslarının sabit olmadığını göstermektedir. Endekslere ilişkin getiri grafikleri incelendiğinde sabit bir ortalama değer etrafında dalgalanma özelliği göstermekte olduğu ve serilerde durağanlığın sağlandığı söylenebilmektedir. Bu doğrultuda her iki endekste de 2008 ve 2016 yıllarında volatilité kümelenmesinin gerçekleştiği söylenebilmektedir. Yani getirilerdeki yüksek değişimleri, yüksek değişimlerin, düşük değişimleri, düşük değişimlerin izlediği gözlemlenmektedir. Bu kümelenmelerin sebebi olarak 2008 yılı küresel finansal kriz ve ülke içerisinde yaşanan olaylar olarak gösterilebilir. Grafikler artan ya da azalan trendler konusunda fikir vermekte ancak yeterli olmamaktadır. Bu sonuçlar birim kök testleri ile desteklenmelidir. Bu doğrultuda BIST Mali ve Sınai endekslerine ilişkin birim kök test sonuçları Tablo 1’de sunulmaktadır.

Tablo 1. Birim kök test sonuçları

BİSTMALI							
	Test	Fark	Yüzde	Kritik Değer	t-istatistiği	Olasılık Değeri	Karar
Sabit	ADF	Düzye	% 1	-3.434255	-25.55223	0.0000	I(0)
			% 5	-2.863152			
			% 10	-2.567676			
	PP	Düzye	% 1	-3.434224	-25.54743	0.0000	I(0)
			% 5	-2.863138			
			% 10	-2.567669			
Trend ve Sabit	ADF	Düzye	% 1	-3.963822	-25.53299	0.0000	I(0)
			% 5	-3.412636			
			% 10	-3.128284			
	PP	Düzye	% 1	-3.963779	-25.52867	0.0000	I(0)
			% 5	-3.412615			
			% 10	-3.128271			
BİSTSINAI							
	Test	Fark	Yüzde	Kritik Değer	t-istatistiği	Olasılık Değeri	Karar
Sabit	ADF	Düzye	% 1	-3.434255	-16.30377	0.0000	I(0)
			% 5	-2.863152			
			% 10	-2.567676			
	PP	Düzye	% 1	-3.434224	-26.45233	0.0000	I(0)
			% 5	-2.863138			
			% 10	-2.567669			
Trend ve Sabit	ADF	Düzye	% 1	-3.963822	-16.29271	0.0000	I(0)
			% 5	-3.412636			
			% 10	-3.128284			
	PP	Düzye	% 1	-3.963779	-26.43445	0.0000	I(0)
			% 5	-3.412615			
			% 10	-3.128271			

$H_0$ =Birim Kök Vardır.  $H_1$ =Birim Kök Yoktur.

ADF ve PP birim kök testi sonuçlarına göre BIST Mali ve Sınai endeksleri için hesaplanan olasılık değerlerinin kritik değer olan 0.05'ten küçük olduğu tespit edilmiş ve yokluk hipotezi reddedilmiştir. Bu doğrultuda her iki serisinde durağan olduğu I(0) birim kök testleri ile desteklenmiştir. Serilerin durağan olduğu varsayımına dayanan ARMA modeli için durağanlık koşulu sağlanmıştır. Tanımlayıcı istatistik ve normal dağılıma ilişkin sonuçlar, Şekil 2'de sunulmaktadır.



Şekil 2. Endekslerle ilişkin tanımlayıcı istatistikler

Tanımlayıcı istatistik sonuçlarına bakıldığında, BIST Mali endeksine ilişkin getiri ortalaması 0,107246, BIST Sınai endeksinde ise 0,217493 olarak hesaplanmıştır. BIST Mali endeksinde maksimum getiri 20.35279, minimum getiri -21.69467 olarak gözlemlenirken; BIST Sınai endeksinde maksimum getiri 11.81695, minimum getiri -20.11768 olarak gözlemlenmiştir. Finansal serilerde çarpıklık katsayısı genel olarak negatif olmasından dolayı her iki endekste de negatif olarak gözlemlenmektedir. Jarque-Bera olasılık değeri ise her iki endekste de kritik değer olan 0.05'in altında gerçekleşmiştir. Bu nedenle serilerin normal



dağılım gösterdiğini varsayan yokluk hipotezi her iki endeks için de reddedilmiştir. Her iki endeksin de getiri serilerinin normal dağılıma uymadığı tespit edilmiştir. Serilere ilişkin ARMA modeli Schwarz Bayesyan Bilgi Kriteri (SBIC) temel alınarak belirlenmiştir. Bu doğrultuda AR (p) ve MA (q) değerleri için 5. gecikmeye kadar olan kombinasyonlar hesaplanmıştır. Schwarz Bayesyan bilgi kriteri sonuçları Tablo 2’de yer almaktadır.

**Tablo 2. Schwarz Bilgi Kriterine göre ARMA(p/q) seçimi**

BİSTMALI						
p/q	0	1	2	3	4	5
0	<b>5.763730</b>	5.783877	5.789970	5.799387	5.808908	5.819117
1	5.783835	5.791400	5.799015	5.809225	5.819128	5.825512
2	5.789665	5.799065	5.809162	5.814471	5.822553	5.832575
3	5.799216	5.809272	5.819527	5.821128	5.832368	5.835915
4	5.809071	5.819281	5.822336	5.832326	5.827739	5.838217
5	5.819242	5.824620	5.832405	5.842697	5.838066	5.836908

BİSTSINAI						
p/q	0	1	2	3	4	5
0	<b>5.136741</b>	5.155228	5.153084	5.163074	5.172575	5.180156
1	5.154784	5.159461	5.161754	5.170608	5.182665	5.189043
2	5.153021	5.160746	5.170406	5.180444	5.190615	5.198381
3	5.162092	5.170438	5.180412	5.190638	5.200845	5.200882
4	5.171628	5.181491	5.190634	5.190097	5.194501	5.213278
5	5.181178	5.190408	5.200739	5.200332	5.209716	5.223297

Tablo 2’de yer alan SBIC değerleri incelendiğinde, BIST Mali endeksi için en küçük SBIC katsayısına sahip olan ARMA (0,0) modeli en uygun model olarak seçilmiştir. Modelin sahip olduğu 5,763730 katsayısı diğer modellerde sağlanan katsayılarından daha düşük olduğu belirlenmiştir. BIST Sınai endeksi için ise yine ARMA (0,0) modelinin 5,236741 katsayısı diğer modellerde bulunan katsayılarından daha küçük gerçekleştiği gözlemlenmektedir. Bu nedenle BIST Sınai endeksi için de en uygun model olarak ARMA (0,0) modeli belirlenmiştir. ARMA modeli belirlendikten sonra serilere ilişkin değişen varyans ve otokorelasyon varsayım sınamaları yapılmakta ve doğrusal olmayan unsurlar içerip içermediği incelenmektedir. Serilere ilişkin değişen varyans ARCH LM testi ile sınanmış olup analiz sonuçları Tablo 3’te gösterilmektedir.

**Tablo 3. ARCH LM değişen varyans test sonuçları**

BİSTMALI				
ARMA (0,0)	F İstatistiği	F İstatistiği Anlamlılık	Gözlenen R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Anlamlılık
Gec.1	35.65091	0.0000	33.84048	0.0000
Gec.5	20.20549	0.0000	87.69410	0.0000
Gec.10	11.80536	0.0000	100.6710	0.0000
Gec.20	7.241827	0.0000	120.3950	0.0000
Gec.30	4.906294	0.0000	123.3101	0.0000

BİSTSINAI				
ARMA (0,0)	F İstatistiği	F İstatistiği Anlamlılık	Gözlenen R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Anlamlılık
Gec.1	21.79943	0.0000	21.13417	0.0000
Gec.5	8.839140	0.0000	41.65032	0.0000
Gec.10	8.179376	0.0000	73.41139	0.0000
Gec.20	4.163255	0.0000	75.55309	0.0000
Gec.30	2.955989	0.0000	80.90230	0.0000

ARCH-LM test sonuçlarına göre 30. gecikme ve sonrası değerler için hesaplanan olasılık değerlerinin kritik değer olan 0.05’in altında olduğu gözlemlenmekte ve her iki endeks içinde seriye ait hata teriminin

sabit varyansa sahip olduğunu ifade eden yokluk hipotezi reddedilmektedir. Bu doğrultuda her iki endeks serilerinde değişen varyans sorunun bulunduğu tespit edilmiştir. Hata terimlerine ilişkin bir diğer sınama olan otokorelasyon varsayımına ilişkin sonuçlar Tablo 4’te sunulmaktadır.

**Tablo 4. Hata terimleri korelogramları**

<b>BISTMALI</b>					
<b>ARMA (0,0)</b>	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
AC	0.232	0.082	0.144	0.051	-0.009
PAC	0.232	0.008	0.098	-0.008	-0.059
Q-İstatistik	34.038	127.82	166.69	226.01	236.51
Olasılık	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>BISTSINAI</b>					
<b>ARMA (0,0)</b>	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
AC	0.183	0.070	0.132	0.038	-0.026
PAC	0.183	0.008	0.084	0.001	-0.063
Q-İstatistik	21.263	65.610	128.95	141.56	145.46
Olasılık	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Hata terimleri korelogramları incelendiği her iki endeks için de Q istatistiği olasılık değerlerinin 30. gecikme ve sonrası değerler için hesaplanan olasılık değerlerinin kritik değer olan 0.05’in altında olduğu gözlemlenmekte ve yokluk hipotezi reddedilmektedir. Dolayısıyla serilerde otokorelasyon sorununun bulunduğu tespit edilmiştir. Bir diğer varsayım seride doğrusal olmayan unsurların yer alıp almadığıdır. Serilerde doğrusal olmayan unsurların tespiti durumunda ARMA modeli kullanılamamaktadır. Dolayısıyla serilere ilişkin volatilite tahminlemesinin yapılabilmesi için ARCH/GARCH türev modellerinin kullanılması gerekmektedir. Her iki endeks serilerinde doğrusal unsurların olup olmadığı Brock, Dechert ve Schienkman (1987) BDS Doğrusallık testi ile test edilmiştir. Analiz sonuçları Tablo 5’te sunulmaktadır.

**Tablo 5. BDS doğrusallık test sonuçları**

	<b>Boyut</b>	<b>BDS İstatistik</b>	<b>Std. Hata</b>	<b>z-istatistik</b>	<b>Olasılık Değeri</b>
<b>BISTMALI</b>	2	0.009085	0.003188	2.849622	0.0044
	3	0.018058	0.005065	3.565230	0.0004
	4	0.023462	0.006029	3.891731	0.0001
	5	0.022592	0.006281	3.597083	0.0003
	6	0.024013	0.006054	3.966705	0.0001
<b>BISTSINAI</b>	2	0.016813	0.003410	4.930655	0.0000
	3	0.030852	0.005411	5.702191	0.0000
	4	0.034366	0.006433	5.342389	0.0000
	5	0.034267	0.006694	5.119026	0.0000
	6	0.032521	0.006446	5.045455	0.0000

Tablo 5’te BDS test sonuçları incelendiğinde, her iki endeks için de BDS testi olasılık değerlerinin 0.05 kritik değerinin altında olduğu gözlemlenmekte ve serilerin doğrusal unsurlar içermediğini ifade eden yokluk hipotezi reddedilmektedir. ARMA süreci serinin doğrusal olduğu varsayımına dayanmaktadır. Ancak serilerde doğrusal olmayan unsurlar tespit edilmiştir. Bu nedenle ARMA modelinin yerine ARCH/GARCH modellerine ihtiyaç duyulduğu ortaya çıkarılmıştır.

BIST Sınai ve Mali serilerine ilişkin, GARCH (p,q) simetrik modeli ve kaldıraç etkisini dikkate alan APGARCH (p,q) asimetrik modeli ile serilerin normal dağılmaması doğrultusunda Student-t dağılımı kullanılarak volatilite model tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Bollerslev (1987) zaman serileri genellikle şişman kuyruk özelliğine sahip olmaları doğrultusunda Student-t dağılımının GARCH modellerinde kullanılmasını önermiştir. Çalışmada p ve q değerleri, parametre kısıt koşulları ve anlamlılık doğrultusunda belirlenmiştir. Volatilite tahmin modelleri sonuçları Tablo 6’da sunulmaktadır.

**Tablo 6. ARMA(0,0) volatilité tahmin modelleri sonuçları**

Seri	Modeller	Katsayılar							
		$\alpha_0$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\gamma_1$
BISTMALI	GARCH (p=1, q=1)	0.499	0.060	-	-	0.911	-	-	-
$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$									
BISTMALI	APGARCH (p=1, q=1)	0.041	0.030	-	-	0.967	-	-	0.999
$\sigma_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i ( \varepsilon_{t-i}  + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^d$									
Seri	Modeller	Katsayılar							
		$\alpha_0$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\gamma_1$
BISTSINAI	GARCH (p=1, q=1)	0.583	0.085	-	-	0.854	-	-	-
$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$									
BISTSINAI	APGARCH (p=1, q=1)	0.282	0.068	-	-	0.845	-	-	0.952
$\sigma_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i ( \varepsilon_{t-i}  + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^d$									

BIST Sınai ve Mali endeksleri için simetrik model olan GARCH ve asimetrik model olan APGARCH modelleri ile volatilité tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. GARCH ve APGARCH modellerine ilişkin katsayılar hesaplanmış ve bu katsayıların kısıtları aşp aşmadıkları incelenmiş olup endekslere ait bulgular elde edilmiştir. Ayrıca Tablo 6'da yer alan modeller haricindeki ARCH, GARCH, TARCH, EGARCH, PGARCH gibi diğer modeller çeşitli derecelerde denenmiş ancak negatif katsayı taşıyama ya da olasılık değerlerinin anlamsız olmama kısıtlarından dolayı analize dâhil edilmemiştir. Tabloda gösterilen modeller kısıtları aşan ve olasılık değerleri anlamlı bulunan modellerdir. Her iki endeks içinde volatilité yapısının ortaya çıkarılmasında kullanılacak olan modellerde değişen varyans sorunun giderilip giderilemediğini tespit edebilmek için tekrar ARCH-LM testi yapılmıştır. Teste ilişkin analiz sonuçları Tablo 7'de sunulmaktadır.

**Tablo 7. ARCH LM değişen varyans test sonuçları**

Seri	GARCH (1,1)	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
BISTMALI ARMA(0,0)	F İstatistiği	0.385692	0.734157	0.883170	1.083361	0.837473
	F İstatistiği Olasılık	0.5348	0.5980	0.5487	0.3625	0.7160
	Gözlenen R <sup>2</sup>	0.386685	3.684518	8.862696	21.64354	25.37265
	R <sup>2</sup> Olasılık	0.5340	0.5957	0.5452	0.3602	0.7067
	APGARCH (1, 1)	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
	F İstatistiği	1.328141	0.884387	0.807850	1.200469	0.957765
	F İstatistiği Olasılık	0.2496	0.4911	0.6212	0.2472	0.5326
	Gözlenen R <sup>2</sup>	1.329561	4.433126	8.116747	23.89152	28.84194
R <sup>2</sup> Olasılık	0.2489	0.4889	0.6174	0.2472	0.5259	
Seri	GARCH (1,1)	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
BISTSINAI ARMA(0,0)	F İstatistiği	0.571098	0.274797	1.037879	0.678059	0.680149
	F İstatistiği Olasılık	0.4501	0.9269	0.4096	0.8496	0.9018
	Gözlenen R <sup>2</sup>	0.572398	1.384231	10.38920	13.72859	20.77128
	R <sup>2</sup> Olasılık	0.4493	0.9260	0.4070	0.8440	0.8949
	APGARCH (1, 1)	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
	F İstatistiği	0.467798	0.342739	0.952214	0.840261	0.937219
	F İstatistiği Olasılık	0.4943	0.8869	0.4844	0.6645	0.5644
	Gözlenen R <sup>2</sup>	0.468940	1.725531	9.544888	16.92158	28.25233
R <sup>2</sup> Olasılık	0.4935	0.8857	0.4813	0.6581	0.5571	

Tablo 7’de her iki endeks için de Q istatistik olasılık değerleri incelendiğinde her iki endeks için de tüm gecikme değerlerinde, serilere ait hata teriminin varyansının sabit olduğunu ifade eden yokluk hipotezi kabul edilmektedir. Dolayısıyla her iki endeks için GARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinde değişen varyans sorununun giderildiği tespit edilmiştir. Hata terimlerine ilişkin bir diğer sınama olan otokorelasyon varsayımına ilişkin sonuçlar Tablo 8’de sunulmaktadır.

**Tablo 8. Hata terimleri korelogramları**

SERİ	GARCH (1,1)	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
<b>BISTMALI</b>	AC	0.025	-0.012	0.075	0.013	-0.034
	PAC	0.025	-0.008	0.072	0.017	-0.038
	Q-İstatistik	0.3889	3.5157	8.8827	21.876	24.724
	Olasılık	0.553	0.621	0.543	0.347	0.738
	<b>APGARCH (1,1)</b>	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
<b>ARMA(0,0)</b>	AC	0.046	-0.008	0.067	0.003	-0.042
	PAC	0.046	-0.003	0.065	0.004	-0.040
	Q-İstatistik	1.3372	4.1297	7.8696	23.032	27.461
	Olasılık	0.248	0.531	0.642	0.287	0.599
	<b>GARCH (1,1)</b>	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
<b>BISTSINAI</b>	AC	0.030	-0.018	0.106	0.020	-0.033
	PAC	0.030	-0.016	0.105	0.007	-0.038
	Q-İstatistik	0.5758	1.4733	10.699	13.661	21.995
	Olasılık	0.448	0.916	0.381	0.847	0.854
	<b>APGARCH (1,1)</b>	Gec.1	Gec.5	Gec.10	Gec.20	Gec.30
<b>ARMA(0,0)</b>	AC	0.027	-0.019	0.090	0.012	-0.026
	PAC	0.027	-0.017	0.086	0.006	-0.025
	Q-İstatistik	0.4717	1.8514	10.123	16.429	31.959
	Olasılık	0.492	0.869	0.430	0.690	0.369

Tablo 8 incelendiğinde her iki endeks için de GARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinde Q istatistik ve anlamlılık düzeyleri değerlendirildiğinde otokorelasyon sorunun çözüldüğü görülmektedir. Bu doğrultuda otokorelasyon test sonuçları değişen varyans test sonuçlarını destekler nitelikte gerçekleşmiştir. Her iki endeks için de hata terimine ilişkin gerçekleştirilen değişen varyans ve otokorelasyon test sonuçları kapsamında endekslerin volatilite tahminlemesinde kullanılmak üzere tespit edilen GARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinden en uygun olanı seçmek için model karşılaştırılması yapılmıştır. Theil Eşitsizlik Katsayısı (TIC), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) katsayıları model karşılaştırması için hesaplanmıştır. Araştırmada, endekslerde RMSE katsayısı değerleri esas alınmıştır. Yapılan analize ilişkin sonuçlar Tablo 9’da sunulmaktadır.

**Tablo 9. Volatilite modeli karşılaştırmaları**

Seri	Modeller	TIC	RMSE	MAE
<b>BISTMALI</b>	GARCH (1, 1)	0.965617	<b>4.296776</b>	3.185785
	APGARCH (1, 1)	0.995995	4.297494	3.192817
<b>BISTsınai</b>	GARCH (1, 1)	0.907960	3.141728	2.274770
	APGARCH (1, 1)	0.925382	<b>3.140422</b>	2.280047

RMSE katsayıları incelendiğinde, en düşük RMSE değeri BIST Mali endeksi için GARCH (1,1) modelinde 4.2967762 olarak hesaplanmış ve volatilite tahminlemesinde en uygun modelin GARCH (1,1) olduğu ortaya çıkarılmıştır. BIST Sınai endeksi için ise en düşük RMSE değeri 3.140422 olarak hesaplanmış olup volatilite tahminlemesinde en uygun modelin APGARCH (1,1) olduğu tespit edilmiştir. Her iki endekse ilişkin volatilite tahminleme sonuçları Tablo 10’da sunulmaktadır.

Tablo 10. Volatilite tahmin sonuçları

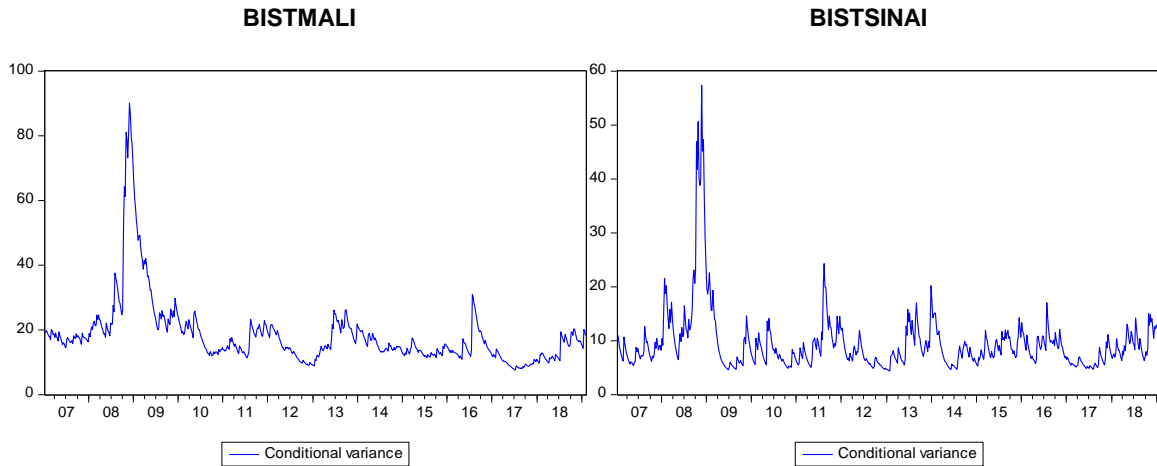
Seri	Modeller	Katsayılar							
		$\alpha_0$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\gamma_1$
BİSTMALİ	GARCH (p=1, q=1)	0.499 (0.031)	0.060 (0.000)	-	-	0.911 (0.000)	-	-	-
	Std. Sapma	0.231	0.017			0.026			
	Z-istatistik	2.153	3.448			34.114			
				Log- Likelihood	AIC	SIC			
			-1779.647	5.662	5.690				
			$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$						
BİSTSINAI	APGARCH (p=1, q=1)	0.282 (0.022)	0.068 (0.000)	-	-	0.845 (0.000)	-	-	0.952 (0.000)
	Std. Sapma	0.123	0.019			0.045			0.276
	Z-istatistik	2.277	3.472			18.626			3.441
				Log- Likelihood	AIC	SIC			
			-1572.095	5.009	5.052				
			$\sigma_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i ( \varepsilon_{t-i}  + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^d$						

GARCH (1,1) modeli BIST Mali endeksi için uygun model olarak belirlenmiştir. Model bir ARCH ve bir GARCH etkisi taşımaktadır. Modelinin geçerli olabilmesi için  $\alpha_i$  ve  $\beta_i$  katsayılarının anlamlı ve sıfırdan büyük olması dolayısıyla negatif olmaması, ARCH ve GARCH katsayıları toplamının da birden küçük olması gerekmektedir. GARCH (1,1) modeli bu koşulları sağlamaktadır ve geçerlidir. Modele ilişkin katsayılar incelendiğinde geçmiş dönem şoklarını gösteren  $\alpha_1$  katsayısının 0.060 olduğu görülmektedir. Dolayısıyla BIST Mali endeksine etki eden şokların %6'sının geçmiş dönem şoklardan kaynaklandığı söylenebilir. Mevcut dönemden bir önceki dönemin şoklarının volatilite üzerindeki etkisini gösteren  $\beta_1$  katsayısı incelendiğinde 0.911 olarak gerçekleştiği görülmektedir. Bu doğrultuda BIST Mali endeksine etki eden şokların %91'inin bir önceki dönem şoklarından kaynaklandığı söylenebilir.

BIST Sınai endeksi için ise uygun model olarak APGARCH (1,1) modeli belirlenmiştir. APGARCH modelinin geçerli olabilmesi için  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$  ve  $\gamma_1$  katsayılarının anlamlı ve sıfırdan büyük olması ve  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$  katsayılarının toplamının birden küçük olması gerekmektedir. APGARCH (1,1) modeli bu koşulları sağlamaktadır. Modele ilişkin katsayılar incelendiğinde geçmiş dönem şoklarını gösteren  $\alpha_1$  katsayısının 0.068 olduğu görülmektedir.

Dolayısıyla BIST Sınai endeksine etki eden şokların yaklaşık %7'sinin geçmiş dönem şoklardan kaynaklandığı söylenebilir. Mevcut dönemden bir önceki dönemin şoklarının volatilite üzerindeki etkisini gösteren  $\beta_1$  katsayısı incelendiğinde 0.845 olarak gerçekleştiği görülmektedir. Bu doğrultuda BIST Sınai endeksine etki eden şokların yaklaşık %85'inin bir önceki dönem şoklarından kaynaklandığı söylenebilir. Bu sonuçlar BIST Mali endeksine ilişkin sonuçlar ile benzerlik göstermektedir. BIST Sınai endeksine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde kaldıraç parametresi  $\gamma_1$ , pozitif ve anlamlı bulunmuştur. Bu durum BIST Sınai endeksinde negatif getiriler için kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. Dolayısıyla BIST Sınai endeksinde meydana gelecek negatif şoklar, endeks üzerinde aynı büyüklükteki pozitif şoklardan daha fazla etki yaratmaktadır. Bu doğrultuda BIST Sınai endeksinde kaldıraç etkisinin geçerli olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla pozitif haberlere kıyasla negatif haberlerin BIST Sınai endeksi getirisini ve volatilitesini daha fazla etkilediği söylenebilmektedir. BIST Mali endeksi için tahmin edilen GARCH (1,1) modeli, BIST Sınai

endeksi için tahmin edilen APGARCH (1,1) modeli sonrası endekslerin getirilerine ilişkin elde edilen koşullu varyans grafikleri Şekil 3'te yer almaktadır.



Şekil 3. Endekslere ilişkin getiri serilerinin koşullu varyansı

Her iki endekse ilişkin koşullu varyans grafikleri incelendiğinde ilgili dönemde, varyans her iki endekste de en yüksek değerini 2008 yılında elde etmiştir. Ayrıca her iki endekste de 2013 ve 2016 yıllarında da varyansın yükseldiği görülmektedir. Bu doğrultuda 2008 küresel finansal krizinin ve 2013, 2016 yıllarında ülkede yaşanan olayların her iki endeksi de etkilediği söylenebilir.

## SONUÇ

Volatilite kavramı, zaman serilerinin risk boyutunu ölçen bir değerlendirme olup, bir serinin belirli bir ortalama değerinden sapma ritmine ilişkin genişliğinin ölçüsüdür. Yüksek düzeyde volatilite, yatırımcılar açısından risk unsuru olarak kabul edilmekte olup yatırımcıların yatırım tercihlerini etkileyebilmektedir. Bu nedenle bu şokların piyasalara etkisi ve piyasalarda kalma süresi önem arz etmektedir. Bu doğrultuda çalışmada BIST Mali ve Sınai Endekslerinin 07.01.2007-03.02.2019 dönemine ilişkin haftalık logaritmik getirileri ele alınarak volatilite tahminlemesini yapmak amaçlanmıştır. Çalışmada simetrik ve asimetric koşullu değişen varyans modelleri kullanılmıştır. Bu kapsamda ilk olarak serilere ilişkin en uygun ARMA modeli belirlenerek simetrik model olan GARCH ve asimetric model olan APGARCH ile endekslerin volatilite yapısı araştırılmıştır. Volatilite modellenmesi için incelenen serinin durağan yapıda olması ve değişen varyans ve otokorelasyon sorunlarının giderilebilmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda GARCH ve APGARCH modellerinin her iki endekste de serilerde otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarını giderdiği tespit edilmiş ve volatilite tahminlemesi yapılmıştır.

Yapılan analizler sonucunda GARCH (1,1) modeli BIST Mali endeksi için uygun model olarak belirlenmiştir. Modele ilişkin katsayılar incelendiğinde geçmiş dönem şoklarını gösteren  $\alpha_1$  katsayısının 0.060 olduğu, mevcut dönemden bir önceki dönemin şoklarının volatilite üzerindeki etkisini gösteren  $\beta_1$  katsayısı incelendiğinde 0.911 olarak gerçekleştiği görülmektedir. Dolayısıyla BIST Mali endeksine etki eden şokların %6'sının geçmiş dönem şoklardan kaynaklandığı, %91'inin bir önceki dönem şoklarından kaynaklandığı söylenebilir. BIST Sınai endeksi için ise uygun model olarak APGARCH (1,1) modeli belirlenmiştir. Modele ilişkin katsayılar incelendiğinde geçmiş dönem şoklarını gösteren  $\alpha_1$  katsayısının 0.068 olduğu, Mevcut dönemden bir önceki dönemin şoklarının volatilite üzerindeki etkisini gösteren  $\beta_1$  katsayısı incelendiğinde 0.845 olarak gerçekleştiği görülmektedir. Dolayısıyla BIST Sınai endeksine etki eden şokların yaklaşık %7'sinin geçmiş dönem şoklardan, yaklaşık %85'inin bir önceki dönem şoklarından kaynaklandığı söylenebilir. Bu sonuçlar BIST Mali endeksine ilişkin sonuçlar ile benzerlik göstermektedir. Ayrıca BIST Sınai endeksine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde kaldıraç parametresi  $\gamma_1$ , pozitif ve anlamlı bulunmuştur. Bu durum BIST Sınai endeksinde negatif getiriler için kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. Dolayısıyla BIST Sınai endeksinde meydana gelecek negatif şoklar, endeks üzerinde aynı büyüklükteki pozitif şoklardan daha fazla etki yaratmaktadır. Çalışmada elde edilen BIST Sınai endeksinde

kaldıraç etkisinin mevcut olduğu bulgusu, Başcı (2011) ve Yıldız (2016) tarafından yapılan çalışmalarda ulaşılan bulgular ile benzerlik göstermektedir.

Çalışmanın sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde BIST Sınai sektöründe piyasaya gelen olumsuz haberlerin endeksi olumlu haberlerden daha çok etkilediği ve volatilité yapısında artışlar gözlemlenmektedir. BIST Mali sektörünün volatilité yapısında ise kaldıraç etkisi tespit edilememiştir. Bu doğrultuda BIST Sınai endeksinde piyasaya gelen olumsuz haberler riski artırmaktadır. Sonuçlar etkin piyasa hipotezi açısından yorumlandığında piyasaya gelen haberlerin fiyatlara tam yansımamış olduğu ve BIST Sınai endeksi için ise olumsuz haberlerin fiyatlar üzerindeki etkisinin daha büyük olduğu gözlemlenmektedir. Çalışma sonuçları volatilitéyi yorumlayabilen alım satım kararlarında kullanabilen yatırımcılar açısından önem arz etmektedir. Bu doğrultuda yatırımcılar riskleri olumsuzluk olarak algılayarak davranışsal hareket etmek yerine riski, yüksek getiri fırsatına çevirebilirler. Böylece riske katlanmak isteyen yatırımcılar pay getirilerinin zaman içerisindeki değişimlerini dikkate alarak, doğru zamanda yatırım stratejisi oluşturabilmektedir. İleriki çalışmalarda, küresel krizler ve ülke içerisindeki olayların volatilité üzerindeki etkisinin anlamlı olup olmadığının tespiti açısından ICSS algoritması ile varyans kırılmasını dikkate alarak volatilité tahminlemesinin yapılması önerilebilir.

**KAYNAKLAR**

- ATAKAN, T. (2009), İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Değişkenliğin (Volatilitenin) ARCH-GARCH Yöntemleri İle Modellenmesi, İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Dergisi, 62, 48-61.
- BAHADUR, S. (2008), Volatility Analysis of Nepalese Stock Market, The Journal of Nepalese Business Studies, 5(1), 76.
- BANUMATHY K., AZHAGAI R. (2015), Modelling Stock Market Volatility: Evidence from India. Managing globaltransitions, 13(1),27-42.
- BAŞCI, E. S. (2011), IMKB Mali ve Sınai Endeksleri'nin 2002-2010 Dönemi için Günlük Oynaklığı'nın Karşılaştırmalı Analizi, Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, 1(21), 187-199.
- BAYKUT, E., KULA V. (2018), Borsa İstanbul Pay Endekslerinin Volatilite Yapısı: BİST-50 Örneği (2007-2016 Yılları), Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi,20(1), 279-303.
- BOLLERSLEV, T. (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, Journal of Econometrics, 37, 307-327.
- BOLLERSLEV, T. (1987), A Conditionally Heteroscedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return, Review of Economics and Statistics, 69, 542-547.
- DING, Z., – GRANGER, C. W. J., ENGLE, R. F. (1993), A Long Memory Property of Stock Market and A New Model, Journal of Empirical Finance, 1, 83-106.
- ENGLE, R.F. (1982), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation, Econometrica, 50(4), 987-1007.
- GABRIEL, A.S. (2012), Evaluating the Forecasting Performance of GARCH Models: Evidence from Romania, Procedia-Social and Behavioral Sciences, 62, 1006- 1010.
- KULA, V., BAYKUT, E. (2017), BIST Banka Endeksi'nin (XBANK) Volatilite Yapısının Markov Rejim Değişimi GARCH Modeli (MSGARCH) ile Analizi, Bankacılar Dergisi, 102, 89-110.
- KUZU, S. (2018), Borsa İstanbul Endeksi (BİST 100) Getiri Volatilitelerinin ARCH Ve GARCH Modeli İle Tahmin Edilmesi, Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi, Nisan Özel Sayı, 608-624.
- NELSON D. (1991), Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, Econometrica, 59(2), 347 – 370.
- OBERHOLZERA, N., VENTERA, P. (2015), Univariate GARCH Models Applied To The JSE/FTSE Stock Indices, Procedia Economics and Finance, 24, 491 – 500.
- PAN, H., ZHANG, Z. (2006), Forecasting Financial Volatility: Evidence from Chinese Stock Market, Working Papers in Economics and Finance, Durham Business School, 6/2, 1-31.
- ŞAHİN, Ö., ÖNCÜ, M.A., SAKARYA Ş. (2015), BİST 100 Ve Kurumsal Yönetim Endeksi Volatilitelerinin Karşılaştırmalı Analizi, C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 16(2), 107-126.
- WALID, C., MASOOD, O., FRY, J. (2011), Stock Market Volatility And Exchange Rates İn Emerging Countries: A Markov-State Switching Approach Author Links Open Overlay Panel, Emerging Market Review, 12(3), 272-292.
- YILDIZ, B. (2016), Oynaklık Tahmininde Simetrik ve Asimetrik GARCH Modellerinin Kullanılması: Seçilmiş BİST Alt Sektör Endeksleri Üzerine Bir Uygulama, Muhasebe ve Finansman Dergisi, 72, 83-106.
- YU, J. (2002), Forecasting Volatility in The New Zealand Stock Market, Applied Financial Economics, 12, 193-202.