

Borsa İstanbul Pay Endekslerinin Volatilite Yapısı: BİST-50 Örneği (2007-2016 Yılları)*

DOI NO: 10.5578/jss.66770
Geliş Tarihi: 07.08.2017
Kabul Tarihi: 05.06.2018

Ender BAYKUT**
Veysel KULA***

Özet

Günümüzde yatırım kararlarında rasyonel hareket eden yatırımcılar için finansal performans göstergeleri tek başına yeterli olmamaktadır. Özellikle 1990'lı yılların sonunda ve 2000'li yılların başında yaşanan muhasebe tabanlı şirket skandalları, yatırımcıları kar elde etme kadar yatırımlarını geri alma motivasyonu da hareket etmeye zorlamıştır. Yatırım araçlarının volatiliteyi ise yatırımın riskliliğine ilişkin gösterge olmasından dolayı son yıllarda yatırımcılar tarafından yaygınca kullanılmaya başlamıştır. Bu çalışmanın amacı, BİST-50 endeksinin 2007-2016 dönemi için günlük kapanış değerleri üzerinden volatilite yapısını tespit etmektir. BİST-50 endeksinin asimmetrik durumunun da ortaya çıkarılması amacıyla iki doğrusal (ARCH ve GARCH) modelin yanında üç asimmetrik (PARCH, EGARCH ve TGARCH) model de analiz kapsamında test edilmiştir. Analiz bulgularına göre endeksin volatilite yapısını GARCH(2,1) modeli açıklamaktadır. BİST-50 endeksinin volatilite ısrarcılığı 16.14 gün, günlük volatilitesi ise %1.76 olarak hesaplanmıştır.

Anahtar Kelimeler: GARCH Modelleri, BİST-50 Endeksi, Volatilite İsrarcılığı, Günlük Volatilite, BİST-50 Endeksi.

Jel Kodları: G21, C22, C01, C51

Volatility Structure of BIST Stock Indices: Case of BIST-50 Index (2007-2016)

Abstract

Financial performance indicators are not sufficient enough for investors who rationalize their investment decisions at present. Accounting-based corporation scandals have forced investors to move with the aim of get back their investment as well as making profit especially as of 1990s and early of 2000s. The volatility of investment tools has been widely used as an indicator of risky level of investment in recent years by investors. This study aims to determine volatility structure of BIST-50 over the period of 2007-2016 by using daily closing values. In order to check asymmetrical condition of BIST-50 index three asymmetrical models (PGARCH, EGARCH and TGARCH) were tested as well as two linear (ARCH and GARCH)

* Bu çalışma, "Kurumsal Yönetim Endeksi ile Diğer Pay Endekslerinin Getiri Oynaklığının Karşılaştırılması: BİST Örneği" isimli doktora tezinden üretilmiştir.

** Dr. Öğr. Üyesi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, ebaykut@aku.edu.tr

*** Prof. Dr., Afyon Kocatepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, kula@aku.edu.tr

models. According to the research findings, GARCH(2,1) is the model for BIST-50 index. The analyses of the volatility persistency reveal that BIST-50 index has %1.76 daily volatility and 16.14 day-volatility persistency (half-life volatility).

Keywords: GARCH Models, BIST-50 Index, Volatility Persistency, Daily Volatility, BIST-50 Index.

Jel Classification System: G21, C22, C01, C51

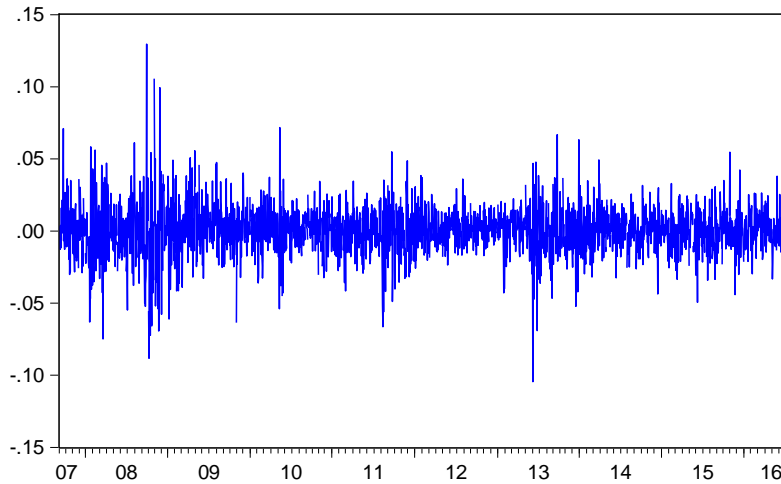
Giriş

Volatilite (oyunluk), zaman serilerinin risk boyutunu kapsamlı şekilde ortaya çıkaran bir değerlemedir. Gujarati'ye (2011:240) göre, volatilite bir serinin belirli bir ortalama değerinden sapma ritmine ilişkin genişliğinin ölçüsüdür. Volatilite kümelenmesi olarak bilinen finansal zaman serisinde oluşan büyük değişimlerin büyük değişimleri, küçük değişimlerin ise küçük değişimleri izlemesi volatilitenin belirgin göstergelerindedir. Serilerin riskini ortaya koyması ile volatilite yapısı bilgisi yatırımcıların kararlarında bir girdi olarak işlev görebilmektedir.

Borsa İstanbul bünyesinde işlem gören endeksler arasında yüksek işlem hacmine sahip endekslerden birisi de BİST-50 endeksidir. Bu çalışmada BİST-50 endeksinin volatilite yapısı belirlenmeye çalışılmıştır. BİST-50 endeksine yönelik volatilite modelinin belirlenmesinden sonra da endeksin volatilite ısrarcılığı hesaplamaları yapılmıştır.

BİST-50 endeksinin 2007-2016 arası döneme ilişkin getirilerini gösteren Şekil.1, endeksteki volatilite kümelenmelerini ortaya koymaktadır. Şekilde görüleceği üzere 2008-2009 arası dönem ile 2013-2014 arası dönemde endeks getirilerine ilişkin aşırı oynak yapı dikkat çekmektedir.

Şekil 1. BİST-50 Endeksinin 2007-2016 Yılları Arası Getiri Grafiği



2008-2009 arası dönemde küresel ölçekli Mortgage Krizi; 2013-2014 arası dönemde ise Türkiye'deki negatif dışsal etkilerin endeksin volatilitesi üzerine etki eden unsurlar olarak söylenebilir. BİST-50 getiri grafiğinde bu durumun belirginleşmesi, endeksin volatilitate yapısının incelenmesini araştırma konusu olarak ortaya koymaktadır. Bu amaçla, endeksin 2007-2016 arası döneme ilişkin toplam 2200 günsonu kapanış değeri kullanılan analizde volatilitate yapısı ikisi doğrusal (ARCH ve GARCH) üçü de asimetrik (PARCH, EGARCH, TGARCH) olmak üzere beş model ile sınanmıştır.

Bu araştırma üç bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın ilk bölümünde literatür taramasına yer verilmiştir. İkinci bölümde çalışmanın metodoloji ele alınmış, üçüncü bölümde ise araştırma sonuçlarına yer verilmiştir.

1. Literatür Taraması

1982 yılında Engle tarafından zaman serilerinin değişen varyansa sahip olduğunun ortaya çıkması ile literatürde volatilitate modelleri olarak adlandırılan ARCH ailesi modelleri kullanılmaya başlanmıştır. Volatilitate modellemesine yönelik analizler Türkiye'de yapılan çalışmalarda da yer almıştır.

BİST bünyesinde işlem gören endekslerin volatilitate yapılarının tespit edilmesi ve volatilitate modellerinin sınanması da özellikle 2000'li yıllardan itibaren yaygınlık kazanmıştır. Genel olarak bir değerlendirme yapıldığında, BİST bünyesindeki endekslerden volatilitate çalışmalarına en fazla konu olan endeks BİST-100 endeksidir (örneğin; Güriş ve Saçıldı, 2011; Demir ve Çene, 2012; Çukur vd., 2012; Kutlar ve Torun, 2013; Er ve Fidan, 2013; Demirhan, 2013; Karabacak vd., 2014; Gürsoy ve Balaban, 2014; Gökbulut ve Pekkaya, 2014; Eryılmaz, 2015). Bu çalışmaların genelinde, BİST-100 endeksi için en uygun volatilitate modeli olarak GARCH (1,1) modeli bulunmuştur. Çalışmaların önemli bir bölümünde kaldıraç etkisi tespit edilemediği görülmüştür.

BİST-100 endeksinden sonra en yoğun volatilitate çalışmalarının yapıldığı endeks olarak karşımıza BİST-30 endeksi çıkmaktadır (örneğin; Gürsakal, 2011; Mugaloğlu ve Erdağ, 2011; Kendirli ve Karadeniz, 2012; Gök ve Kalaycı, 2013; Gökbulut vd., 2009; Yöntem, 2014; Özen vd., 2015). BİST-100 ve BİST-30 endekslerinin dışında BİST pay endekslerinin volatilitelerini ele alan çalışmalar ise sınırlı sayıdadır. Bu çalışmalardan bir kısmı (Karahanoğlu ve Ercan, 2015; Köseoğlu, 2010; Ekim ve Koy, 2016) XBANK endeksinin volatilitate yapısını belirlemeye çalışırken; bir kısmı (Mazıbaş, 2005; Duran ve Şahin, 2006; Tokat, 2010; Başçı, 2011; Özkan, 2013; Büberkökü, 2013; Yıldız, 2016) ise sektör endekslerinin volatilitate yapısını ortaya çıkarmayı amaçlamıştır.

Literatür taraması aşamasında müstakilen BİST-50 endeksinin volatilite yapısını ele alan bir çalışmaya rastlanmamak ile beraber sadece iki çalışmada (Akar, 2008; Şahin vd., 2015) BİST-50 endeksi diğer endekslerle birlikte çalışma kapsamında incelenmiştir. BİST-50 endeksinin de dahil olduğu toplam üç endeksin volatilite yapısını inceleyen Akar (2008), endekslerin volatilite yapılarını EGARCH yöntemiyle belirlemeye çalışmıştır. BİST-100 endeksinin 3908, BİST-30 endeksinin 2081 ve BİST-50 endeksinin 1298 günlük verisini kullanan yazarın elde ettiği volatilite ısrarcılığı hesaplamalarına göre incelenen üç endeks içerisinde en çok oynak endeks olarak BİST-50, en az oynak olarak ise BİST-100 belirlenmiştir. Şahin vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada ise BİST-100, BİST-30 ve BİST-50 endekslerinin volatilite yapıları karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Toplam 1582 günlük verinin kullanıldığı her bir endeks için en uygun volatilite modelinin belirlenmesine çalışılmıştır. Çalışmadan elde edilen bulgulara göre, tüm endeksler için en uygun volatilite modeli GARCH (1,1)'dir.

Mevcut çalışma, daha uzun ve güncel 2200 günlük veri kullanarak BİST-50 endeksinin volatilite modelini belirlemeyi hedeflemektedir. Ayrıca, hem gün sayısı ve hem de yüzdelik dalgalanma şeklinde volatilite ısrarcılığının hesaplanması da çalışmanın kapsamı içindedir. Çalışmanın izleyen bölümünde veri seti ve ekonometrik yöntemle ilişkin bilgiler verildikten sonra üçüncü bölümde analiz ve bulgular adımına geçilmiştir.

2. Veri Seti ve Metodoloji

BİST-50 (XU050), Borsa İstanbul bünyesinde işlem gören ve işlem hacmi en yüksek olan ilk 50 şirketin işlem gördüğü endekstir. Endeks, 30 Kasım 2015 tarihine kadar gün ortası ve gün sonu olmak üzere iki kapanış değeri üzerinden hesaplanırken, 30 Kasım 2015 tarihinden sonra diğer BİST pay endekslerinde olduğu gibi sadece gün sonu kapanış değeri olarak hesaplanmaya devam etmektedir. Araştırma kapsamında, endeksin 31 Ağustos 2007-30 Haziran 2016 arası döneme ilişkin toplam 2200 günlük veri seti analizlere dahil edilmiştir. Doğal logaritması alınan BİST-50 endeksi getiri serisinin volatilite yapısının tespit edilmesi amacıyla ARCH-LM testi sonucuna göre, değişen varyans modellerinden ARCH ailesi ve türev modelleri çalışmada kullanılacaktır.

Geleneksel ekonometrik modellerde sabit varyanslılık, başka bir ifadeyle varyansın zaman içinde değişmediği ve zamandan bağımsız olduğu varsayımı 1982 yılına kadar geçerliliğini korumuştur. Bu durum finansal zaman serilerinde hisse senedi fiyatlarının rassal bir yürüyüş gösterdiği ve getirilerin sıfır ortalama etrafında dağılıma sahip olduğunu da varsaymaktaydı. Volatilite tahmininde kullanılan MA (Hareketli Ortalama) ve EWMA (Üstel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama) modellerinin, hisse

senetlerinin fiyatlarında ortaya çıkan değişken standart sapmadan dolayı kullanılamaz hale gelmesi, değişken varyanslılığı temel alan modellerin geliştirilmesi gereksinimini ortaya çıkarmıştır (Alexander, 2008:131). Kutlar ve Torun (2013:2) ve Reider'a (2009) göre, değişen varyansı dikkate almayan geleneksel modellerin kullanımı nedeniyle olmayan sonuçların ortaya çıkması olasıdır. Bu nedenle, finansal varlıkların getiri ve fiyat değişkenliğini dikkate alan, zamanla değişen varyansın tahmin edilmesine olanak sağlayan otoregresif koşullu değişen varyans modeli olan ARCH (Autoregresif Conditional Heteroskedasticity) modeli geliştirilmiştir. Böylelikle geleneksel volatilité modellerinde volatilitenin ölçüsü olan varyansın zaman içinde değişmediğini varsayan homoskedastik modellerden heteroskedastik modellere geçiş sağlanmıştır.

Çalışma kapsamında BİST-50 endeksinin volatilité yapısının tespit edilebilmesi amacıyla ARCH ve GARCH gibi simetrik modellerin yanısıra, serinin kaldıraç etkisine de sahip olup olmadığını belirlemek amacıyla EGARCH, TGARCH ve PARCH asimetrik modeller de çalışma kapsamına alınmıştır. Bu modellerin her birinin teorik çerçevesi izleyen alt bölümde ele alınmıştır.

2.1. ARCH Modeli

Tam adı "Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity" olan ARCH modeli Türkçe'ye "Oto regresif Koşullu Değişen Varyans" olarak çevrilmiştir. "Oto regresif" kelimesi, volatilitenin daha önceki periyotlardaki dalgalanmalarını ifade etmekte iken, "Koşullu Değişen Varyans" ise varyansın değiştiğini belirtmektedir (Aksu, 2006: 9; Alexander, 2008:131-132).

ARCH bir tür ağırlıklandırılmış varyans, başka bir ifadeyle geçmiş tahmin hatalarının karelerinin ağırlıklı ortalamasıdır (Engle, 1982:987-988). Buna göre, ARCH modelleri zaman serisi yöntemlerindeki sabit varyans varsayımını bir kenara bırakarak, varyansın gecikmeli öngörü hatalarının karelerinin bir fonksiyonu olarak değişmesine izin verir (Gökçe, 2001:36; Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2006:249; Altuntaş ve Çolak, 2015:212). Fakat Aboobacker (2015:457)'in de ifade ettiği üzere, koşullu varyansı yakalamak için daha fazla sayıda gecikme değerinin hesaplanması gerekmektedir.

Finansal zaman serilerinin volatilité modellemesinde yaygınca kullanılan genel bir ARCH modeli şu şekilde formülize edilir:

$$y_t = u_t \quad (1)$$

$$u_t \sim N(0, h_t)$$

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

1 ve 2 nolu denklemlerde ifade edilen değişkenler ile ARCH (q) modeli kurulur. Bu denklemlerden 1 numaralı olan ortalama modeli ifade ederken; 2 numaralı denklem ise varyans modeli olarak isimlendirilmektedir.

Koşullu varyansın h_t olarak ifade edildiği denklemde, q değişkeni ise ARCH sürecinin derecesini göstermektedir. α katsayıları, denklemde bilinmeyen parametrelerin vektörünü belirtmekte iken; u_{t-i}^2 ise geçmiş dönem öngörü hatalarına ilişkin bilgi vermektedir. Bu bilgilere göre kurulacak olan bir ARCH (1) modeli aşağıdaki 3 nolu denklemdeki gibi olmalıdır:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 \quad (3)$$

Değişen varyans sorununu ortadan kaldırmayı amaçlayan ARCH modellerinin bazı koşulları sağlaması gerekmektedir. Bu koşullardan ilki katsayıların negatif olmama durumudur. $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$ koşullarının sağlanmaması durumunda ise model anlamsız olmakta, değişen varyans etkisini giderememektedir (Alexander, 2008:136; Brooks, 2008:389-392). ARCH modellerinin sağlaması gereken ikinci koşul ise katsayılar toplamının 1'den küçük olmasıdır. Aksi durumda, serideki volatilitenin kalıcı nitelikte olduğundan volatilitenin tahmini yapılamamaktadır.

1982 yılında geliştirilen ARCH modelinin kullanımıyla beraber yüksek ARCH derecesine sahip olan modellerin koşullu varyansı daha iyi modellediği ortaya çıkmıştır (Gujarati, 2011: 245). Fazla sayıda gecikme değerinin modele dâhil edilmesi, parametre sayısının artmasını da beraberinde getirmektedir (Brooks, 2008:391). Parametre sayısının artmasıyla beraber bazen negatif katsayıyla karşılaşmak, modellerin anlamsız olmasına neden olmuştur. Bunun için yeni bir modelin arayışı içine girilmiş ve GARCH modeli geliştirilmiştir.

2.2. GARCH Modeli

Finansal zaman serilerindeki volatilitenin kümelenmelerini yakalamak amacıyla Robert Engle'in öğrencisi Tim Bollerslev tarafından 1986 yılında geliştirilen GARCH modeli, ARCH modeline bir alternatif olarak değil bu modelin eksikliklerini gidermek için literatüre kazandırılmıştır (Alexander, 2008:131-135; Lambert ve Laurent, 2002:11-12; Gujarati, 2011:238). Genelleştirilmiş ARCH olarak da ifade edilen bu modelin tam adı: "Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity" dir. Türkçe'ye "Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans" olarak çevrilen bu

model, ARCH modeline koşullu varyansın gecikmelerinin de eklenmesini içerir.

ARCH modelinde uzun dönemli gecikmelerin modele dâhil edilmesinden dolayı ortaya çıkan negatif katsayıların, modeli anlamsız kılması dolayısıyla geliştirilen genel bir GARCH(p,q) denklemi aşağıdaki 3 nolu denklemdeki gibidir:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (3)$$

3 nolu denklemde belirtilen bileşenlerden h_{t-i} katsayısı ARCH terimini, u_{t-i}^2 katsayısı ise modelin GARCH terimini ifade etmektedir. Daha açık bir ifadeyle, u_{t-i}^2 terimi, geçmiş dönem volatilitelerinden oluşmaktadır. Modelde kullanılan p terimi ARCH modelinin hareketli ortalama derecesini, q katsayısı ise GARCH modelinin derecesini göstermektedir. ARCH (q) sürecinde, koşullu varyans yalnızca geçmiş örnek varyansların bir fonksiyonu iken, GARCH (p,q) süreci, gecikmeli koşullu varyansların girişine de izin vermektedir (Brooks, 2008:394). Bu bilgilere göre GARCH(1,1) modelini gösteren bir denklem;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (4)$$

şeklinde yazılabilmektedir.

ARCH modelinde olduğu üzere GARCH modelleri de bazı kriterleri karşılamalıdır. Bu kriterlerden ilki, katsayıların negatif olmama durumudur. $\alpha_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$, $p \geq 0$, $q > 0$ koşullarının sağlanmaması durumunda model anlamsız olmakta ve serideki değişen varyans sorunu giderilememektedir. GARCH modelinde tüm parametrelerin pozitif olması, durağanlık şartının sağlanabilmesi için de ARCH ve GARCH parametrelerinin toplamının 1'den küçük olması gerekmektedir. $\alpha_i + \beta_i < 1$ koşulunun sağlanmaması durumunda da model anlamsız olmakta ve volatiliteler tahmininde kullanılamamaktadır. Ayrıca toplamın 1'den büyük olması, bir dönemde ortaya çıkan şokun bir sonraki dönemde daha büyük bir volatilitelere yol açacağını gösterir. Toplamın 1'e eşit olması ise şokların volatiliteler üzerinde ısrarcılığının kalıcı (permanent) olduğunu gösterir ve bu model ile koşulsuz varyans belirlenemez (Bollerslev, 1986:307-308; Chou, 1988; Brooks, 2008:394; Griffiths vd., 2008: 243; Alexander, 2008:136).

2.3. PARCH Modeli

Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından geliştirilen PARCH modeli, simetrik GARCH modellerinin göz ardı ettiği kaldıraç etkisini dikkate almaktadır. Tam adı, “Power Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity” olan bu model Türkçe’ye “Üslü Otoresif Koşullu Değişen Varyans” olarak çevrilmiş ve kısaca Üslü ARCH olarak isimlendirilmektedir. Teletar ve Binay’a (2002:115) göre, ARCH sınıfı modellerinin devamı niteliğinde geliştirilen bu modelde, zaman serisi verilerinin mutlak değeri veya karesinin alınması yerine, verilerin dönüşümünün kaçınıcı kuvveti ile olduğu analiz edilmektedir.

Genel bir PARCH modeli aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir (Brooks vd., 2000:3-4):

$$\sigma_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^d \quad (5)$$

5 numaralı denklemde, α_i ve β_i katsayıları GARCH parametresini ifade etmekte iken, γ_i kaldıraç etkisine ait parametreyi ve son olarak d katsayısı ise kuvvet parametresini göstermektedir.

PARCH modelinde, 5 numaralı denklemde de görüleceği üzere, standart sapmanın kuvvet parametresi olan ve kaldıraç etkisini gösteren γ katsayısı hesaplanmaktadır. Brooks vd. (2000: 4), Telatar ve Binay (2002:117) ve Songül’ün (2010:19) ifade ettiği üzere, σ parametresinin modele dahil edilmesiyle asimetrinin yakalanması amaçlanmakta ve σ parametresinin istatistiki olarak anlamlı çıkması ile de süreçteki asimetri yakalanmaktadır.

2.4. TGARCH Modeli

Simetrik model sınıfında yer alan GARCH modeli, geçmiş dönem şoklarının volatilite üzerindeki etkisini tespit etme noktasında ne kadar başarılı ise de pozitif ve negatif şoklar üzerinde bir farklılaşmayı dikkate almamaktadır (Engle, 2001:165; Posedel, 2005:248; Alexander, 2008:133). Dolayısıyla GARCH modeli, hata varyansında yer alan asimetri etkisini ortaya çıkarmada yetersiz kalmaktadır.

Pozitif şoklarla negatif şokların etkisinin simetrik olmadığını dikkate alan Eşik GARCH (TGARCH) modeli, asimetri tespitinde yaygınca kullanılan modellerin başında gelmektedir. Uzun ismi “Threshold Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity” olan TGARCH modeli, GARCH modeline kaldıraç değişkeni (γ) ilave edilerek elde edilmektedir. Brooks’un (2008:405) belirttiği üzere, TGARCH modeli, GARCH modelinden elde edilen sonuçlara ek olarak hata varyansındaki

asimetriyi ihtimalini de hesaplamaktadır. Genel bir TGARCH modeli ise 6 nolu denklemde gösterilmiştir:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \gamma_i u_{t-i}^2 d_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (6)$$

Bu denklemde yer alan α katsayısı ARCH etkisinin, β katsayısı GARCH etkisinin ve γ katsayısı ise kaldıraç etkisini ve asimetriyi göstermektedir. d_{t-1} kukla değişkeni ise modelde şu şekilde yer almaktadır:

$$d_{t-1} = \begin{cases} 1, & u_{t-1} < 0, \text{ olumsuz} \\ 0, & u_{t-1} \geq 0, \text{ olumlu} \end{cases} \quad (7)$$

TGARCH modelinde olumlu haberler α_i katsayısı ile ifade edilirken; olumsuz haberlerin etkisi $\alpha + \gamma$ ile gösterilmektedir. Ayrıca $\gamma \neq 0$ ve $\gamma > 0$ durumlarında incelenen seride asimetric bilgi olduğu ve kaldıraç etkisine sahip olduğu varsayılmaktadır. Başka bir ifadeyle, $\gamma > 0$ olması durumunda seride kaldıraç etkisi vardır ve asimetric özellik taşımaktadır. Bu asimetric etkinin olumlu haberlerden mi yoksa olumsuz haberlerden kaynaklandığını bulmak için ise u_{t-1} teriminin katsayısına bakılacaktır. Eğer katsayı negatif ise olumsuz haberler olumlu haberlere göre volatiliteyi daha fazla arttırmakta, eğer u_{t-1} teriminin katsayısı pozitif ise bu durumda, olumlu haberler olumsuz haberlere göre volatiliteyi daha fazla oranda arttırmaktadır. $\gamma < 0$ olması durumunda ise seride kaldıraç etkisinin olmadığı ortaya çıkacaktır (Mapa, 2004:3-5). Son olarak $\gamma = 0$ durumu ortaya çıkarsa, bu durumda TGARCH modelinin katsayı sonuçları GARCH modelinin katsayı sonuçlarına eşit olacaktır. ARCH/GARCH modellerinin temel koşulları olan katsayıların negatif olmama durumundan dolayı $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta \geq 0$ ve $\alpha_i + \gamma_i \geq 0$ koşullarının sağlanması da gerekmektedir (Brooks, 2008:406).

2.5. EGARCH Modeli

Simetrik GARCH modellerinin en önemli eksikliklerinden biri tüm şokların volatilite üzerinde aynı etkiye sahip olduğunu varsaymasıdır. Ancak literatürde yapılan çalışmalar ve kaldıraç etkisini ortaya çıkaran çalışmaların (Black, 1976; Nelson, 1990; Christie 1982; Schwert, 1989) varlığı, asimetric modellerin kullanılmasını gerekli kılmıştır.

ARCH/GARCH modellerinde karşılaşılan negatif parametre sorununun TGARCH modeli için de geçerli olması çoğu zaman modellerin anlamsız olmasına neden olmaktadır. Bu noktada kaldıraç etkisini ele alan TGARCH modelinin de anlamsız sonuçlar vermesi EGARCH modelinin kullanımını yaygınlaştırmıştır.

Logaritmik GARCH olarak da bilinen EGARCH modeli Nelson (1991) tarafından, değişen varyans sorunu tespit edilen serilerdeki kaldıraç etkisini tespit etmek üzere geliştirilmiştir. Tam ismi “Exponential Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity” olan EGARCH modeli, logaritmik değerleri kullanmasından dolayı katsayıların negatif olmasına da izin veren bir modeldir. Brooks (2008:406) ve Alexander’a (2008:151) göre, koşullu varyans parametrelerinde negatif olmama kısıtının bulunmaması avantajının yanında, üs alma nedeniyle koşullu varyansın pozitif ve negatif şoklara asimetrik bir şekilde tepki vermesine de imkân tanınması, modelin bir diğer avantajıdır.

Genel bir EGARCH modeli ise şu şekilde ifade edilebilmektedir:

$$\log(h_t) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{u_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{u_{t-k}}{\sqrt{h_{t-k}}} \quad (8)$$

8 nolu denklemde γ_k katsayısı serinin hem kaldıraç etkisini hem de asimetrisini göstermektedir. Eğer $\gamma_k < 0$ eşitsizliği ortaya çıkarsa, bu seride bir kaldıraç etkisinin varlığı mevcuttur. Bu durum ise olumsuz haberlerin volatilitiyi daha fazla arttırdığını söylemektedir.

EGARCH modelinde tüm parametreler logaritmik değer olarak ifade edildiğinden, ARCH/GARCH ve TGARCH modelinde olduğu gibi $\alpha_i > 0$ ve $\beta \geq 0$ koşulunun sağlanması gerekmemektedir (Alexander, 2008:133). $\gamma \neq 0$ durumunda seride asimetri etkisinin varlığı, $\gamma < 0$ durumunda ise kaldıraç etkisinin varlığı ortaya çıkmaktadır ve olumsuz haberler volatilitiyi olumlu haberlere nazaran daha fazla oranda arttırmaktadır.

3. Analiz ve Ampirik Sonuçlar

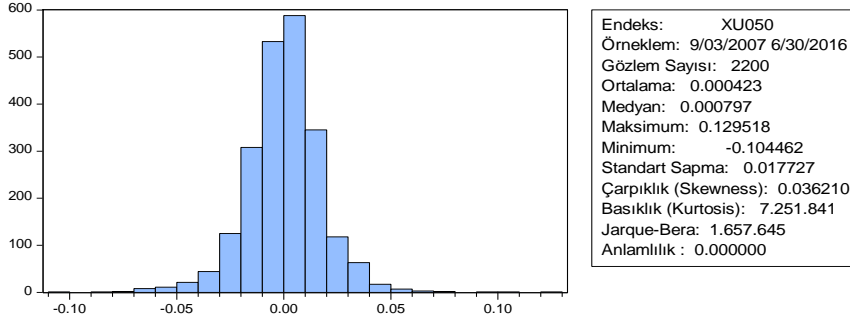
Çalışmanın bu bölümünde BİST-50 endeksinin ilk önce birim kök testleri yapılmış olup, takiben serinin tanımlayıcı istatistiklerine ve ARMA/ARIMA yapısının tespitine yer verilmiştir. ARCH-LM testinin uygulanmasından sonra çalışma kapsamındaki ARCH ve GARCH modelleri sınanmıştır.

Tablo 1. XU050 Endeksi ADF ve PP Birim Kök Testi

<i>Teknik</i>	<i>Fark</i>	<i>Yüzde</i>	<i>Kritik Değer</i>	<i>t-istatistiği</i>	<i>Anlamlılık</i>	<i>Karar</i>
ADF	Düzey	% 1	-3.433143	-11.90043	0.000	I(0)
		% 5	-2.862660			
		% 10	-2.567412			
PP	Düzey	% 1	-3.433127	-45.60683	0.001	I(0)
		% 5	-2.862653			
		% 10	-2.567408			

Tablo 1’de yer aldığı üzere gerek ADF gerekse PP tekniğine göre yapılan birim kök sınamaları sonucunda XU050 endeksinin her iki tekniğe göre de düzeyde durağan olduğu ortaya çıkmıştır. Bu sonuç serinin birim köke sahip olmadığını göstermektedir. Dolayısıyla XU050 endeksine ilişkin birim kök testi sonucuna göre karar **I(0)**’dır. Bu sonuç endeksin ARMA/ARIMA yapısına ilişkin kararı etkilediğinden önemlidir. Seride durağanlık düzeyde sağlandığından, seriye ilişkin ARMA yapısı tespit edilecektir.

Şekil 2. XU050 Endeksi Tanımlayıcı İstatistikleri



Şekil 2’ye bakıldığında ilgili dönem için (2007-2016) endekse ilişkin pozitif getiri tespit edilmiştir. Bu dönemde endeksin ortalama getirisi 0.000423; maksimum getiri %12.95; minimum getiri -%10.44 olarak hesaplanmıştır. Standart sapması %1.77 olan serinin çarpıklık katsayısı (skewness) 0.036210’dur. Çarpıklık katsayısı pozitif olduğu için serinin sağa çarpık ve sol kuyruğunun uzun olduğu görülmektedir. Bir diğer tanımlayıcı istatistik değeri olan basıklık (kurtosis) katsayısına bakıldığında ise elde edilen 7.251 rakamı 3’ten büyük olduğu için serinin yatay bir seyir izlemediği, dik ve sivri olduğu ortaya çıkmaktadır. Son olarak XU050 endeksi getirilerinin normal dağılım gösterip göstermediğine ilişkin yapılan Jarque-Bera testi sonuçlarına bakıldığında serinin normal dağılım göstermediği tespit

edilmiştir. Elde edilen test istatistiği değeri (7251), χ^2 tablo değeri olan 5.99'dan yüksek olduğu için seri normal dağılmamaktadır.

XU050 serisine ilişkin tanımlayıcı istatistikler ele alındıktan sonra serinin ARMA/ARIMA yapısının belirlenmesi aşamasına gelinmiştir. Seriyeye ilişkin daha önce yapılan birim kök testi sonuçlarına göre XU050 serisi $I(0)$ olarak tespit edilmiştir. Bu sonuç seriyeye ilişkin uygun bir ARMA modeli seçilmesini gerektirmektedir. XU050 serisinin ARMA yapısını belirlemek için Schwarz Bayesyan Bilgi Kriteri (BIC) baz alınarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Bu amaçla p ve q için 10. gecikmeye kadar kombinasyonlar oluşturulmuştur.

Tablo 2. XU050 Endeksinin Schwarz Bayesyan Bilgi Kriterine Göre ARMA (p/q) Seçimi

Model p/q	0	1	2	3	4	5
0	-5.220	-5.217	-5.214	-5.210	-5.207	-5.204
1	-5.217	-5.214	-5.210	-5.207	-5.203	-5.200
2	-5.214	-5.210	-5.214	-5.210	-5.200	-5.204
3	-5.210	-5.207	-5.210	-5.207	-5.204	-5.201
4	-5.207	-5.203	-5.208	-5.204	-5.205	-5.199
5	-5.203	-5.200	-5.204	-5.201	-5.199	-5.198

BIC baz alınarak yapılan hesaplamalar sonucunda elde edilen kombinasyonlardan p ve q değerleri için 5. gecikmeye kadar elde edilen sonuçlar Tablo 2'de yer almaktadır. Tablo 2'den görüleceği üzere XU050 endeksi için en düşük BIC katsayısına sahip olan model olarak ARMA (0,0) modeli tespit edilmiştir. ARMA (0,0) modelinin sahip olduğu **-5.220** katsayı diğer modellere kıyasla daha düşük olduğundan analiz için en uygun model olarak seçilmiştir. Elde edilen bu sonuç ayrıca diğer modeller (AIC) ile de sınanmış ve benzer sonuçlar elde edilmiştir.

XU050 serisinin şimdiye kadar yapılan analizler sonucunda durağan olduğu, normal dağılmadığı, sivri ve dik, sağa çarpık ve sol kuyruğunun uzun olduğu ayrıca ARMA (0,0) yapısına sahip olduğu tespit edilmiştir. Endekse ilişkin bundan sonra yapılacak analiz değişen varyans sorunu taşıyıp taşımadığıdır. Bu durumun tespiti için endekse ilişkin ARCH-LM testi yapılmıştır. XU050 endeksinin değişen varyans sorunu taşıyıp taşımadığını test etmek için yapılan ARCH-LM analizine ilişkin sonuçlara Tablo 3'te yer verilmiştir. 1, 5, 10, 20 ve 30. gecikme değerlerinin hesaplandığı analiz sonucunda elde edilen bulgular serinin değişen varyansa sahip olduğunu göstermektedir. Endekse ilişkin hesaplanan tüm gözlenen R^2 değerleri χ^2 tablo değerinden yüksektir. ARCH-LM testi sonucunda ortaya çıkan bu durum, ayrıca yapılan bir başka değişen varyans testlerinden biri olan White testi tarafından da doğrulanmıştır.

Tablo 3. XU050 Endeksi ARMA(0,0) ARCH-LM Test Sonuçları

	χ^2 Tablo Değeri	Gözlenen R ²	R ² Anlamlılık	F İstatistiği	F İstatistiği Anlamlılık
1 Gecikme	3.8414	22.26985	0.0000	22.47723	0.0000
5 Gecikme	11.0705	153.1774	0.0000	32.84374	0.0000
10 Gecikme	18.3070	207.0352	0.0000	22.75026	0.0000
20 Gecikme	31.4104	288.3874	0.0000	16.45761	0.0000
30 Gecikme	43.7729	313.8500	0.0000	12.05587	0.0000

ARCH-LM testi sonucunda XU050 endeksinde tespit edilen değişen varyans sorunu, veri seti farklı olsa da literatürde bu endekse ilişkin yapılan çalışmalar (Akar, 2008; Şahin vd., 2015) ile uyumludur. Böylelikle değişen varyans sorunu tespit edilen XU050 serisine ilişkin bu sorunun giderilmesi ve volatilité hesaplamalarının yapılması için ARCH/GARCH türevi modellerin kullanımı gerekli kılmaktadır.

XU050 serisi için ARCH-LM testi sonucunda tespit edilen değişen varyans sorununun çözümü için çalışmada toplam 5 farklı model kullanılmıştır. Bu modellerden üçü asimetriyi ölçerken geri kalan modeller simetrik ARCH türevi modellerdir. Buna göre TGARCH (p,q), EGARCH (p,q) ve PARCH (p,q) kaldıraç etkisini dikkate alan asimetrik modeller olarak analiz kapsamına alınmış iken; ARCH (p) ve GARCH (p,q) modelleri ise kaldıraç etkisi olmadığını varsayan simetrik modeller olarak analizlere dâhil edilmiştir. Çalışmada p ve q gecikme değerleri, 3. gecikmeye kadar alınmıştır.

Tablo 4. BİST-50 Endeksi ARMA(0,0) Volatilité Tahmin Modelleri Sonuçları

Modeller	Katsayılar							
	α_0	α_1	α_2	α_3	β_1	β_2	β_3	γ_1
ARCH (p=1)	0.000272	0.135264	-	-	-	-	-	-
ARCH (p=2)	0.000202	0.118247	0.254102	-	-	-	-	-
ARCH (p=3)	0.000165	0.069975	0.198698	0.219763	-	-	-	-
GARCH (p=1, q=1)	1.06E-05	0.089453	-	-	0.876581	-	-	-
GARCH (p=1, q=2)	9.31E-06	0.074658	-	-	1.113219	-0.21768	-	-
GARCH (p=1, q=3)	7.94E-06	0.069179	-	-	1.692923	-1.37511	0.587537	-
GARCH (p=2, q=1)	1.31E-05	0.062471	0.039699	-	0.855807	-	-	-

Ender BAYKUT / Borsa İstanbul Pay Endekslerinin Volatilite Yapısı: BİST-50 Örneği
(2007-2016 Yılları)

GARCH (p=2, q=2)	1.27E-05	0.062416	0.036564	-	0.892525	-0.03226	-	-
GARCH (p=2, q=3)	1.47E-05	0.038175	0.076057	-	1.337539	-1.18823	0.688493	-
GARCH (p=3, q=1)	1.37E-05	0.062776	0.033306	0.010133	0.849917	-	-	-
GARCH (p=3, q=2)	2.03E-05	0.062913	0.049597	0.046342	0.402652	0.373850	-	-
GARCH (p=3, q=3)	1.88E-05	0.044436	0.056832	0.039720	1.257994	-1.16406	0.703733	-
TGARCH (p=1, q=1)	1.33E-05	0.033738	-	-	0.862050	-	-	0.118831
TGARCH (p=1, q=2)	1.24E-05	0.032094	-	-	0.979523	-0.10679	-	0.107187
TGARCH (p=1, q=3)	1.03E-05	0.028647	-	-	1.618858	-1.28831	0.560901	0.089856
TGARCH (p=2, q=1)	1.59E-05	-0.01869	0.061815	-	0.837100	-	-	0.134079
TGARCH (p=2, q=2)	2.06E-05	-0.01883	0.075226	-	0.262912	0.517664	-	0.187542
TGARCH (p=2, q=3)	1.93E-05	-0.01897	0.073373	-	0.308827	0.599713	-0.11313	0.171242
TGARCH (p=3, q=1)	1.61E-05	-0.01903	0.055839	0.008490	0.833713	-	-	0.134730
TGARCH (p=3, q=2)	2.09E-05	-0.02064	0.057754	0.030261	0.322196	0.451089	-	0.178887
TGARCH (p=3, q=3)	2.14E-05	-0.02046	0.054943	0.037650	0.321151	0.389718	0.054697	0.181606
EGARCH (p=1, q=1)	-0.49943	0.175506	-	-	0.955856	-	-	-0.08446
EGARCH (p=1, q=2)	-0.48222	0.168297	-	-	1.014251	-0.05698	-	-0.07999
EGARCH (p=1, q=3)	-0.36177	0.137934	-	-	1.681406	-1.30471	0.592339	-0.06022
EGARCH (p=2, q=1)	-0.58999	0.075856	0.118360	-	0.946607	-	-	-0.09239
EGARCH (p=2, q=2)	-0.72893	0.088355	0.158001	-	0.622471	0.312213	-	-0.12142
EGARCH (p=2, q=3)	-0.50981	0.012126	0.184236	-	1.353513	-1.08640	0.689491	-0.08674
EGARCH (p=3, q=1)	-0.60212	0.077657	0.097013	0.023493	0.945498	-	-	-0.09271
EGARCH (p=3, q=2)	-0.84944	0.067447	0.133746	0.088230	0.462707	0.461383	-	-0.13465
EGARCH (p=3, q=3)	-0.92152	0.055613	0.108413	0.179519	0.581302	-0.12742	0.466566	-0.14483
PARCH (p=1, q=1)	0.000786	0.092035	-	-	0.881415	-	-	0.533594
PARCH (p=1, q=2)	0.000744	0.086015	-	-	0.982224	-0.09357	-	0.522985
PARCH (p=1, q=3)	0.000578	0.072394	-	-	1.634317	-1.32236	0.597102	0.509405
PARCH (p=2, q=1)	0.000959	0.054488	0.056463	-	0.856362	-	-	0.999996
PARCH (p=2, q=2)	0.001092	0.064846	0.066277	-	0.608801	0.223800	-	0.999995

PARCH (p=2, q=3)	0.001070	0.063688	0.065439	-	0.674172	0.111908	0.049430	0.999989
PARCH (p=3, q=1)	0.000995	0.055135	0.041317	0.020107	0.849869	-	-	0.999896
PARCH (p=3, q=2)	0.001173	0.066908	0.047796	0.032375	0.537139	0.278376	-	0.999990
PARCH (p=3, q=3)	0.001266	0.072101	0.039717	0.061654	0.522898	0.024287	0.242431	0.999996

Tablo 4'te de yer aldığı üzere analiz kapsamına alınan 5 finansal ekonometrik yöntem ile toplam 39 farklı modeli sınanmıştır. Bu 39 farklı modele ilişkin katsayılar hesaplanmış ve bu katsayıların ARCH/GARCH modeline ait kısıtları geçip geçmedikleri teker teker incelenmiş ve XU050 endeksine ilişkin sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4'te raporlanan negatif katsayıya sahip olan modeller (GARCH(1,2), GARCH(1,3), GARCH (2,2), GARCH (2,3), GARCH (3,3), TGARCH (1,2), TGARCH (1,3), TGARCH (2,1), TGARCH (2,2), TGARCH (2,3), TGARCH (3,1), TGARCH (3,2), TGARCH (3,3), PARCH (1,2) ve PARCH (1,3)) sahip oldukları negatif katsayı dolayısıyla analiz dışına çıkarılmıştır. Böylelikle analiz kapsamında incelemeye konu olan 39 modelden 15'i negatif katsayıya sahip olmama kısıtından dolayı elenmiştir. Model katsayılarının negatif olmama koşulundan başka ARCH/GARCH modellerinin sağlaması gereken ikinci koşul katsayı toplamlarının birden büyük olmamasıdır. Bu kısıt ele alındığında ise TGARCH (1,1) modelinin katsayılar toplamı birden büyük olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuç TGARCH modellerinin hiçbirinin XU050 endeksinin volatilité tahmininde kullanılamayacağını ortaya çıkarmıştır. Dolayısıyla XU050 endeksi volatilitésinin ölçümünde kullanılacak model sayısı 23'e inmiştir.

XU050 endeksinin volatilité ölçümünde kullanılacak olan 23 modelin değişen varyans sorununu giderip gidermediğini belirlemek amacıyla tekraren ARCH-LM testi uygulanmıştır. Eğer uygun model olarak tespit edilen modeller değişen varyans sorunun gidermezse bu durumda XU050 endeksine ilişkin volatilité tahmininde ARCH/GARCH türevi modellerin yetersiz kaldığı ortaya çıkacaktır. XU050 endeksinde değişen varyans sorununun giderilmesinin yanında artıkların da otokorelasyon sorununa sahip olmaması da beklenen sonuçtur. Bunun için ARCH-LM testi ile birlikte serinin Q istatistiği ile Q² İstatistiği anlamlılık düzeyleri de hesaplanmıştır. Elde edilen sonuç %5 anlamlılık düzeyinden büyük ise serinin artıklarında otokorelasyon sorunu olup bu durumda modelin geçersiz olduğu ortaya çıkacaktır. Q ve Q² istatistikleri anlamlılık düzeyleri %5'ten düşük olduğunda ise modelin otokorelasyon sorununu ortadan kaldırdığı ve uygun model olduğu sonucu elde edilecektir. Ayrıca modelin endeks volatilitésini için uygun modellerden biri olması için ayrıca gözlenen $R^2 < \chi^2$ tablo değeri koşulunu da sağlaması gerekmektedir. Bu amaca göre yapılan hesaplamalar neticesinde ARCH (1),

ARCH (2) ve ARCH (3) modellerinin hiçbirisi XU050 serisine ilişkin değişen varyans sorununu giderememektedir. Bu modellerin sadece 1. gecikme değerleri serinin değişen varyans sorununu gidermekte, diğer gecikme değerlerinde (5, 10, 20 ve 30.) sorun devam etmektedir. Bu gecikme değerlerinde ayrıca seriye ilişkin otokorelasyon sorunu da ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla XU050 endeksine ilişkin volatilite ölçümünde ARCH modelleri yetersiz kalmaktadır. Bu durumdan dolayı, ARCH (1), ARCH (2) ve ARCH (3) modelleri analiz kapsamı dışına çıkarılmıştır. Böylelikle ilgili endeksin volatilite ölçümünde kullanılacak uygun model sayısı 20'ye inmiştir.

XU050 endeksinin volatilite ölçümünde kullanılmak üzere tespit edilen 20 modelden en uygun modeli seçmek üzere model karşılaştırma aşamasına geçilmiştir. Model karşılaştırma kriterleri olarak TIC, RMSE ve MAE katsayıları kullanılmıştır. Bu modellerden RMSE ve MAE katsayıları birçok model için aynı katsayıları hesapladığından temel kriter olarak Theil (TIC) katsayısı belirlenmiştir. Bu katsayılara ilişkin hesaplamalar Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5. XU050 Endeksi için En Uygun Volatilite Modeli Karşılaştırmaları

Modeller	Theil Eşitsizlik Katsayısı	Kök Ortalama Kare Hata (RMSE)	Ortalama Mutlak Hata (MAE)
GARCH (1,1)	0.940737	0.017737	0.012821
GARCH (2,1)	0.940687	0.017737	0.012821
GARCH (3,1)	0.940823	0.017737	0.012821
GARCH (3,2)	0.941150	0.017736	0.012821
EGARCH (1,1)	0.953665	0.017728	0.012817
EGARCH (1,2)	0.953778	0.017728	0.012817
EGARCH (1,3)	0.953763	0.017728	0.012817
EGARCH (2,1)	-	-	-
EGARCH (2,2)	0.953883	0.017728	0.012817
EGARCH (2,3)	-	-	-
EGARCH (3,1)	0.956041	0.017727	0.012817
EGARCH (3,2)	0.954631	0.017728	0.012817
EGARCH (3,3)	0.953565	0.017728	0.012817

PARCH (1,1)	0.953768	0.017728	0.012817
PARCH (2,1)	0.953748	0.017728	0.012817
PARCH (2,2)	0.952472	0.017729	0.012818
PARCH (2,3)	0.952550	0.017729	0.012818
PARCH (3,1)	0.953896	0.017728	0.012817
PARCH (3,2)	0.952837	0.017729	0.012817
PARCH (3,3)	0.951084	0.017730	0.012818

EGARCH (2,1) ve EGARCH (2,3) modelleri, Tablo 5'ten de görüleceği üzere model karşılaştırmaları esnasında hem TIC, hem RMSE hem de MAE katsayıları için uygun modeller olmadığından elenmiştir. Böylelikle geriye 18 model kalmış ve bu 18 modelden en düşük TIC katsayısına sahip olan **GARCH (2,1)** modeli XU050 endeksi için en uygun model olarak tespit edilmiştir. Bu model iki ARCH bir GARCH etkisi taşımaktadır. Modele ilişkin katsayılar

$$\begin{array}{ccc} \alpha_1 & \alpha_2 & \beta_1 \\ \downarrow & \downarrow & \downarrow \\ 0.062471 & 0.039699 & 0.855807 \end{array}$$

olarak tespit edilmiştir. Katsayılara ilişkin yapılan değerlendirmede ARCH/GARCH modellerinin sahip olması gereken iki özelliği de taşıdığı görülmektedir. Katsayıların negatif olmaması ve katsayılar toplamının birden büyük olmaması koşulları modelde geçerlidir. Fakat katsayılar toplamının (**0.957977**) bire yakın olması, volatilitenin ısrarcılığının veya volatilitenin yarılanma süresinin yüksek olacağına ilişkin ipucu vermektedir. Ayrıca modelin katsayıları daha detaylı incelendiğinde geçmiş dönem şoklarını gösteren α_1, α_2 katsayıları toplamı ($\alpha_1 + \alpha_2$) **0.10217** olarak hesaplanmıştır. Bu durum XU050 endeksi volatilitesine etki eden şokların %10.217'sinin geçmiş dönem şoklarından kaynaklandığını göstermektedir. Buna karşılık mevcut dönemden hemen bir önceki dönemin şokları, endeks volatilitesi üzerine daha yoğun bir etki yapmaktadır. Bu etkiyi gösteren β_1 katsayısına bakıldığında elde edilen değer **%85.5807** olarak tespit edilmiştir. Dolayısıyla XU050 endeksinin volatilitesi yoğunlukla bir önceki dönem şoklarından etkilenmektedir.

XU050 endeksine ilişkin ortaya çıkan şokların kaynağı incelendikten sonra sıradaki aşama, endekse ilişkin volatilitenin ısrarcılığının gün bazında



ortaya çıkarılmasıdır. Half-life ölçüsü olarak da ifade edilen bu kavrama ilişkin hesaplamalar şu şekildedir:

$$\frac{\ln(0.5)}{\ln(\alpha_1 + \alpha_2 + \beta_1)}$$

$$\frac{\ln(0.5)}{\ln(0.062471 + 0.039699 + 0.855807)}$$

↓

$$\frac{\ln(0.5)}{\ln(0.957977)}$$

↓

$$\frac{-0.6931}{-0.0429} = 16.14 \text{ gün}$$

Hesaplamalar sonucunda da elde edildiği üzere XU050 endeksine gelen bir şokun etkisi 16.14 gün sürmektedir. Elde edilen bu değer endeksin şoku üzerinden atma etki ve tepkisini de göstermektedir. XU050 endeksinin günlük volatilitenin hesaplanması da şu şekilde yapılmıştır:

$$\sqrt{\frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1 - \alpha_2 - \beta_1}}$$

↓

$$\sqrt{\frac{\alpha_0}{1 - 0.062471 - 0.039699 - 0.855807}}$$

↓

$$\sqrt{\frac{0.0000131}{1 - 0.957977}}$$

↓

$$\sqrt{0.000031173} = 0.017655 = \%1.7655$$

Bu sonucu göre XU050 endeksinin günlük volatilitesi %1.7655 olarak tespit edilmiştir.

Sonuç

Çalışma, Borsa İstanbul endeksleri arasında yoğun işlem hacmine sahip olan, ancak literatür araştırmasında hakkında sadece iki çalışma olduğu saptanan BIST-50 endeksinin uygun volatilité modelini ve volatilité ısrarcılığını ortaya koymayı hedeflemiştir.

XU050 endeksi genel olarak değerlendirildiğinde, incelemeye konu olan 2007-2016 dönemi arasında pozitif ortalama getiriye sahip, birim kökü olmayan durağan bir seridir. Bu seri normal dağılım göstermemekte, sağa çarpık, sol kuyruğu uzun olan dik ve sivri bir yapıdadır. ARMA (0,0) yapısına sahip olan bu serinin, yapılan ARCH-LM testi sonucunda değişen varyans sorununa sahip olduğu tespit edildikten sonra ARCH/GARCH türevi modeller ile volatilité tahminlemesi yapılmıştır. İki simetrik (ARCH ve GARCH) ile üç asimetrik (TGARCH, EGARCH ve PARCH) modelin kullanıldığı çalışmada, en uygun volatilité modelinin tespit edilmesi için toplam 39 sına yapılmıştır. Bu sınamalar esnasında çeşitli modeller ARCH/GARCH modellerinin sahip olması gereken koşulları sağlamadığı için bir kısmı değişen varyans sorununu gideremediği için bir kısmı da model karşılaştırması adımı için uygun olmadığından analiz kapsamı dışına çıkarılmıştır. Model karşılaştırmaları sonucunda TIC katsayısı kriterine göre GARCH (2,1) modeli XU050 endeksi için en uygun volatilité modeli olarak belirlenmiştir. Bu sonuç literatür ile ancak GARCH modelinin tespiti noktasında uyumluluk içindedir. Literatür taraması aşamasında da belirtildiği üzere XU050 endeksinin volatilitésini ölçen yalnızca iki çalışmaya (Şahin vd., 2015; Akar, 2008) rastlanmıştır. Bu çalışmalarda tespit edilen modeller EAR-GARCH (Akar, 2008) ve GARCH (1,1) (Şahin vd., 2015) şeklindedir. Mevcut çalışmada ise XU050 endeksinin volatilité ölçümü için en uygun model olarak GARCH (2,1) modeli belirlenmiştir. Ortaya çıkan farklılığın nedeni olarak mevcut çalışmasının gerek veri seti gerekse de gecikme uzunlukları olarak diğer çalışmalardan daha kapsamlı olması söylenebilir.

GARCH (2,1) modeli katsayıları kullanılarak yapılan volatilité hesaplamaları sonucunda endeksin volatilité ısrarcılığı 16.14 gün; günlük volatilitésini ise %1.7655 olarak hesaplanmıştır. Volatilité ısrarcılığı volatilitenin ortaya koyduğu riski somut bir şekilde değerlendirilmesi açısından yatırımcılara kararlarında yardımcı olabilecek içeriğe sahiptir. Yatırımcılar, negatif şokların etkisinden kaçınmak için volatilité ısrarcılığı düşük olan yatırımları değerlendirebilecektir.

Borsa İstanbul endekslerinin volatilité yapısı üzerine yapılan çalışmalar volatilité modelini ortaya koymak üzerine yoğunlaşmaktadırlar. Hem gün ve hem de gündelik oynaklık şeklinde ifadelendirilebilen volatilité ısrarcılığı bu çalışmaların ihmal edilmiş boyutudur. İlerideki çalışmalarda

volatilite ısrarcılıđının ön plana alınmasıyla bu konuda karşılaştırmayı mümkün kılacak zengin veri havuzu oluşturulabilir.

Kaynakça

Abounoori, E., Elmi, Z., ve Nademic, Y. 2016. Forecasting Tehran Stock Exchange Volatility; Markov Switching GARCH Approach. *Physica A*, 445, 264–282.

Akar, C. 2008. Hisse Senedi Getirilerinde Volatilite ve Otokorelasyon İlişkisi: EAR-GARCH Modeli, *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 7 (23), 134-142.

Aksu, T. 2006. *Gecelik Faiz Oranlarının Volatilitésinin Modellenmesinde Asimetrik GARCH Modelleri*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

Alexander, C. 2008. *Practical Financial Econometrics*. New York, NY: John Wiley and Sons.

Asarkaya, A. 2010. Forecasting Volatility of Istanbul Stock Exchange. *International Conference Globalization and Higher Education in Economics and Business Administration (GEBA)*.

Başçı, E. Ş. 2011. İMKB Mali ve Sınai Endekslerinin 2002-2010 Dönemi için Günlük Oynaklığının Karşılaştırmalı Analizi, *İşletme Fakültesi Dergisi*, Cilt 12, Sayı 2, 2011, 87-199.

Black, F. 1976. Studies of Stock Market Volatility Changes, *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section*, 177–181.

Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, *Journal of Econometrics*, Vol. 31, 307-327.

Brooks, C. 2008. *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge: Cambridge University Press.

Brooks, R. D., Robert W. F., Michael D. McKenzie and Heather M. 2000. A Multi-Country Study of Power ARCH Models and National Stock Market Returns, *Journal of International Money and Finance*, 19 (3), 377-397.

Büberkökü, Ö. 2013. GARCH Modellerinin Performanslarının Değerlendirilmesinde Riske Maruz Değer Yöntemi: İMKB-100, Mali, Sınai ve Hizmetler Endeksleri Üzerine Bir Uygulama, *İktisat İşletme ve Finans*, 28 (330), 81-104.

Chou, R. Y. 1988. Volatility Persistence and Stock Valuations: Some Empirical Evidence Using GARCH. *Journal of Applied Economics*, 3, 279-294. <http://dx.doi.org/10.1002/jae.3950030404>

Christie, A. A. 1982. The Stochastic Behavior of Common Stock Variances-Value, Leverage and Interest Rate Effects. *Journal of Financial Economics*, 10(4), 407–432. [http://dx.doi.org/10.1016/0304-405X\(82\)90018-6](http://dx.doi.org/10.1016/0304-405X(82)90018-6)

Çukur, S., Gümrah, Ü. ve Gümrah, M. Ü. 2012. İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Hisse Senedi Getirileri ve İşlem Hacmi İlişkisi, *Niğde Üniversitesi İİBF Dergisi*, Cilt: 5, Sayı: 1, 20-35.

Demir, İ. ve Çene, E. 2012. İMKB 100 Endeksindeki Kaldıraç Etkisinin ARCH Modelleriyle İki Alt Dönemde İncelenmesi, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, Cilt: 41, Sayı: 2, 214-226.

Demirhan, D. 2013. Stock Market Reaction to National Sporting Success: Case of Borsa İstanbul. *Pamukkale Journal of Sport Sciences*, Vol: 4, No: 3, 107-121.

Ding, Z., Engle, R. F. and Granger, C. W. J. 1993. Long Memory Properties of Stock Market Returns and a New Model. *Journal of Empirical Finance*, 1 (1), 83–106.

Duran, A. ve Şahin, A. 2006. İMKB Hizmetler, Mali, Sınai ve Teknoloji Endeksleri Arasındaki İlişkinin Belirlenmesi. *Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 1, 57-70.

Ekim, S. ve Koy, A. 2016. Borsa İstanbul Sektör Endekslerinin Volatilite Modellemesi, *Trakya Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Vol.5 (2), 1-13.

Engle R. 2001. GARCH 101: Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics, *Journal of Economic Perspective*,15(4), 157-168.

Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, Vol: 50, No: 4, 987-1007.

Er, Ş. and Fidan, N. 2013. Modeling Istanbul Stock Exchange-100 Daily Stock Returns: A Nonparametric GARCH Approach, *Journal of Business, Economics & Finance* (2013), Vol. 2 (1), 36-50.

Eryılmaz, F. 2015. Modelling Stock Market Volatility: The Case of BIST-100. *Annals of the „Constantin Brâncuși” University of Târgu Jiu, Economy Series*, Issue 5/2015. Academica Brâncuși” Publisher, ISSN 2344 – 3685/ISSN-L 1844 – 7007, 37-47.

Gök, İ. Y. ve Kalaycı, Ş. 2013. Endeks Futures İşlemlerin Spot Piyasa İstikrarına Etkisi: Türkiye Piyasaları Üzerine Ampirik Bir Araştırma,

Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt: 18, Sayı: 2, 399-422.

Gökbulut, R. İ., Köseoğlu, S. D., ve Atakan, T. 2009. The Effects of the Stock Index Futures to the Spot Stock Market: A Study for the Istanbul Stock Exchange. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, Cilt:38, Sayı: 1, 84-100.

Gökbulut, R., and Pekkaya, M. 2014. Estimating and Forecasting Volatility of Financial Markets Using Asymmetric GARCH Models: An Application on Turkish Financial Markets. *International Journal of Economics and Finance*, 6 (4), 23-33. <http://dx.doi.org/10.5539/ijef.v6n4p23>

Gökçe, A. 2001. İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Getirilerindeki Volatilitenin ARCH Teknikleri ile Ölçülmesi, *İ.İ.B.F. Dergisi*, Gazi Üniversitesi, 1, 2001, 35-58.

Griffiths, W. E., Hill, R. C. and Lın, G. C. 2008. *Using Eviews for Principles of Econometrics*, 3rd ed., John Wiley & Sons Inc.

Gujarati, D. 2011. *Econometrics by Example*. Palgrave Macmillan.

Güriş, S. ve Saçıldı, İ. S. 2011. İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Hisse Senedi Getiri Volatilitesinin Klasik ve Bayesyen Garch Modelleri ile Analizi. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Cilt 13 Sayı 2, 153-172.

Gürsakal, S. 2011. GARCH Modelleri ve Varyans: İMKB Örneği, *Ç. Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Cilt: 20, Sayı: 3, 161-178.

Gürsoy, M. ve Balaban, M.E. 2014. Hisse Senedi Getirilerindeki Volatilitenin Modellenmesinde Destek Vektör Makinelerine Dayalı GARCH Modellerinin Kullanımı, *Kafkas Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi* 5(8), 167-186.

Karabacak, M., Meçik, O. ve Genç, E. 2014. Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile BİST 100 Endeks Getirisi ve Altın Getiri Serisi Volatilitesinin Tahmini. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, Cilt: 6, Sayı: 1, 79-90.

Karahanoglu, I. ve Ercan, H. 2015. BNK10 Endeksindeki Kaldırac Etkisinin Genelleştirilmiş Otoresif Koşullu Varyans Modeli İle Analiz Edilmesi. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7 (3), 169-181.

Kendirli, S. ve Karadeniz, G. 2012. 2008 Kriz Sonrası İMKB 30 Endeksi Volatilitesinin Genelleştirilmiş ARCH Modeli ile Tahmini, *KSU İİBF Dergisi*, 95- 104.

Köseoğlu, S. D. 2010. 1997-2010 Dönemi Türk Bankacılık Sektörü Risk Analizi, *Niğde Üniversitesi İ.İ.B.F Dergisi*, 2010, Cilt: 3, Sayı: 2, 119-134.

Kutlar, A. ve Torun, P. 2013. İMKB 100 Endeksi Günlük Getirileri İçin Uygun Genelleştirilmiş Farklı Varyans Modelinin Seçimi, *Erciyes Üniversitesi İİBF Dergisi*, Sayı: 42, 1-24.

Lambert, P. and Laurent, S. 2002. Modelling skewness dynamics in series of financial data Using skewed location-scale distributions, <http://www.timberlake-consultancy.com/slaurent/pdf/Lambert-Laurent.pdf>

Mapa, D. S. 2004. A Forecast Comparison of Financial Volatility Models: GARCH (1,1) is not Enough, *The Philippine Statistician*, Vol. 53. [http://stat.upd.edu.ph/faculty/cdsm/GARCH\(1,1\)%20is%20not%20Enough.pdf](http://stat.upd.edu.ph/faculty/cdsm/GARCH(1,1)%20is%20not%20Enough.pdf).

Mazıbaşı, M. 2005. İMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri ile Bir Uygulama. *VII. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, 26-27 Mayıs 2005, İstanbul Üniversitesi

Mugaloglu, Y, and Erdag, E. 2011. The Relationship between Stock Return Volatility and Public Disclosure: The Case of Istanbul Stock Exchange Online Public Disclosure Platform. *Journal of Applied Economics and Business Research*, 1(2), 93-102.

Nelson D. 1991. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica* 59(2), 347 – 370.

Özen, E., Özdemir, L., Grima, S. and Bezzina, F. 2014. Investigating Causality Effects in Return Volatility among Five Major Futures Markets in European Countries with a Mediterranean Connection, *Journal of Financial Management, Markets and Institutions*, 2 (2), 207-220. <https://ideas.repec.org/a/mul/jdp901/doi10.12831-78759y2014i2p207-220.html>

Özkan, M. S. 2013. Borsa İstanbul 100 Endeksinin Yiyecek-İçecek Sektörü Endeksi ve Teknoloji Sektörü Endeksi Karşısındaki Volatilitesi (Volatility of Borsa İstanbul-100 Index Food - Beverage Sector Index and The Technology Sector Index). *E-Journal of New World Sciences Academy*, 9 (2), 21-30.

Posedel P. 2005. Properties of Estimation of GARCH(1,1) Model, *Metodoloski Zvezki*, 2 (2), 243-257.

Reider, R. 2009. Volatility Forecasting I: GARCH Models URL: http://cims.nyu.edu/almgren/timeseries/Vol_Forecast1.pdf Erişim Tarihi: 20.02.2017.

Schwert, G. W. 1989. Why Does Stock Market Volatility Change Over Time? *Journal of Finance*, 1115-1153.

Sevüktekin, M. ve Nargeleçekenler, M. 2006. İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Getiri Volatilitésinin Modellenmesi ve Ön raporlanması, *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, Cilt: 61, Sayı: 4, 243-265.

Songül, H. 2010. *Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri: Döviz Kurları Üzerine Uygulama, Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası, Uzmanlık Yeterlilik Tezi*, <http://www3.tcmb.gov.tr/kutuphane/TURKCE/tezler/huseyinsongul.pdf>.

Şahin, Ö., Öncü, M. A. ve Sakarya, Ş. 2015. BİST-100 ve Kurumsal Yönetim Endeksi Volatilitelerinin Karşılaştırmalı Analizi, *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, Cilt: 16, Sayı: 2, 107-126.

Telatar, E. ve Binay, H.S. 2002, "İMKB Endeksinin PARCH Modellemesi," *Akdeniz İİBF Dergisi*, 3, 114-121.

Tokat, E. 2010. İMKB Sektör Endeksleri Arasındaki Şok ve Oynaklık Etkileşimi, *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, Cilt: 4, Sayı: 1, 91-104.

Yıldız, B. 2016. Oynaklık Tahmininde Simetrik ve Asimetrik GARCH Modellerinin Kullanılması: Seçilmiş BİST Alt Sektör Endeksleri Üzerine Bir Uygulama, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Ekim/2016, 83-105.

Yöntem, G. 2014. Finansal Piyasalarda Stilize Gerçekler: BİST-30 Örneği, <https://independent.academia.edu/G%C3%BCrerY%C3%B6ntem> Erişim Tarihi: 30.09.2016.