

Atf için / for cited: Armağan, İ.Ü. (2023). BIST 100 Endeks Volatilitésinin Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile İncelenmesi. Journal of Vocational and Social Sciences of Turkey, Yıl: 5, Sayı: 11, Nisan 2023, s.39-52.

BIST 100 ENDEKS VOLATİLİTESİNİN KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ İLE İNCELENMESİ

İlknur Ülkü ARMAĞAN*

ÖZET

Ülke ekonomilerinin gelişiminin ve ekonomik kalkınmanın sağlanabilmesi için önemli göstergelerden biri finansal piyasalardır. Finansal piyasalar fon arz eden ve fon talep eden ekonomik birimleri finansal aracılar yardımıyla bir araya getirerek fon akışını gerçekleştirmektedir. Bu nedenle finansal piyasaların etkin çalışması ve istikrarı ülke ekonomileri için önem kazanmaktadır. Fakat finansal piyasalarda yaşanan krizler, anomaliler ve fiyat dalgalanmaları piyasaların işleyişini etkilemektedir. Piyasalarda görülen fiyat dalgalanmaları finansal varlık fiyatlarının ortalama değerinden ani sapması, volatilité olarak tanımlanmaktadır. Volatilité finansal varlık fiyatlarının risk seviyesini göstermektedir. Bu nedenle varlık fiyatlarında görülen volatilitenin izlenmesi ve modellenmesi gerekmektedir. Böylece piyasalarda risk yönetimi yapılabilmekte, piyasa aktörlerine daha güvenli bir yatırım ortamı sunulabilmekte, piyasaların istikrarı sağlanabilmektedir. Çalışmada, Borsa İstanbul 100 Endeksinin 03.02.1986-30.12.2022 tarihleri arasındaki günlük verileri kullanılarak volatilitesi modellenmektedir. Literatür incelendiğinde Endeks getirilerinin volatilitesi üzerine yapılan analizler bulunmaktadır. Fakat volatilitenin koşullu değişen varyans modelleriyle incelendiği ve geniş bir veri setinin kullanıldığı çalışmanın literatüre katkı sağlaması amaçlanmaktadır. Araştırmada değişen varyans sorunu için farklı modeller oluşturulmaktadır. Model sonuçlarının seçim kriterleri değerlendirildiğinde en uygun model olarak GARCH(2,1) tercih edilmektedir. Böylece Endeks volatilitesi incelenen dönemde seçilen koşullu değişen varyans yöntemiyle daha iyi açıklanmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Finansal Piyasalar, Borsa İstanbul, Volatilité, Koşullu Değişen Varyans, ARCH GARCH Modelleri.

JEL Sınıflandırma Kodları: B23, C58, D53, G10, G20.

INVESTIGATION OF BIST 100 INDEX VOLATILITY WITH CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY MODELS

ABSTRACT

One of the important indicators for economic growth is financial markets. Financial markets bring together those who supply funds and those who demand funds through financial intermediaries, enabling fund flows. Therefore, the effective functioning of financial markets is important for country economies. However, crises, anomalies, and price fluctuations in financial markets affect the markets. Fluctuations seen in markets, defined as the sudden deviation of financial asset prices from their average value, are called volatility. Volatility shows the risk level of financial asset prices. Therefore, it is necessary to monitor and model the volatility seen in asset prices. In this way, risk management can be performed in markets, a safer investment environment can be provided, and market stability can be ensured. In the study, the volatility of the Borsa Istanbul 100 Index is modeled using daily data between 03.02.1986-30.12.2022. When the literature is reviewed, analyses on the volatility of the index returns can be found. However, it is aimed that the study, which examines volatility with conditional

* Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Keçiborlu Meslek Yüksekokulu, Finans Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü, Dr.Öğr.Üyesi, ulkuarmagan@isparta.edu.tr, ORCID: 0000-0003-0542-0007

heteroscedasticity models and uses a large data set, will contribute to the literature. In the study, different models are created for the problem of changing variance. When the selection criteria of model results are evaluated, GARCH(2,1) is preferred as the most suitable model. Thus, the volatility of the index is better explained with the selected conditional heteroscedasticity method during the examined period.

Keywords: Financial Markets, Borsa Istanbul, Volatility, Conditional Heteroscedasticity, ARCH GARCH Models.

JEL Classification Codes: B23, C58, D53, G10, G20.

GİRİŞ

Finansal piyasalardaki menkul kıymet fiyatlarında görülen ani değer artışları ve değer kayıpları finansal yatırımcının yatırım kararlarını etkilemektedir. Hızlı değişim menkul kıymet fiyatlarının ortalama getiriden sapmasına neden olmakta ve volatilitiyi artırmakta, finansal yatırımcı için varlıkları fiyatlamak zorlaşmaktadır. Bu değişim yatırımcının finansal piyasalarda aldığı riski de artırmaktadır. Çünkü finansal yatırımcılar finansal yatırım kararlarını varlıkların beklenen değeri ve risk düzeyini dikkate alarak vermektedir (Nofsinger, 2014, s.2,71). Bu nedenle de risk düzeyinin göstergesi olan volatilité, yani finansal varlıklarının getirilerinin varyansı önem kazanmaktadır. Dolayısıyla finansal piyasalarda menkul kıymetlerin beklenen getirilerinin doğru tahmin edilebilmesi için volatilitenin de modellenmesi gerekmektedir. Volatilitenin modellenmesi için de tercih edilen zaman aralığı baz alınarak, veri setine uygun olarak farklı yöntemler kullanılabilir. Geleneksel ekonometrik modellemelerde varyansın zamandan bağımsız, sabit olduğu kabul edilmekte (homoskedasticity) ve finansal verilerin analizinde doğrusal yöntemler kullanılmaktadır (Aydın, 2004, s.xi,2). Fakat Engle (1982)'ın yaptığı çalışmalar zaman serilerinin varyansının değişken olduğunu, model seçiminde veri setinin özelliklerinin dikkate alınması gerektiğini göstermektedir. Bu nedenle volatilitenin modellenmesinde genellikle doğrusal olmayan koşullu değişken varyans (Autoregresif Conditional Heteroskedasticity, ARCH) modelleri tercih edilmektedir. Bunlar da kendi içinde simetrik ve asimetrik koşullu değişken varyans modelleri olarak ayrılmaktadır. Zaman serilerinin değişken varyansını modellemek için kullanılan ARCH modeli daha sonra Bollerslev (1986) tarafından geliştirilmiş koşullu değişken varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, GARCH) modeline genişletilmiştir. Böylece geliştirilen modellerle finansal varlığın değişen varyansı doğru şekilde modellenmekte, finansal piyasalarda yatırım kararlarının en önemli etkenlerinden olan riski daha doğru hesaplanabilmektedir. Çünkü finansal yatırımcılar portföylerine tercih ettikleri varlıkların ve toplam portföylerinin kümülatif riskini bilmek istemektedir. Bu da volatilitenin modellenmesiyle, risk yönetimi kavramını ön plana getirmektedir. Aktif bir risk yönetimi süreci ile finansal varlıkların ortalama değerden sapmaları anlık olarak takip edilebilmekte, doğru yatırım stratejileriyle uygun pozisyonların alınması sağlanabilmektedir.

Çalışmada, öncelikle volatilité ve risk kavramları tanımlanarak, bu kavramların finansal piyasalar ve yatırımcı için önemi açıklanmaktadır. Daha sonra konuyla ilgili ulusal ve uluslararası benzer çalışmalar verilmekte ve volatilitenin modellenmesinde kullanılan yöntemler incelenmektedir. Çalışmanın analiz kısmında ise Borsa İstanbul 100 (BIST 100) Endeksinin 03 Şubat 1986-30 Aralık 2022 tarihleri arasındaki günlük kapanış verileri kullanılarak logaritmik getirileri hesaplanmakta ve endeksin volatilitesi koşullu değişken varyans yöntemleri ile modellenmektedir. Analizde kullanılan veri seti için farklı modeller tahmin edilmekte fakat seçim kriterleri dikkate alınarak uygun model olarak GARCH(2,1) seçilmektedir.

1. VOLATİLİTE VE RİSK

Finansal piyasalarda belirsizlik ve risk altında yatırım kararı veren yatırımcılar finansal ürünler arasında tercihlerini yapmaktadır. Piyasalardaki risk geçmiş verilere bağlı olarak matematiksel olarak hesaplanan olasılık dağılımına bağlı olayları ifade ederken, belirsizlik ise tamamen subjektif olarak

ortaya konulan, herhangi bir analize dayanmayan bir olayın gerçekleşmesidir (Kıyılar ve Akkaya, 2016, s.6-8). Bu nedenle yatırımcı için yatırım kararlarında risk ölçülebilir, belirsizlik ise ölçülemez bir değerdir. Finansal piyasalarda riskin göstergesi ise volatilitedir. Volatilite piyasalardaki finansal araç fiyatlarının incelenen dönemdeki hızlı değişimi ya da oynaklığı olarak tanımlanmakta ve finansal varlığın getirisinin varyansının karekökü olan standart sapma değeri ile hesaplanmaktadır. Butler (1999) volatilitayı finansal enstrümanların fiyatındaki değişimin istatistiksel bir ölçümü olarak açıklarken, Pritamani ve Singal (2001) getirileri ölçeklendirmek için volatilit kavramını kullanmayı tercih etmektedir. Volatilite bir anlamda varlık fiyatının alabileceği en yüksek ve en düşük bantı ifade etmekte, varlık fiyatları bu bant içinde dalgalanma göstermektedir. Fakat bu bantın genişliği finansal varlığın risk düzeyinin arttığını gösterdiği için, finansal yatırımcı için volatilit hesaplanması ve takip edilmesi gereken bir parametre haline gelmektedir.

Finansal piyasalarda volatilit, finansal varlıkların gerçekleşen getirilerinin beklenen ortalama getiriden saptmasıdır. Bu nedenle finansal yatırımcılar finansal yatırım portföylerine alacakları finansal ürünlerin volatilitelerini ve finansal portföylerinin toplam volatilitelerini dikkate almak zorundadır. Böylece yatırımcılar portföylerinin volatilitelerini takip ederek, etkin bir risk yönetimi yapabilmekte, beklenen getiri ve risk düzeyi tercihlerine göre finansal yatırımlarını revize edebilmektedir.

Finansal piyasalarda volatilitenin hesaplanmasında da çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları sabit ya da koşulsuz volatilit modeli olarak da kabul edilen, eşit ağırlığa sahip tarihsel ortalama verilere dayanan rassal yürüyüş modeli (Random Walk Model), tarihsel ortalama (Historical Mean Model) modelidir. İncelenen seride tercih edilen geçmiş n dönemde oluşan volatilitenin eşit ağırlıklı ortalamasını alan hareketli ortalama modeli (Moving Average Model), en yakın tarihli veriden en eskiye doğru gidildikçe daha az ağırlıklandırma yapılan ağırlıklandırılmış hareketli ortalama modeli (Weighted Moving Average Model), regresyon denkleminde dayalı oluşturulan basit regresyon modeli, geçmiş data ve daha birçok değişkene bağlı olarak gelecekteki volatilitenin öngörüldüğü zımnî volatilit (Implied Volatility Model) modelidir. Ayrıca serinin gecikmeli değerlerine bağlı olarak volatilit tahmininin yapıldığı otoregresif (Autoregressive-AR), hareketli ortalama (Moving Average-MA), otoregresif hareketli ortalama (Autoregressive Moving Average-ARMA) modelleri ve zaman serilerinin volatilitesinin zaman içinde değiştiğini kabul eden otoregresif koşullu değişen varyans (Autoregresif Conditional Heteroskedasticity-ARCH) modeli, genelleştirilmiş koşullu değişen varyans (Generalized Autoregresif Conditional Heteroskedasticity-GARCH) modelleri bulunmaktadır. Ayrıca volatilit analizinde farklı özellikteki EGARCH (Nelson, 1991), GARCH M (Engle vd., 1987), IGARCH (Engle ve Bollerslev, 1986), GJRGARCH (Glosten vd., 1993), TGARCH (Zakoian, 1994) gibi daha birçok model de kullanılmaktadır. Literatürde de farklı modellerle yapılan çalışmalar bulunmaktadır.

2. LİTERATÜR İNCELEMESİ

Literatürde finansal zaman serisi getirilerinde görülen volatilitenin modellenmesi ile ilgili ulusal ve uluslararası araştırmalar vardır. Çalışmada öncelikle uluslararası kaynaklar incelenmektedir.

Costa (2017) NASDAQ 100 Endeksinin 1986 ve 2016 yılları arasındaki otuz yıllık günlük verilerini kullanarak, volatilitayı modellemede en açıklayıcı modelin GARCH(1,1) olduğunu bulmuştur. Al-Najjar (2016) Amman Borsasında (ASE) 2005-2014 yıllarına ait günlük veriyle volatilitayı analiz etmiştir. İncelenen dönemde EGARCH(1,1) asimetrik modeli uygun model olarak tespit edilmiştir. Miron and Tudor (2010) Budapeşte Borsası (BES) BET-C Endeksi ve bu borsada işlem gören IMP (IMPACT Developer and Contractor) pay senedinin, New York Borsası (NYSE) Standard&Poor's Endeksinin ve yine bu borsada işlem gören KO (The Coca-Cola Company) pay senedinin 2001-2010 yıllarındaki günlük datasını iki alt periyoda ayırarak incelemiş, EGARCH modelinin alınan örneklem için diğer modellerden daha iyi sonuç verdiğini bulmuştur. Olowe (2009) Ocak 2004-Mart 2009 yılları arası Nijerya borsası (NSE) günlük verilerini kullanarak EGARCH-M(1,1) modelinin incelenen zaman aralığına uygun olduğunu göstermiştir. Bühlmann ve McNeill (2002) Haziran 1986 ve Mart 1990

arasında BMW pay senedi günlük datasıyla yaptıkları araştırmada GARCH(1,1)'in volatilitenin açıklanmasında en uygun model olduğunu tespit etmişlerdir. Yu (2002) Yeni Zelanda Borsası NZSE40 Endeksinin volatilitisini 1980-1998 yılları günlük verilerini kullanarak araştırmıştır. İncelenen dönemde GARCH(3,2) modeli en iyi modeldir. Apergis ve Eleptheriou (2001) Yunanistan borsasının 1990-1999 yılları arasındaki verisiyle volatilitenin yapısını araştırmış, döneme uygun en iyi modelin GQARCH(1,2) olduğunu bulmuşlardır. Chong vd., (1999) eski adıyla Kuala Lumpur borsası (KLSE), yeni adıyla Bursa Malaysia Borsasında bulunan beş endeksin 1989 ve 1990 yılları arasındaki günlük verileriyle yaptığı tahminde EGARCH(1,1) modelinin uygun olduğunu, IGARCH modelinin ise volatilitenin tahmininde incelenen dönemde tavsiye edilmeyeceğini tespit etmektedir. Zokoian (1994) Fransa CAC Endeksinde Ocak 1976- Temmuz 1990 arasında GARCH, EGARCH ve TGARCH modellerinin performansını incelemiş ve modeller arasında TGARCH modelini tercih etmiştir. Brailsford ve Faff (1993), Temmuz 1972-Ocak 1994 arası Avustralya borsası aylık verileri ile yaptığı çalışmada volatilitenin GARCH(3,1) ile modellenmiş, daha sonra ise asimetriyi de dikkate aldığı GJR-GARCH(3,1) modelinin daha uygun olduğunu vurgulamıştır. Campbell ve Hentschel (1992) 1926 ve 1988 yılları arasında Menkul Kıymet Fiyatları Araştırma Merkezi (CRSP) değer ağırlıklı pay senedi endeksi günlük getirilerini kullandığı çalışmada varyansı GARCH-M(1,2) ile modellemektedir.

Literatürdeki ulusal araştırmalar incelendiğinde de yurtdışı menkul kıymet borsaları ve Borsa İstanbul üzerine yapılan analizler bulunmaktadır.

Işıklar (2016), 2007 ve 2009 yılları arasında BIST 100 Endeksinin günlük kapanış fiyatlarını kullanarak yaptığı çalışmada, volatilitenin modellenmesi için GARCH(3,1)'in uygun olduğunu bulmuştur. Fakat incelenen dönemdeki olumlu ve olumsuz haber etkisi ayrıştırılarak analiz edildiğinde ise EGARCH(2,3) modeli incelenen döneme daha uygun olduğu bulunmaktadır. Karahanoğlu ve Ercan (2015) BIST BNK10 endeksinin, 04 Ocak 2010, 26 Mayıs 2015 arasındaki günlük kapanış verilerini getirilerin volatilitesi açısından incelemiş ve volatilitenin TGARCH(1,1) ile modellenmiştir. Tuna ve İsaetli (2014) 2002 ve 2012 yılları arasında BIST 100 endeksinin volatilitisini araştırmıştır. İncelenen döneme en uygun modelin ise GARCH(1,1) olduğunu belirlemiştir. Er ve Fidan (2013) BIST 100 endeksinin Kasım 1991-2012 tarihleri arasındaki günlük verileriyle yaptığı çalışmada volatilitenin GARCH(1,1) ile modellenmiştir. Hartavi (2013) Ocak 1988- Temmuz 2013 döneminde BIST 100 Endeksi günlük verilerini kullanarak volatilitenin incelemektedir. Analiz sonuçları GJR-GARCH(4,4) modelinin incelenen dönemi açıklamada en uygun model olduğunu göstermektedir. Ayrıca APGARCH (4,4) modeli de analizlerinde oldukça iyi sonuçlar vermektedir. Kutlar ve Torun (2013) BIST 100 endeksi günlük kapanış fiyatlarını kullanarak, 01 Kasım 2002 ve 08 Ağustos 2012 arasında, risk ve getiri ilişkisini araştırmış, veri dönemine uygun model olarak TGARCH(1,1) modelini tespit etmiştir. Çağır ve Okur (2010) Şubat 2004-2010 döneminde Borsa İstanbul Ulusal 100, Ulusal 30, Ulusal Tüm endekslerinin günlük kapanış verileriyle 2008 krizinin etkisini baz alarak bu endekslerin volatilitisini tüm datada ve datayı kriz dönemine göre iki alt döneme ayırarak incelemiştir. Analizde elde edilen sonuçlar arasından en iyi modelin GARCH (1,1) olduğu görülmektedir. Atakan (2009) İMKB 100 Endeksi günlük verileri ile 1987-2008 tarihleri arasında endeksin volatilitisini geniş bir veri setiyle analiz etmiştir. Çalışmada volatilitenin modellenmede en açıklayıcı model olarak GARCH(1,1) bulunmuştur. Köksal (2009) İMKB 100 Endeksi günlük kapanış verileri ile volatilitenin araştırıldığı analizinde Ocak 1998- Aralık 2008 dönemi için en iyi model olarak EGARCH(2,2) modelini tercih etmişlerdir. Özden (2008), BIST 100 Endeksinin günlük kapanış fiyatları ile Ocak 2000 ve Ekim 2008 arasında getirilerin volatilitisini analiz etmiş, incelenen dönemdeki veriye en uygun modelin asimetric etkiye sahip olan TGARCH(1,1) modeli olduğunu bulmuştur. Sarıoğlu (2006) çalışmada, İMKB 100 Endeksindeki volatilitenin 1991-2004 ve 1996-2004 olarak ikiye ayırıldığı alt dönemlerde haftalık, on günlük ve aylık kesitsel verilerle araştırmış ve her döneme uygun farklı GARCH ve EGARCH modellerinin olduğu görülmüştür. Aydın (2003) çalışmada, BIST 30 Endeksinde volatilitenin GARCH(1,1)'in en açıklayıcı model olduğunu tespit etmiştir. Gökçe (2001) 2 Ocak 1989 ve 31 Aralık 1997 dönemindeki günlük veriyi kullanarak BIST 100 Endeksi getirilerinin volatilitisini araştırmış, modellenmede en uygun modelin GARCH(1,1) olduğu

bulunmuştur. Kutlar ve Dönek (2001) İMKB 100 Endeks verilerini iki alt döneme ayırarak 1988-1994 ve 1994-2000 yılları arasında yaptıkları çalışmada volatilitenin modellenmesinde en iyi model olarak EGARCH(2,2)'yi tercih etmişlerdir. Akgiray (1989) 1963-1986 arasındaki verilerle altışar yıldan oluşan dört alt dönem oluşturmuş ve volatilitiyi araştırmıştır. Analizde uygun model olarak alt dönemler ve tüm dönem için GARCH(1,1) modeli tercih edilmiştir. Sevüktekin ve Nargeleçekenler (2006), 1987-2006 arasındaki BIST 100 Endeksi günlük verileriyle getirilerin volatilitelerini araştırdığı çalışmada GARCH (1,1) modelini uygun model olarak tespit etmiştir. Payaslıoğlu (2001) İMKB-100 Endeksinin Ocak 1990 ve Temmuz 2000 tarihleri arasındaki günlük verileriyle yaptığı analizinde, tahmin ettiği GARCH-M(1,1), EGARCH-M(1,1) ve TGARCH-M(1,1) modellerinden en uygun olanın GARCH-M(1,1) olduğunu söylemektedir. Gökcan (2000) gelişmekte olan Arjantin, Brezilya, Kolombiya, Malezya, Meksika, Filipinler ve Tayvan borsalarında 1988-1996 yılları arasındaki volatilitiyi analiz etmiştir. İncelenen ülkelerin hepsinde volatilitenin modellenmesinde GARCH(1,1)'in daha uygun olduğu görülmüştür. Güneş ve Saltoğlu (1998) İMKB Bileşik Endeksinin 1988-1996 dönemi günlük getirileriyle volatilitiyi araştırdığı çalışmada volatilitenin açıklanması için en iyi model olarak GARCH(1,1) bulunmuştur.

3. BIST 100 ENDEKS VOLATİLİTESİNİN MODELLENMESİ

Çalışmanın uygulama kısmında 03 Şubat 1986 ve 31 Aralık 2022 tarihleri arasında BIST 100 Endeksinin günlük kapanış fiyatları kullanılarak, Endeksin önce günlük getirileri hesaplanmakta, daha sonra ise Endeks getirilerinin volatilitesi yapıları modellenmektedir. Volatilitenin araştırılmasında yöntem olarak değişen varyansı modelleyen ARCH modelleri, GARCH modelleri kullanılmaktadır. Analizde kullanılan veriler Borsa İstanbul veri platformundan temin edilmiş ve EVIEWS 13 ve Microsoft Excel ile analiz edilmiştir.

3.1. ARCH Ve GARCH Modeli

Genel olarak finansal varlık serisi getirilerinin varyansının sabit olduğu varsayılmakta ve doğrusal modeller ile analiz edilmektedir. Fakat günümüzde kullanılan finansal zaman serileri incelendiğinde varyansın zaman içinde değişkenlik gösterdiği (heteroskedasticity) görülmektedir. Volatilitenin nedeniyle finansal varlık getirileri normal dağılımdan farklı olarak sağ ve sol uç noktalarda daha geniş (fat tail), tepe noktasında ise daha basık ya da sivri (excess kurtosis) şekilde dağılabilmektedir (Tsay, 2002, ss.8-9). Dolayısıyla seriler normal dağılım göstermemekte, serilerin varyansı da zaman içinde değişmektedir. Bu nedenle değişken volatilitiyi araştırmak için değişen varyansı modelleyen ARCH modelleri, GARCH modelleri kullanılmaktadır. Böylece değişen varyans modelleriyle finansal piyasalardaki fiyat dalgalanmaları daha iyi açıklanmaya ve gerçek fiyat oluşumu sağlanmaya çalışılmaktadır. Çünkü özellikle belirsizliğin arttığı dönemlerde finansal piyasalardaki volatilitenin yükselmekte, piyasalar için riskli bir durum oluşturmaktadır. Bu nedenle finansal piyasalardaki volatilitenin doğru olarak hesaplanabilmesi gerekmektedir.

Varyansın zaman içinde değişkenlik gösterdiği üzerine kurulu olan koşullu değişen varyans modelleri de finansal piyasalarda volatilitenin hesaplanmasında en çok tercih edilen modellerden olmaktadır. Modeller yüksek frekanslı zaman serilerini baz almaktadır.

Otoregresif koşullu değişen varyans, ARCH modelleri Engle (1982) tarafından geliştirilmiştir. Modelde hata terimi u_t , u_t 'nin koşullu varyansı ise σ_t^2 olarak tanımlanmaktadır. Hata terimlerinin geçmiş p kadar dönemde aldığı değerlerin karelerinin toplamı da hata teriminin koşullu varyansını vermektedir. Varyans modelinin tanımlanabilmesi için önce getiri denklemi, Y_t tahmin edilmekte ve hata terimi, u_t oluşturulmaktadır. Getiri denklemindeki hata terimleri, u_t 'nin de normal dağılım gösterdiği, $u_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ varsayılmaktadır. Denklemdeki p gecikme sayısı, α modelin parametresidir. Modelde $\alpha_0 > 0$, $i > 0$ için de $\alpha_i \geq 0$ koşulları sağlanmalıdır.

Getiri ve koşullu varyans denklemleri, ARCH(p),

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + u_t \quad (1)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \quad (3)$$

ARCH modelleri geliştirilerek Bollerslev (1986) tarafından geliştirilmiş koşullu değişen varyans, GARCH modelleri tanımlanmıştır. GARCH modelinde koşulu varyans, ARCH modelinde olduğu gibi geçmiş hata terimlerinin karelerinin toplamından ve buna ek olarak koşullu varyansın geçmiş değerlerinden oluşmaktadır. Bu durumda geliştirilmiş koşullu varyans denklemi, GARCH(p, q),

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

Denklemdaki p parametresi ARCH modelinin, q parametresi ise GARCH modelinin gecikme sayısını göstermektedir. Ayrıca denklemin tanımlanabilmesi için $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ ve $\alpha_i + \beta_j < 1$ sağlanmalıdır.

3.2. Uygulama

Analizde Endeksin günlük kapanış fiyatlarının logaritması alınarak günlük getiriler hesaplanmıştır. Formülde P_t t günündeki BIST 100 Endeksinin kapanış fiyatını, R_t Endeksin t gününde logaritması alınmış getirisini göstermek üzere, logaritmik getiriyi hesaplamada kullanılan formül,

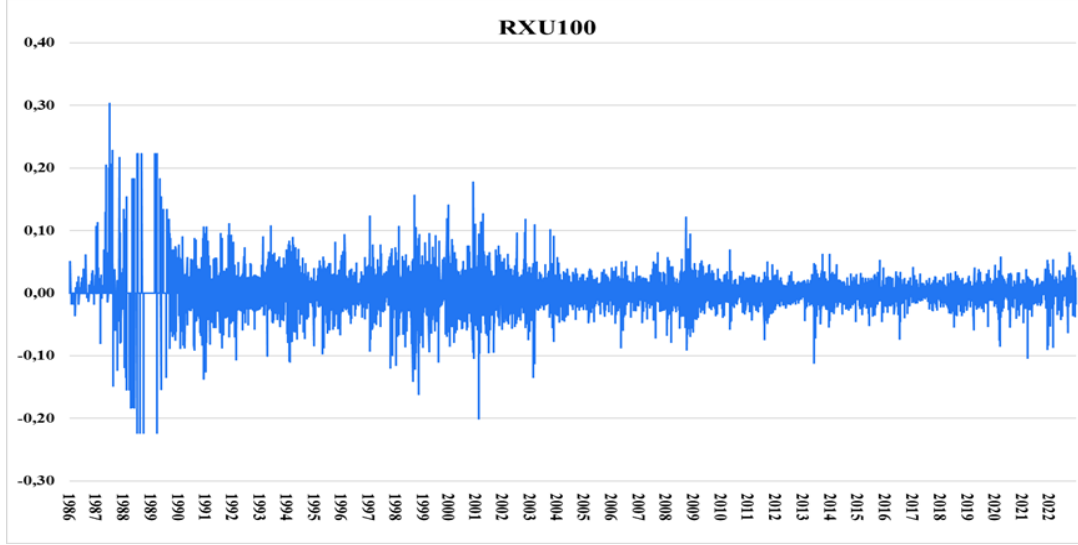
$$R_t = \ln(P_t - P_{t-1}) = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (5)$$

Ayrıca BIST 100 Endeksinin 03 Şubat 1986 ve 31 Aralık 2022 tarihleri arasındaki günlük kapanış fiyatları ve logaritmik olarak hesaplanan günlük getirileri de grafik 1 ve grafik 2 olarak sırasıyla verilmektedir.

Grafik 1. XU100 Endeksinin Günlük Kapanış Değerleri Grafiği

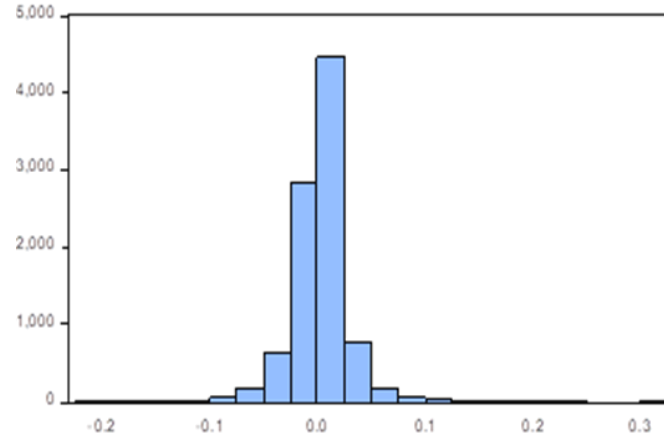


Grafik 2. XU100 Endeksinin Günlük Logaritmik Getiri Grafiği



BIST 100 Endeksi logaritmik getirilerinden elde edilen histogram Şekil 1 ve istatistik sonuçlar Tablo 1 ile verilmektedir. Tamamlayıcı istatistiklere göre BIST 100 Endeksi logaritmik getirilerinin basıklık katsayısının (kurtosis) 3'ten büyük olduğu görülmektedir. Bu durum incelenen dönemde seride kalın kuyruk (leptokurtik) olduğu, dolayısıyla beklenen normal dağılıma göre daha fazla bir pozitif basıklıkla dağıldığı görülmektedir. Serinin çarpıklık katsayısı (skewness) değerinin 0,36 ve pozitif olması ise serinin sağa çarpık özellikte bir dağılım gösterdiğini vermektedir.

Şekil 1. BIST 100 Endeksi Logaritmik Getirilerinin Histogramı



Tablo 1. BIST 100 Endeksi Logaritmik Getirilerinin İstatistikî Sonuçları

Seri	RXU100
Gözlem Sayısı	9244
Ortalama	0,001415
Medyan	0,000000
Maksimum	0,303158
Minimum	-0,223144
Standart Sapma	0,026961
Çarpıklık	0,356840
Basıklık	17,286720
Jarque Bera Testi	78812,6900
Testin Olasılığı	0,000000

Jarque Bera istatistik değeri ile serinin normal dağılımda olup olmadığı test edildiğinde, incelenen dönemde sağlanan istatistik sonucu ve sonucun olasılığına göre %1 anlamlılık düzeyinde BIST 100 Endeksi getiri serisi normal dağılım göstermemektedir.

Seri normal dağılım göstermediği için volatilité analizine geçilmeden önce araştırmada kullanılan zaman serisinin durağanlığının da test edilmesi gerekmektedir. Ayrıca Hamilton (1994) genellikle finansal zaman serileri durağanlık özelliği göstermediği için bu serilerin ortalama getirilerinin, varyanslarının, kovaryanslarının da zaman içinde değışkenlik gösterdiğini söylemektedir.

Analizde durağanlığının test edilmesi çalışmada getiriler için kurulacak regresyon denkleminin daha doğru olmasını sağlayacak, durağan olmayan serilerin modellenmesi nedeniyle karşılaşılan yanıltıcı sahte regresyon (spurious regression) modelleri önlenmiş olacaktır. Çünkü modelde sahte regresyon denklemleri kurulması analizlerde olmayan, yanıltıcı bir doğrusal ilişki modeli verebilmektedir (Phillips, 1986).

Bu nedenle incelenen serilerin analiz edilebilmesi için öncelikle durağan olup olmadığı araştırılmaktadır. Serilerin durağanlığının araştırılması için ise parametrik birim kök testleri kullanılmaktadır. Durağan olmadığı tespit edilen seriler de doğru analiz edilebilmesi için öncelikle durağan hale getirilmelidir.

Durağanlığın test edilmesinde kullanılan farklı yöntemle bulunmaktadır. Çalışmada ise BIST 100 Endeks getirileri için Genişletilmiş Dickey Fuller (Augmented DickeyFuller-ADF) birim kök testinin kullanılması tercih edilmektedir (Dickey ve Fuller, 1979). ADF birim kök testinde üç farklı regresyon denklemleri kurulmakta, testte sabit terimli, sabit terimsiz, sabit terimli ve trendli test sonuçları elde edilmektedir. BIST 100 Endeks getirilerinin ADF test istatistiği sonuçları Tablo 2’de verilmektedir.

Tablo 2. BIST 100 Endeks Getiri Serisinin ADF Test Sonuçları

	ADF Test Sonucu	Olasılığı
Sabit Terimli	-93,58711	0,0001
Sabit Terimsiz	-93,34207	0,0001
Sabit Terimli ve Trendli	-93,63692	0,0001

ADF test istatistiği sonuçlarının değerlendirilmesinde tek taraflı kritik değer tablosu kullanılmaktadır (MacKinnon, 1991). Testin uygulanmasında verilerin gecikme sayısı olarak maksimum gecikme uzunluğu formülü kullanılmaktadır (Schwert, 1989). İncelenen dönemdeki verilere uygun olarak maksimum gecikme uzunluğu ise formül yardımıyla 37 olarak hesaplanmaktadır. Analizde ADF birim kök testi değerleri istatistiki olarak sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde eşik kabul edilen kritik değer tablosundan daha küçük olduğu için incelenen Endeks getiri serisinin durağan olduğu bulunmaktadır.

BIST 100 Endeks serisinde otokorelasyonu araştırmak için korelogram grafiği de incelenmektedir. Elde edilen grafik serinin otokorelasyon (Autocorrelation Function-ACF) ve kısmi otokorelasyon (Partial Autocorrelation Function-PACF) fonksiyonlarını vermektedir. Tablo 3. BIST 100 Endeks getiri serisinin korelogram sonuçlarını vermektedir. Korelogramlar analiz edildiğinde BIST 100 Endeks serisinde otokorelasyon sorunu olduğu görülmektedir.

Tablo 3. BIST 100 Endeks Getiri Serisinin Korelogram Sonuçları

Sample: 1 9244 Included observations: 9244		AC	PAC	Q-Stat	Prob	
Autocorrelation	Partial Correlation					
		1	0.027	0.027	6.6426	0.010
		2	0.002	0.001	6.6647	0.036
		3	-0.009	-0.009	7.4130	0.060
		4	0.020	0.021	11.161	0.025
		5	0.027	0.026	17.901	0.003
		6	-0.015	-0.016	19.906	0.003
		7	0.017	0.018	22.467	0.002
		8	0.005	0.005	22.734	0.004
		9	0.017	0.015	25.259	0.003
		10	0.052	0.051	50.199	0.000
		11	0.002	-0.000	50.238	0.000
		12	0.011	0.010	51.291	0.000
		13	0.014	0.014	53.055	0.000
		14	0.008	0.004	53.640	0.000
		15	0.030	0.027	61.768	0.000
		16	-0.017	-0.018	64.470	0.000
		17	0.006	0.004	64.797	0.000
		18	-0.015	-0.016	66.985	0.000
		19	0.011	0.009	68.109	0.000
		20	-0.019	-0.023	71.306	0.000
		21	0.016	0.018	73.636	0.000
		22	-0.012	-0.015	74.969	0.000
		23	0.002	0.002	75.003	0.000
		24	-0.003	-0.004	75.064	0.000
		25	0.008	0.007	75.712	0.000
		26	0.010	0.010	76.632	0.000
		27	-0.002	-0.002	76.679	0.000
		28	0.011	0.012	77.819	0.000
		29	0.017	0.017	80.466	0.000
		30	-0.018	-0.019	83.579	0.000
		31	0.015	0.016	85.679	0.000
		32	-0.015	-0.014	87.661	0.000
		33	0.005	0.005	87.886	0.000
		34	-0.012	-0.013	89.266	0.000
		35	0.002	0.004	89.312	0.000
		36	0.001	-0.003	89.324	0.000

Korelogram grafiği incelendiğinde seriye uygun modelin belirlenebilmesi için 10. gecikmeye (lag) kadar olan Otoregresif Hareketli Ortalama (Autoregressive Moving Average-ARMA(p,q) Model sonuçları tahmin edilmekte ve endeks getiri serisini en iyi açıklayan Otoregresif Modeli olan AR(p), Hareketli Ortalama Modeli MA(q) seçilmekte ve ortalama denklemi oluşturulmaktadır.

BIST 100 Endeks getiri serisinde tahmin edilen Otoregresif Hareketli Ortalama Modellerinden tercih kriterleri olan en yüksek R Kare (R^2) değeri ve en düşük Akaike Bilgi Kriteri (AIC) değerine olan AR(4), MA(4) modelleri tercih edilmektedir. Ayrıca ARMA(4,4) modelinin doğruluğu kökleri ve modelin değişkenlerinin olasılık dağılımları kontrol edilerek sağlanmaktadır.

Tablo 4 Endeks serisinin ortalama getiri denklemi ve bulunan denklemin istatistikî sonuçlarını vermektedir. ARMA(4,4) modeli ile seride tespit edilen lineer bağımlılık da ortadan kaldırılmış olmaktadır.

Tablo 4. BIST 100 Endeks Getiri Serisinin Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Dependent Variable: RXU100 Method: ARMA Generalized Least Squares (Gauss-Newton) Date: 01/15/23 Time: 19:32 Sample: 1 9244 Included observations: 9244 Convergence achieved after 235 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients d.f. adjustment for standard errors & covariance				
C	0.001415	0.000312	4.536117	0.0000
AR(1)	0.576377	0.088680	6.499498	0.0000
AR(2)	0.508698	0.065695	7.743375	0.0000
AR(3)	0.556442	0.061931	8.984901	0.0000
AR(4)	-0.770122	0.080426	-9.575531	0.0000
MA(1)	-0.568370	0.085032	-6.684184	0.0000
MA(2)	-0.503246	0.061127	-8.232798	0.0000
MA(3)	-0.578800	0.056268	-10.28653	0.0000
MA(4)	0.793707	0.076170	10.42020	0.0000
R-squared	0.003789	Mean dependent var	0.001415	
Adjusted R-squared	0.002926	S.D. dependent var	0.026961	
S.E. of regression	0.026921	Akaike info criterion	-4.390835	
Sum squared resid	6.693025	Schwarz criterion	-4.383892	
Log likelihood	20303.44	Hannan-Quinn criter.	-4.388476	
F-statistic	4.390810	Durbin-Watson stat	1.963932	
Prob(F-statistic)	0.000026			
Inverted AR Roots	.91-.18i	.91+.18i	-.62-.71i	-.62+.71i
Inverted MA Roots	.91+.19i	.91-.19i	-.63+.72i	-.63-.72i

BIST 100 Endeks getiri serisinin istatistiği sonuçlarına göre ortalama getiri denklemi kurulduğunda,

$$RXU100_t = 0.00141509437273 + 0.576376909116 * RXU100_{t-1} + 0.50869812683 * RXU100_{t-2} + 0.55644165142 * RXU100_{t-3} - 0.770122498078 * RXU100_{t-4} - 0.568369607458 * \varepsilon_{t-1} - 0.503246158449 * \varepsilon_{t-2} - 0.578800064282 * \varepsilon_{t-3} + 0.793707469959 * \varepsilon_{t-4} \quad (6)$$

denklemini elde edilmektedir.

Serinin ortalama getiri denklemi oluşturulduktan sonra seride Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-ARCH) etkisi olup olmadığını görmek için de Lagrange çarpanı (ARCH Lagrange Multiple- ARCH LM) testi uygulanmaktadır (Engle, 1982). Test oluşturulan denklemin hata terimlerinde değişen varyans (heterokedasticity) sorununun varlığını tespit etmektedir. Çünkü seride değişen varyans var ise sorunu gidermek için en uygun modelin tahmin edilmesi gerekmektedir. Tablo 5 ARCH LM testinin sonuçlarını vermektedir.

Tablo 5. BIST 100 Endeks Serisinin ARCH LM Test Sonuçları

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	102.1146	Prob. F(4,9235)	0.0000
Obs*R-squared	391.3694	Prob. Chi-Square(4)	0.0000

BIST 100 Endeks getiri serisinin tahmin edilen regresyon denklemine ait ARCH LM test sonuçları incelendiğinde, testin F istatistiği değerine göre modelde heterokedasticity gözlemlenmektedir. Heterokedasticity, değişen varyans sorununu ortadan kaldırmak için seri için en uygun Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-GARCH) modeli seçilmeye çalışılmaktadır. Seçilen modelin parametreleri de istatistiki olarak anlamlı olmalıdır. GARCH modeli seçiminde tercih kriteri olarak da en yüksek R Kare (R^2), en düşük Akaike Bilgi Kriteri (Akaike Information Criterion-AIC), Shwartz Bilgi Kriteri

(Schwarz criterion-SIC) ve Hannan-Quinn Kriteri (Hannan-Quinn Information Criterion-HQC) sonuçları dikkate alınmaktadır.

Tablo 6 serideki heterokedasticity sorunun gidermek için tahmin edilen farklı GARCH(p,q) modellerinin parametrelerinin olasılıklarını ve bu modellerin tercih kriteri sonuçlarını vermektedir.

Tablo 6. BIST 100 Endeksi Getiri Serisi İçin Tahmin Edilen GARCH(p,q) Modelleri ve Tercih Kriteri Sonuçları

	GARCH (1,1)	GARCH (2,1)	GARCH (1,2)	GARCH (2,2)
<i>Prob</i> (α_1)	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Prob</i> (α_2)		0,0002		0,0102
<i>Prob</i> (β_1)	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Prob</i> (β_2)			0,1182	0,5043
R^2	0,0031	0,0044	0,0020	-0,0223
AIC	-4,4366	-4,5521	-4,5609	-4,3830
SC	-4,4273	-4,5421	-4,5508	-4,3721
HQC	-4,4334	-4,5487	-4,5575	-4,3793

Tahmin edilen farklı GARCH(p,q) modellerinin parametreleri, parametrelerinin olasılıkları ve tercih kriteri sonuçları değerlendirildiğinde heterokedasticity sorununu gidermek için en uygun modelin GARCH (2,1) modeli olduğu bulunmaktadır.

GARCH (2,1) modelinin tüm parametre değerleri sıfırdan büyük, tüm parametrelerin olasılıkları anlamlıdır. Ayrıca GARCH modelinin şartları biri olan α , β katsayıların toplamı da yaklaşık 0,71 olduğu için birden küçüktür (Bollerslev, 1986, s.317). GARCH (2,1) en uygun tercih kriterlerini de sağlamaktadır.

GARCH (2,1) modelinin sonuçları ise tablo 7 ile verilmektedir. Değişen varyans sorunu için tercih edilen GARCH (2,1) modelinin denklemi oluşturulduğunda,

$$\sigma_t^2 = 0,000251 + 0,133083 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,044194 \varepsilon_{t-2}^2 + 0,533083 \sigma_{t-1}^2 \quad (7)$$

denklemini bulunmaktadır.

Tablo 7. BIST 100 Endeks Getiri Serisinin GARCH (2,1) Modeli Sonuçları

Variance Equation				
C	0.000251	8.35E-06	30.03361	0.0000
RESID(-1)^2	0.133083	0.010789	12.33490	0.0000
RESID(-2)^2	0.044194	0.011964	3.694029	0.0002
GARCH(-1)	0.533083	0.014528	36.69295	0.0000
R-squared	0.004366	Mean dependent var	0.001416	
Adjusted R-squared	0.003503	S.D. dependent var	0.026966	
S.E. of regression	0.026919	Akaike info criterion	-4.552106	
Sum squared resid	6.689144	Schwarz criterion	-4.542073	
Log likelihood	21043.73	Hannan-Quinn criter.	-4.548696	
Durbin-Watson stat	2.030064			
Inverted AR Roots	.94	-.65-.76i	-.65+.76i	-.66
Inverted MA Roots	.92	-.65-.76i	-.65+.76i	-.68

BIST 100 Endeks getiri serisinin hata terimleri arasındaki değişen varyans sorununu ortadan kaldırmak için tahmin edilen GARCH (2,1) modeline tekrar ARCH LM testi uygulandığında, testin F istatistiği değeri sonucu yaklaşık 0,61 olduğu için seride ARCH etkisi kalmamaktadır. GARCH(2,1) Modeline tekrar uygulanan heterokedasticity testi sonuçları da tablo 8 ile verilmektedir.

Tablo 8. BIST 100 Endeks Getiri Serisi Hata Terimlerinin GARCH(2,1) Modeli ARCH LM Testi Sonuçları

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.260361	Prob. F(1,9237)	0.6099
Obs*R-squared	0.260410	Prob. Chi-Square(1)	0.6098

Bu durumda BIST 100 Endeks getiri serisinin ortalama getiri ve koşullu varyans denklemleri,

$$RXU100_t = 0.00141509437273 + 0.576376909116 * RXU100_{t-1} + 0.50869812683 * RXU100_{t-2} + 0.55644165142 * RXU100_{t-3} - 0.770122498078 * RXU100_{t-4} - 0.568369607458 * \varepsilon_{t-1} - 0.503246158449 * \varepsilon_{t-2} - 0.578800064282 * \varepsilon_{t-3} + 0.793707469959 * \varepsilon_{t-4} \quad (8)$$

$$h_t = 0,000251 + 0,133083 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,044194 \varepsilon_{t-2}^2 + 0,533083 h_{t-1} \quad (9)$$

şeklinde tanımlanmaktadır.

BULGULAR ve SONUÇ

Finansal piyasalar fon fazlası, arzı olan tasarruf sahipleri ile fon açığı, talebi olan yatırımcıların bir araya gelerek fon transferinin sağlandığı piyasalardır. Piyasaların etkin şekilde işlemlerine devam edebilmesi için de piyasalarda istikrarın sağlanması, olası dalgalanmalardan kaçınılması gerekmektedir. Piyasadaki dalgalanmalar finansal varlık fiyatlarının ortalama getiriden yukarı ya da aşağı yönde ani sapmaları, volatilité, nedeniyle oluşmaktadır. Bu nedenle gerçekleşen volatilitenin incelenmesi ve modellenmesi finansal piyasalar ve ülke ekonomileri açısından önem kazanmaktadır.

Finansal piyasalarda genellikle incelenen finansal ürüne ait yüksek frekansa sahip zaman serileri kullanılmaktadır. Bu nedenle volatilitenin analiz edilmesinde koşullu değişken varyans yöntemlerinden ARCH ve GARCH modelleri daha uygun olmaktadır. İncelenen dönemde zaman serilerinin getirilerinde karşılaşılan değişen varyans sorununu ortadan kaldırılmak için de tahmin edilen modellerden en uygun tercih kriterlerine sahip model seçilmektedir. Böylece volatilitenin doğru modellenmesiyle daha düşük tahmin hataları elde edilebilmektedir (Miron ve Tudor, 2010, s.89).

Çalışma 03.02.1986 ve 30.12.2022 tarihleri arasındaki BIST 100 Endeksinin günlük kapanış verileriyle volatilitenin modellenmesini amaçlamaktadır. Analizde öncelikle Endeksin işlem gördüğü 9244 güne ait logaritmik getiriler hesaplanmaktadır. Getiri serisinde ortaya çıkan değişen varyans sorununu çözmek için ise uygun tahmin modelleri oluşturulmakta ve incelenen dönemde en açıklayıcı model olarak koşullu değişen varyans modellerinden GARCH(2,1) modeli seçilmektedir. Işıklar (2016), Brailsford ve Faff (1993) çalışmalarında volatilitenin modellenmesi için GARCH(3,1)'i uygun model olarak bulurken, Köksal (2009), Kutlar ve Dönek (2001) EGARCH(2,2) modelini tercih etmekte, Yu (2002) ise GARCH(3,2) modelinin en iyi model olduğunu vurgulamaktadır. Çalışmalar değişen varyans sorununu çözmek için kullanılan modellerin incelenen ülke, finansal piyasa, finansal araç, seçilen dönem ve incelenen süreye göre farklılık gösterebildiğini vermektedir. Sharma (1998) da petrol fiyatlarını temel alarak volatilitéyi araştırdığı çalışmasında, model tahminlerinin incelenen dönem ve uzunluğuna göre farklılaşabileceğini söylemektedir. Benzer şekilde konuyla ilgili literatür incelendiğinde de ulusal ve uluslararası çalışmalarda birçok farklı sonuca ulaşılmaktadır.

Volatilité finansal piyasalarda doğru fiyat oluşumu ve piyasaların düzgün çalışabilmesi açısından dikkate alınması gereken önemli parametrelerden biridir. Volatilitenin takip edilmesi ve oluşan volatilitenin doğru modellenmesi finansal yatırımcıların piyasalarda güvenle işlem yapabilmesini ve risk yönetimini sağlamaktadır. Böylece finansal piyasaların istikrarına katkıda bulunmaktadır.

KAYNAKÇA

- Akgiray, V. (1989). "Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecast", *Journal of Business*, 62, 55-80.
- Al-Najjar, D. (2016). "Modelling and Estimation of Volatility Using ARCH/GARCH Models in Jordan's Stock Market", *Asian Journal of Finance & Accounting*, 8(1).
- Apergis, N., Eleftheriou, S., (2001). "Stock Returns and Volatility: Evidence from the Athens Stock Market Index", *Journal of Economics and Finance*, 25, 1.
- Atakan, T. (2009). "İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Değişkenliğin (Volatilitenin) ARCH-GARCH Yöntemleri ile Modellenmesi", *Yönetim Dergisi*, 62, 48-61.
- Aydın, K. (2003). *Riske Maruz Değer Hesaplamalarında EWMA ve GARCH Metodlarının Kullanılması: İMKB-30 Endeks Uygulaması*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Karaelmas Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Aydın, S. (2004). *Faiz Oranları Oynaklığının Modellenmesinde Koşullu Değişen Varyansın Rolü*, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Piyasalar Genel Müdürlüğü, Uzmanlık Yeterlilik Tezi, Ankara.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Butler, C. (1999), *Maturing Value at Risk*, Financial Times, Great Britan: Prentice Hall.
- Bühlmann, P., McNeill, A. J. (2002). "An Algorithm for Nonparametric GARCH Modelling", *Computational Statistics and Data Analysis*, 40(4), 665-683.
- Campbell, J.Y., Henschel, L. (1992). "No News is Good News: An Asymmetric Model of Changing Volatility in Stock Returns", *Journal of Financial Economics*, 31, 281-318.
- Chong, C. W., Ahmad, M. I., Abdullah, M. Y. (1999). "Performance of GARCH Models in Forecasting Stock Market Volatility", *Journal of Forecasting*, 18(5), 333-343.
- Costa, F. J. M. (2017). *Forecasting Volatility Using GARCH Models*, Master in Finance Thesis, Department of Social Sciences, University of Minho.
- Çağıl, G., Okur, M. (2010). "2008 Küresel Krizinin İMKB Hisse Senedi Piyasası Üzerindeki Etkilerinin GARCH Modelleri ile Analizi", *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 28(1), 573-585.
- Engle, R. F., Lilien, D. M., Robins, R. P. (1987). "Estimating Time Varying Risk Premia in The Term Structure: The Arch-M Model", *Econometrica*, 55(2), 391-407.
- Engle, R. F., Bollerslev, T. (1986). "Modelling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K.", *Inflation*, *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Er, Ş., Fidan, N. (2013). "Modeling Istanbul Stock Exchange-100 Daily Stock Returns: A Nonparametric Garch Approach", *Journal of Business Economics and Finance*, 2(1), 36-50.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., Runkle, D. E. (1993). "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks", *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Gökcan, S. (2000). "Forecasting Volatility of Emerging Stock Markets: Linear versus Non-linear GARCH Models", *Journal of Forecasting*, 19, 499-504.
- Gökçe, A. (2001). "İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Getirilerindeki Volatilitenin ARCH Teknikleri ile Ölçülmesi", *İ.İ.B.F. Dergisi*, Gazi Üniversitesi, 1, 35-58.
- Güneş, H., Saltoğlu, B. (1998). "İMKB Getiri Volatilitesinin Makroekonomik Konjonktür Bağlamında İrdelenmesi", *İMKB Yayınları*, 109-110
- Hamilton, J. B. (1994). *Time Series Analysis*. NJ:Princeton University Press.
- Hartavi, İ.H. (2013). *Reconsidering The Best Volatility Estimation Model for BIST-100 Index With Recent Data: A Comparison of Volatility Models*, Queen Mary University of London- Yurtdışı Enstitü, Yüksek Lisans Tezi.
- Işıklar, Z. E. (2016). "İMKB Ulusal 100 Endeksi Getiri Volatilitesinin Analizi Üzerine Bir Araştırma", *Selçuk Üniversitesi Sosyal ve Teknik Araştırmalar Dergisi*, 12, 245-260.
- Karahanoglu, İ. ve Ercan, H. (2015). "BNK10 Endeksindeki Kaldıraç Etkisinin Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Varyans Modeli ile Analiz Edilmesi", *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7(3), 169-181.
- Kıyılar, M., Akkaya, M. (2016). *Davranışsal Finans*, İstanbul, Literatür Yayıncılık.
- Köksal, B. (2009). "A Comparison of Conditional Volatility Estimators", *Journal of Economic and Social Research for the ISE National 100 Index Returns*, 11(2), 1-28.

- Kutlar, A. ve Torun, P. (2013). “İMKB 100 Endeksi Günlük Getirileri İçin Uygun Genelleştirilmiş Farklı Varyans Modelinin Seçimi”, Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 42, 1-24.
- Kutlar, A., Dönek, E., (2001). “Selecting the Appropriate Generalized Conditional Heteroscedastic Model for The Daily İMKB Index Return”, Capital Markets: Market Microstructure eJournal.
- MacKinnon, J. G. (1991). Critical Values For Cointegration Tests, Chapter 13 in Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration, editor R. F. Engle and C. W. J. Granger. Oxford: Oxford University Press.
- Miron, D., Tudor, C. (2010). “Asymmetric Conditional Volatility Models: Empirical Estimation and Comparison of Forecasting Accuracy”, Romanian Journal of Economic Forecasting, 3, 74-92.
- Nelson, D. B. (1991). “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach”, Econometrica, 59(2), 347-370.
- Nofsinger, J.R., (2014), *The Psychology of Investing (Yatırım Psikolojisi)*, Ankara, Nobel Yayınları.
- Olowe, R. A. (2009). “Stock Return, Volatility and The Global Financial Crisis in An Emerging Market: The Nigerian Case”, International Review of Business Research Papers, 5(4), 426-447.
- Özden, Ü.H. (2008). “İMKB Bileşik 100 Endeksi Getiri Volatilitésinin Analizi”, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 13, 339-350.
- Payashođlu, C. (2001). “Testing Volatility Asymmetry In Istanbul Stock Exchange”, The ISE Review, 5(18), Nisan/Mayıs/Haziran, 1-11.
- Phillips, P. C. B. (1986). “Understanding Spurious Regressions in Econometrics”, Journal of Econometrics, 33, 311-340.
- Pritamani, M., Singal, V., (2001). “Return Predictability Following Large Price Changes and Information Releases”, Journal of Banking & Finance, 25, 631-656.
- Sarıođlu, S. (2006). Deđişkenlik Modelleri ve İMKB Hisse Senetleri Piyasası’nda Deđişkenlik Modellerinin Kesitsel Olarak İrdelenmesi, Yayımlanmış Doktora Tezi, Ünal Aysal Tez Deđerlendirme Yarışma Dizisi.
- Schwert, G. W. (1989). “Tests for Unit Roots: A Monte Carlo Investigation”, Journal of Business and Economic Statistics, 7, 147-160.
- Sevüktekin, M., Nargeleçekenler, M. (2006). “İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Getiri Volatilitésinin Modellenmesi ve Ön raporlanması”, Ankara Üniversitesi SBF Dergisi, 61(4), 243-265.
- Sharma, N. (1998). “Forecasting Oil Price Volatility”, Thesis, Master of Arts in Economics, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University.
- Timothy J. Brailsford ve Robert W. Faff, “Modelling Australian Stock Market Volatility”, Australian Journal of Management, 18, 1993, 109-132.
- Tsay, R. S. (2005). Analysis of Financial Time Series, Second Edition, USA: John Wiley and Sons Inc.
- Tuna, K. ve İsaletli, İ. (2014). “Finansal Piyasalarda Volatilité ve BİST-100 Örneđi”, Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 27, 21-31.
- Yu, J. (2002). “Forecasting Volatility in The New Zeland Stock Market”, Applied Financial Economics, 12, 193-202.
- Zakoian, J.M. (1994). “Threshold Heteroskedastic Models”, Journal of Economic Dynamics and Control, Volume 18, 931-55.