

## BIST100 endeksi getiri volatilité modellemesinde standart ve kartiller arası deęişim genişliğinin önemi: Koşullu otoregresif deęişim genişliği (KODG) modelleri

### The importance of the standard and interquartile range in BIST100 index return volatility modelling: The conditional autoregressive range (CARR) models

Engin Bekar<sup>1</sup> 

#### Öz

Finansal yatırım kararı alınırken ve risk yönetimi kapsamında politikalar belirlenirken göz önünde bulundurulması gereken en önemli kavram "risk" kavramıdır. Gelecekte karşılaşılabilecek farklı risk düzeylerinin uygun yöntemle öngörülmesi, bu risklere karşı hazırlıklı olunması ve doğru kararlar alınması açısından büyük öneme sahiptir. Doğru öngörülerde bulunabilmek ise ancak, istatistiksel performansı en yüksek modellerin belirlenmesiyle mümkündür. Çalışmada, 3 Ocak 2011 - 24 Temmuz 2020 dönemi BIST100 endeksi haftalık verilerine dayalı olarak endeks getiri volatilitesi tahminlerini elde etmek ve istatistiksel performansı en yüksek modeli belirlemek amacıyla simetrik ve asimetric modeller arasından seçilen getiri bazlı "ARCH (1) Modeli" ve deęişim genişliği bazlı "Koşullu Otoregresif Deęişim Genişliği Modelleri (KODGM)" tahmin edilmiştir. Yapılan deęerlendirmeler sonucunda, BIST100 getiri volatilitesi tahmininde kullanılabilecek en uygun modelin, hataların Weibull dağılımı izledięi, kaldıraç etkisinin dikkate alındıęı ve aşırı deęerlere karşı dirençli olan "Kartiller Arası Deęişim Genişliği" ölçüsüne dayalı olarak tahmin edilen "WKODGX (1,1) Modeli" olduęu tespit edilmiştir. Tüm bulgular birlikte deęerlendirildięinde, deęişim genişliği bazlı modellerin, BIST100 endeks getirisi volatilité modellemesinde istatistiksel performansı belirgin bir biçimde iyileştirdięi sonucuna varılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** KODGM, Volatilité, BIST100 Endeksi, Kaldıraç Etkisi, Aşırı Deęerler

**Jel Kodları:** C22, C52, C58

#### Abstract

The concept of "risk" is the most crucial concept to be considered while making a financial investment decision. Determining policies within the scope of risk management is the concept of "risk". Predicting different risk levels that may be encountered in the future with an appropriate method is of great importance in preparing for these risks and making the right decisions. Making accurate forecasts is only possible by determining the models with the highest statistical performance. In the study, the return-based "ARCH (1) Model" selected among symmetric and asymmetric models and range-based "Conditional Autoregressive Range (CARR) Models" have been estimated based on the weekly data of the BIST100 index for the period 3 January 2011 - 24 July 2020 to obtain volatility estimates of the index return and to determine the model with the highest statistical performance. As a result of the model comparisons, the most appropriate model to be used in estimating the BIST100 return volatility is the "WKODGX (1,1) Model" with leverage effect and Weibull distribution in error terms based on the "interquartile range" measure, which is resistant to extreme values. When all the findings are evaluated together, it is concluded that the range-based models significantly improve the statistical performance in BIST100 index return volatility modelling.

**Keywords:** CARR Models, Volatility, BIST100 Index, Leverage Effect, Extreme Values

**Jel Codes:** C22, C52, C58

<sup>1</sup> Dr. Öğr. Üyesi, Erzurum Teknik Üniversitesi, Erzurum, Türkiye, [engin.bekar@erzurum.edu.tr](mailto:engin.bekar@erzurum.edu.tr)

ORCID: 0000-0002-9252-990X

**Başvuru/Submitted:** 12/02/2022

**Revizyon/Revised:** 20/03/2022

**Kabul/Accepted:** 24/03/2022

**Yayın/Online Published:** 25/06/2022

**Atıf/Citation:** Bekar, E., BIST100 endeksi getiri volatilité modellemesinde standart ve kartiller arası deęişim genişliğinin önemi: Koşullu otoregresif deęişim genişliği (KODG) modelleri, bmij (2022) 10 (2): 462-482, doi: <https://doi.org/10.15295/bmij.v10i2.2027>

## Extended Abstract

### The importance of the standard and interquartile range in BIST100 index return volatility modelling: The conditional autoregressive range (CARR) models

#### Literature

In estimating the volatility of financial asset returns, return-based symmetric and asymmetric models which fall into the "ARCH - GARCH" class are frequently used in the literature. However, in these models, only the closing values of asset prices are considered, and the information about price changes in fixed time intervals is ignored. For this reason, based on the weekly data for 3 January 2011 to 24 July 2020, "Range-Based Volatility Models" were used to obtain the BIST100 (XU100.IS) return volatility estimates.

Chou's study in 2005 was the first to introduce the CARR models. Chou and Wang (2006) compared the standard GARCH model with the CARR models in estimating the volatility of the FTSE100 and NIKKEI225 index returns. They stated that the CARR models are superior in volatility forecasts. Jun and Yuan (2014) compared the CARR models with the GARCH models in modelling the China Shanghai Composite Index return volatility. They found that the WCARR and the GARCH-t model successfully modelled volatility. Maciel and Ballini (2017) found that the range-based volatility models provide more accurate estimations than return-based models in calculating the values at risk (VaR) for the S&P500 and IBOVESPA index returns. Kumar (2018) concluded that the CARR models are superior to the GARCH models with or without the structural break in volatility in capturing conditional volatility dynamics, based on the S&P500, FTSE100, SZSE Composite and FBMKLCI indices.

The use of the CARR models in BIST100 index return volatility modelling contributes to the Turkish literature since the use of range-based volatility models is not encountered in the Turkish literature. In addition to the "Standard Range" in the estimation of CARR models, it is essential to contribute to the international literature by using the "Interquartile Range" recommended by Chou (2005), which is resistant to extreme values.

#### Design and method

The type of study is an applied study. However, in terms of design, the study can be considered a causal study because, to make BIST100 index return volatility estimates, it is essential to describe well the series' characteristics and determine the factors affecting the volatility correctly in the volatility modelling phase.

The research question in the study is as follows: "Does the use of the range measures in estimating the BIST100 index return volatility have a positive effect on the statistical performances of the volatility models?" The data set has been taken from the website "Yahoo Finance", which has served for a long time in financial data and has a rich quantitative database. Using the data on the BIST100 stock index, the "ARCH(1) Model", which was found suitable among the return-based candidate models and the range-based "CARR Models" were estimated. The determined suitable models were evaluated according to various criteria, and the model with the highest statistical performance was selected for the index volatility modelling.

#### Findings and discussion

When the return-based and range-based volatility models are estimated, it is seen that all the range-based models exhibit superior statistical performance when compared to "ARCH (1)", which was chosen as the appropriate model among the symmetric and asymmetric return-based models. This result is in line with the studies in the literature.

When the range-based models are evaluated together, it is seen that the Weibull distribution assumption of the errors in the models increases the statistical performance of the models compared with the exponential distribution assumption because the Weibull distribution is comprehensive and includes the exponential distribution. Furthermore, when "Standard Range" and "Interquartile Range" are taken into account, it has been determined that the use of the "Interquartile Range" as a volatility proxy, which is resistant to extreme values, in the estimation of CARR models dramatically increases the performance of the models. This finding can be evaluated as a finding that distinguishes the study from other studies in the literature. For example, no study could be found in the literature that utilizes Chou's (2005) recommended "Interquartile Range" while estimating the CARR models.

When the "WKODGX (1,1)" model, which is selected as the one with the highest statistical performance among all candidate models, is examined, it is seen that the one lagged return as an exogenous variable which represents the leverage effect in the BIST100 volatility modelling, is also effective on the model performance. On the other hand, the "trade volume growth" variable of the examined asset, suggested to be used in the literature, did not significantly affect the BIST100 index return volatility.

#### Conclusion, recommendations and constraints

When all the findings obtained in the study are evaluated together, it is seen that the use of the range measures in volatility modelling has a significant positive effect on the statistical performances of the models.

In future studies, it can be investigated which results in using the CARR models can reveal estimating the volatility of financial assets based on different range measures and data sets at different frequencies.

## Giriş

Finansal piyasalarda gerçekleşen insan davranışlarının anlaşılmasında “risk” kavramı temel bir rol oynamaktadır. Piyasa aktörlerinin, “Riskten Kaçan, Risk Alan ve Risk Yansız” olarak sınıflandırılmasında da riskin önemi görülmektedir. Finansal risk denildiğinde akla, risk ölçümünde sıklıkla kullanılan “volatilité” kavramı gelmektedir. Finansal varlıkların getirilerinde yaşanan dalgalanmalar kimi zaman artış gösterirken kimi zaman düşük düzeylerde seyretmektedir ve finansal serilerdeki bu volatilité artışları ya da azalışlarının birbiriyle sıkı ilişki içerisinde olması sebebiyle ilgili serilerde “volatilité kümelenmesi” adı verilen oluşumlar söz konusu olmaktadır. Finansal varlıkların getirilerine ilişkin olarak risklerin doğru tahmin edilebilmesi ve bunun sonucunda da doğru finansal pozisyonlar almak için, volatilitenin zaman içerisindeki değişiminin göz önüne alınması gerekmektedir. Risk hesaplamalarının doğru yapılabilmesi ancak serilerin özelliklerinin iyi tespit edilip dikkate alınmasıyla mümkün olmaktadır.

Finansal piyasalar analiz edilirken ülkelerin borsaları finans piyasalarını temsil yeteneğine sahip olduğundan, ulusal ve uluslararası çalışmalarda risk tahminlerinde sıklıkla ulusal borsa endeks verilerinden yararlanılmaktadır. Bu sebepten dolayı, bu çalışmada da “BIST100” endeksine ilişkin verilerden yararlanarak endeks getirisi volatilité tahminleri farklı modeller aracılığıyla yapılmıştır. Çalışmanın amacı, “Değişkenlik ölçüsü olarak kullanılan ‘Standart Değişim Genişliği’ ve ‘Kartiller Arası Değişim Genişliği’ ölçülerini baz alan modellerin kullanımının getiri bazlı ‘ARCH - GARCH’ sınıfı modellerle kıyaslandığında BIST100 endeksinin volatilité modellemesinde performans iyileştirici bir yönü var mıdır?” sorusuna cevap bulmaktır.

Finansal varlıklara ilişkin olarak yapılmış çalışmalar incelendiğinde, getiri bazlı modellerden parametrik ve parametrik olmayan GARCH modelinin, stokastik volatilité modellerinin, ARFIMA-FIEGARCH, ARCH, ARCH-M, GARCH-M, TARCH, TGARCH ve EGARCH modellerinin sıklıkla tercih edildiği görülmektedir. Değişim genişliği bazlı volatilité modellerine dayalı olarak yapılan az sayıdaki çalışmada ise, “Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği Modeli ve Varyantları” tercih edilmiştir. Çalışmalarda ağırlıklı olarak, farklı ülkelerin borsa endeks getirileri analiz edilmiştir. Bu çalışmada ise, getiri bazlı volatilité modellerine ilaveten, BIST100 endeksi getiri volatilitesi tahmininde daha evvel kullanımına rastlanmamış olan “Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği” modellerinden yararlanılarak volatilité tahminleri yapılmış ve seçilen uygun modellerin istatistiksel performansları karşılaştırılmıştır.

Çalışmanın literatür taraması bölümünde, geçmişten bugüne risk tahmini yapan çeşitli çalışmalara yer verilmiştir. “Veri Seti ve Ekonometrik Yöntem” bölümünde, çalışmada kullanılan değişkenler analiz edilmiştir ve yöntemler farklı yönleriyle ele alınmıştır. Ampirik bulgular bölümünde, getiri bazlı ve değişim genişliği bazlı farklı volatilité modelleri tahmin edilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Sonuç bölümünde ise, çalışmada elde edilen bulgular yorumlanmış ve araştırma sorusu yanıtlanmıştır.

## Literatür taraması

Dünya genelinde, borsa endeks getiri volatilitelerinin tahmini üzerine yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanılan modellerin “ARCH - GARCH” sınıfı modeller olduğu görülmektedir. Bu modeller, yalnızca gün sonu kapanış fiyatlarına dayalı tahminde bulunduğundan, farklı zaman dilimlerindeki fiyat değişimlerini dikkate almamaktadır. Yapılan analizlerde, mevcut bir bilgiyi dikkate almamak tahminde belirsizliği arttırıcı bir unsur olarak ortaya çıkmaktadır. Bu sebepten dolayı bu bölümde, ARCH - GARCH sınıfındaki modellere dayalı volatilité tahminleri yapan çalışmalar dışında, belirlenen zaman dilimlerindeki fiyat değişimlerinin bilgisini de dikkate alan değişim genişliği bazlı volatilité modellerinden yararlanan çalışmalar da mercek altına alınmıştır.

Literatürdeki çalışmalar iki başlık altında sunulmuştur. Birinci başlık altında, değişim genişliği bazlı volatilité modelleri kullanılarak gerçekleştirilen çalışmalara yer verilmiştir. İkinci başlık altında ise, BIST100 volatilité modellemesinde sıklıkla kullanılan ARCH - GARCH sınıfındaki modellerden yararlanarak yapılan çalışmalar sunulmuştur.

### Değişim genişliği ölçüsüne dayalı volatilité tahmini yapılan çalışmalar

Parkinson (1980), yayılma sabitini geleneksel yöntemle yani yalnızca kapanış fiyatlarına dayalı olarak ve aşırı değer yöntemiyle yani belli bir zaman dilimindeki en yüksek ve en düşük fiyatlara dayanarak tahmin etmiştir ve bu yöntemlerin performanslarını karşılaştırmıştır. Elde edilen bulgular neticesinde, değişim genişliğinin nasıl hesaplandığına bağlı olarak aşırı değer yönteminin geleneksel yöntemle göre 2.5 - 5 kat arası daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.

Alizadeh, Brandt ve Diebold (2002), stokastik volatilité modellerinin tahmininde fiyat genişliğinin kullanımını önermiş ve değişim genişliği (range) bazlı volatilité vekil değişkenlerinin yalnızca etkin

değil, aynı zamanda da yaklaşık olarak Gausyen ve mikro yapıda gürültüye dirençli olduğunu göstermişlerdir. Çalışmada ayrıca, değişim genişliği bazlı Gausyen yarı olabilirlik tahmincisinin [Quasi - Maximum Likelihood Estimator (QMLE)] stokastik volatilité modellerinin tahmininde ve gizli volatilitenin ortaya çıkarılmasında gerek büyük gerekse de küçük örneklemelerde oldukça etkin bir tahminci olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Chou (2005), sabit zaman dilimleri içinde varlık fiyatlarının yüksek / düşük genişliği için dinamik bir volatilité modeli olarak "Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği Modeli (CARR)" önermiştir. S&P500 indeks verisine dayalı örneklem dışı volatilité tahmini yapıldığında, CARR modelinden elde edilen koşullu volatilité tahminlerinin standart GARCH modelinden elde edilen koşullu volatilité tahminlerinden daha sert olduğu görülmektedir. Standart değişim genişliği ölçüsü aşırı değerlere duyarlı olduğundan çalışmada, CARR modeli tahmin edilirken standart ölçü yerine kantil aralığı, üst %5'lik dilimdeki gözlemlerin ortalamasıyla alt %5'lik dilimdeki gözlemlerin ortalamasının farkı gibi dirençli değişim genişliği ölçülerinin kullanımının anlamlı olacağı ifade edilmektedir.

Chou ve Wang (2006) çalışmalarında, CARR modeli ile GARCH modelinin öngörü performanslarını karşılaştırmışlardır. Bu amaçla, 1990 - 2000 dönemine ait FTSE100 ve NIKKEI225 indekslerinin günlük kapanış fiyatları ve genişlik verilerinden yararlanılmışlardır. CARR modelinin gün içi fiyat değişimlerini dikkate almasından dolayı, GARCH modeline göre daha iyi volatilité tahminleri verdiği tespit edilmiştir. Ayrıca, gecikmeli getiri ve gecikmeli ticaret hacmi (işlem hacmi) değişkenlerinin koşullu volatilité denkleminde ilave edilmesi sonucu CARR modeli ve çeşitlerinin öngörü becerisinin anlamlı bir biçimde geliştiği bulgusu ile İngiltere ve Japonya borsalarında kaldıraç etkisinin tespit edilmesi çalışmadan elde edilen diğer önemli bulgular olarak ifade edilebilmektedir.

Jun ve Yuan (2014), finansal piyasa volatilitesi modellemesinde ve öngörüsünde sıklıkla kullanılan, varlıkların getirilerini hesaplamak için yalnızca iş günlerindeki kapanış fiyat verilerini kullanan "GARCH Modelleri" ile bir iş günü boyunca gerçekleşen en yüksek ve en düşük varlık fiyatı arasındaki farkı dikkate alan bir volatilité modeli olan "Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği Modeli (Conditional Autoregressive Range Model)"nin istatistiksel performanslarını ve öngörü başarılarını karşılaştırmışlardır. Bu amaçla, Çin Şangay Kompozit İndeksinin 2002 - 2012 dönemi için günlük verilerinden yararlanılmışlardır. Araştırma sonucunda, WCARR modeli ile GARCH-t modelinin borsa volatilitesini modellemede oldukça başarılı olduğu görülmekte iken, örneklem içi ve örneklem dışı öngörüde WCARR modelinin en başarılı model olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Maciel ve Ballini (2017), koşullu volatilité tahmininde kullanılan değişim genişliği bazlı volatilité modellemesiyle getiri bazlı volatilité modellemesini karşılaştırmışlardır. Çalışmada, maksimum ve minimum varlık fiyatları arasındaki farkı ifade eden genişlik ölçüsü, GARCH modellerine dışsal değişken olarak eklenmiştir ve bu değişkenin GARCH tipi yaklaşımlarla CARR modeli kıyaslandığında volatilité sürecine ve öngörü başarısına ilave bir bilgi sağlayarak katkı sunup sunmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla, Ocak 2004 - Aralık 2014 dönemi için S&P500 ve IBOVESPA borsa indekslerine ilişkin verilerden yararlanılmıştır. Riske Maruz Değer [Value at Risk (VaR)] tahmini açısından değerlendirme yapıldığında, genişlik bazlı volatilité modellerinin GARCH modelleri ile kıyaslandığında daha doğru VaR tahminleri sağladığı ortaya koyulmuştur. Örneklem dışı öngörü sonuçları incelendiğinde, genişlik bazlı volatilité modellerinin geleneksel GARCH ve TARCH modellerine göre ilave bilgi sağladığı da çalışmada elde edilen bulgulardandır.

Kumar (2018) çalışmasında, sapmasız ve koşulsuz volatilitéde yapısal kırılma etkisini incelemektedir. Bu amaç doğrultusunda, CARR modelinden elde edilen bulgularla volatilitéde yapısal kırılmaları dikkate alan ve almayan GARCH modelinden elde edilen bulgular karşılaştırılmıştır. S&P500, FTSE100, SZSE Kompozit ve FBMKLCI indekslerine dayalı olarak yapılan analiz sonucunda, CARR modelinin hem koşullu volatilité dinamiklerini yakalama açısından hem de örneklem dışı öngörü performansı açısından, volatilitéde yapısal kırılmayı dikkate alan ve almayan GARCH modellerine kıyasla üstün olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca, volatilité modellemesinde yapısal kırılmanın dikkate alınmasının volatilité yapışkanlığını azalttığı sonucuna ulaşılmıştır.

### **ARCH - GARCH sınıfına giren volatilité modelleri kullanılarak yapılan çalışmalar**

Er ve Fidan (2013), Ocak 1991 - Kasım 2012 dönemine ait BIST100 indeksine ilişkin hesaplanan günlük getirilere dayanarak koşullu volatilitéyi "Parametrik Olmayan GARCH Modeli" ile tahmin etmişlerdir. Çalışmada, koşullu volatilitelerin tahmininde en çok kullanılan modellerden birisi olan parametrik GARCH (1,1) modeli ve ayrıca modelin parametrik olmayan versiyonu tercih edilmiştir. Parametrik olmayan GARCH (1,1) modeli kullanıldığında, tahmin hatalarında iyileşme olduğu tespit edilmiştir.

Karabacak, Meçik ve Genç (2014), Ocak 2003 - Eylül 2013 dönemi için "BIST100 endeksi" ve Ocak 2005 - Eylül 2013 dönemi için ise "Altın" getiri serilerinin koşullu volatilitelerini ARCH - GARCH sınıfı

modellerden yararlanarak tahmin etmişlerdir. İncelenen dönemde, BIST100 getiri volatilitesi için en uygun modelin TARARCH (1,1) modeli olduğu ve Altın getiri volatilitesi için ise en uygun modelin GARCH (1,1) modeli olduğu tespit edilmiştir. Bu durum, BIST100 getiri serisinin koşullu volatiliteleri üzerinde asimetrik etkilerden biri olan kaldıraç etkisinin mevcut olduğunu göstermektedir.

Göktaş ve Hepsağ (2016), Ocak 2009 – Mayıs 2014 dönemi günlük kapanış verilerine dayanarak BIST100 endeksinin koşullu volatilitesi serisinin izlediği süreci “Stokastik Volatilitesi Modelleri” ile analiz etmişlerdir. Bulgular incelendiğinde, BIST100 getiri serisinin finansal serilerde sıklıkla karşılaşılan volatilitesi kümelenmelerine sahip olduğu, volatilitenin öngörülebilir olduğu ve endeks getirisine gelen negatif bir şokun volatilitesi üzerindeki etkisinin pozitif bir şoka kıyasla daha yüksek olduğunu ifade eden kaldıraç etkisinin seride mevcut olduğu tespit edilmiştir.

Büberkökü ve Kızıldere (2017), Ocak 1988 – Nisan 2015 dönemi için BIST100 endeksinin taşıdığı özellikleri ve bu özelliklerden uzun hafıza ve volatilitesi kalıcılığı özelliklerinin varyansta mevcut yapısal kırılmalardan dolayı ortaya çıkıp çıkmadıklarını analiz etmişlerdir. Bu amaçla çalışmada, ARFIMA ( $p, \xi, q$ ) – FIGARCH (1,d,1) modellerinden yararlanılmışlardır. Bulgular incelendiğinde, BIST100 endeks getiri serisinde, volatilitesi kümelenmesi ve kalıcılığı, asimetri ve uzun hafıza özelliklerinin bulunduğu ortaya koyulmuş, ayrıca da varyansta mevcut olan yapısal kırılmaların modellemede göz önünde bulundurulmasının volatilitesi kalıcılığını zayıflattığı ve uzun hafıza özelliğinin kırılmalarla ilişkili olmadığı tespit edilmiştir. Belirlenen modeller arasında BIST100 endeks getirisinin volatilitesinin modellenmesinde en uygun bulunan modelin “Yapısal Kırılmalı ARFIMA ( $p, \xi, q$ ) – FIEGARCH (1,d,1)” modeli olduğu sonucuna varılmıştır.

Kuzu (2018), 2011 – 2017 dönemi için günlük kapanış değerlerine dayanarak BIST100 endeksi getiri volatilitelerini ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri ile analiz etmiştir. Bu modeller arasında endeks getiri volatilitesini en iyi biçimde belirleyen modelin “TGARCH Modeli” olduğu sonucuna varılmıştır. Böylelikle, BIST100 endeks getiri serisine gelecek pozitif ve negatif şokların volatilitesi üzerindeki etkilerinin farklı olduğunu ifade eden asimetrik etkinin, incelenen seri için de geçerli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Pabuççu ve Değirmenci (2018), Ocak 2009 – Nisan 2017 dönemi için BIST100 endeksinin getiri volatilitesini ve serinin asimetrik etki taşıyıp taşımadığını GARCH ve EGARCH modelleri ile analiz etmişlerdir. Çalışmada ayrıca, serinin içerdiği kaotik davranışları da dikkate alabilmek amacıyla “Bulanık Mantık ve Sınır Ağı Hibrit Modeli” tahmin edilmiştir. Bulgular incelendiğinde, volatilitenin süreklilik gösterdiği ve getiri serisi volatilitesi üzerinde kaldıraç etkisinin söz konusu olduğu tespit edilmiştir.

Büberkökü (2019), Ocak 2002 – Ağustos 2016 dönemi için günlük kapanış verilerinden yararlanarak BIST100 endeksi getiri volatilitesini “Asimetrik Stokastik Volatilitesi Modeli” ile analiz etmiştir. Bulgular incelendiğinde, endeks volatilitesi üzerinde asimetrik etkilerin var olduğu ve volatilitesi kalıcılığının kuvvetli olduğu sonucuna varılmıştır. Çalışma sonucunda ayrıca, 2008 küresel finans krizinin volatilitesi üzerindeki kaldıraç etkisini kuvvetlendirdiği tespit edilmiştir.

Turnacıgil (2021), 2008 küresel krizinin ve COVID-19 pandemisinin BIST100 endeks getiri serisinin volatilitesi üzerindeki etkilerini araştırmıştır. Bu amaç için kullanılacak uygun modellerin ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M, TGARCH ve EGARCH modelleri olduğu belirlenmiştir. Bu modeller arasından istatistiksel performansı en yüksek model olarak “EGARCH (1,1) Modeli” tespit edilmiştir. Bulgular analiz edildiğinde, hem 2008 küresel krizinin hem de COVID-19 pandemisinin endeks getiri volatilitesi üzerinde etkili olduğu ancak bu etkinin, küresel krizin gerçekleştiği yılda daha belirgin olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca, endeks getiri serisinde asimetrik etkilerden kaldıraç etkisinin bulunduğu yani BIST100 endeks getirisine gelen negatif bir şokun volatilitesi pozitif şoklara kıyasla daha fazla arttırdığı da ulaşılan sonuçlar arasındadır.

## Veri seti ve ekonometrik yöntem

Çalışmanın bu bölümü, iki alt bölümden oluşmaktadır. Bu alt bölümlerin ilkinde, çalışmada kullanılan veri setinin taşıdığı çeşitli özellikler; betimsel istatistikler, kutu – bıyık diyagramları ve zaman yolu grafikleri analiz edilerek tespit edilmektedir. İkinci alt bölümde ise, araştırma sorusunun cevaplanabilmesi amacıyla kullanılan ekonometrik yöntemler farklı yönleriyle ele alınmaktadır.

### Veri seti

3 Ocak 2011 ile 24 Temmuz 2020 tarihleri arasında BIST100 endeksine ilişkin günlük kapanış değerleri, ticaret (işlem) hacmi verileri, gün içerisinde gerçekleşen en düşük ve en yüksek değerler çalışmada kullanılan temel veri setini oluşturmaktadır. Temel veri setinden yola çıkarak, haftalık BIST100

endeks getirisi, standart deęişim genişlięi (range) ve kartiller arası deęişim genişlięi serilerinin hesaplanması gerekmektedir. Bu deęişkenler, getiri bazlı ve deęişim genişlięi bazlı volatilité modellerinin tahmin edilmesinde önemli bir konumdadır.

Veri setleri genellikle günlük, haftalık, aylık, üç aylık gibi farklı frekanslarda oluşturulabilmektedir. Getiri bazlı volatilité modellerinden olan ARCH – GARCH sınıfı modellerde getiri hesaplaması genellikle varlıkların günlük kapanış deęerleri üzerinden yapılmakta çünkü veri tabanlarında genellikle karşılaşılan en yüksek frekansı günlük frekans oluşturmaktadır. Yüksek frekanslı verilerle çalışmak, düşük frekanslı verilerle çalışmakla kıyaslandığında veri setindeki bilgi kaybının minimum olması sebebiyle daha kesin tahminler yapabilmek açısından önem arz etmektedir.

Getiri bazlı volatilité modellerinde, kapanış deęerlerinden yola çıkarak hesaplanan getiri deęişkeninin mutlak deęeri ve karesi genellikle volatilité için vekil deęişken olarak kullanılırken; deęişim genişlięi bazlı volatilité modellerinde, volatilité için vekil deęişken olarak “Deęişim Genişlięi Ölçüleri” kullanılmaktadır. Deęişim genişlięi ölçüleri, vekil deęişkenlik hesabında getiriye dayalı ölçülere kıyasla ilave bilgi içermektedir. Bu ilave bilgi, işlem yapılan birim zaman diliminde gerçekleşen en düşük ve en yüksek deęerler arasındaki farkın bilgisi olarak ifade edilebilmektedir yani burada birim işlem zamanının kapanış verilerinden yararlanmanın yanı sıra birim işlem zamanı içindeki deęişkenlik bilgisi de dikkate alınmaktadır.

Önceki paragraflarda anlatılanlar ışığında deęerlendirme yapıldığında, elde edilebilecek ilave bilgiyi kaybetmemek için deęişim genişlięi ölçülerinin hesaplanmasının önemi büyüktür. Bu amaçla, iki farklı yoldan deęişim genişlięi hesaplanacaktır. Bunlardan birincisi “Standart Deęişim Genişlięi” ölçüsüdür. Bu ölçü, bir serinin deęerleri küçükten büyüğe sıralandıktan sonra en büyük deęerden en küçük deęerin çıkartılması ile hesaplanan basit bir ölçüdür. Standart ölçünün temel problemi, hesaplanmanın yapıldığı zaman dilimlerinde aşırı deęerlerin olması durumunda bu deęerlere karşı dirençsiz olmasıdır. Bu problemin etkisini azaltmak amacıyla deęişim genişlięi ölçülerinden bir dięeri olan aşırı deęerlere karşı dirençli “Kartiller Arası Deęişim Genişlięi” ölçüsünden de yararlanılacaktır. Haftalık frekansta olmak üzere, BIST100 endeks getirisi, mutlak getiri, deęişim genişlięi ve kartiller arası deęişim genişlięi serilerinin betimsel istatistikleri aşağıdaki tabloda verilmiştir:

**Tablo 1:** Haftalık Frekansta Getiri, Mutlak Getiri, Deęişim Genişlięi ve Kartiller Arası Deęişim Genişlięi Serilerinin Betimsel İstatistikleri

	Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık	J-B	Gözlem Sayısı	ARCH (10)
Getiri	0.11	0.35	3.18	-0.76	4.76	111.38 (0.00)	498	7.20 (0.70)
Mutlak Getiri	2.42	1.89	2.07	1.75	7.83	736.65 (0.00)	498	21.35 (0.02)
Standart Deęişim Genişlięi	4.29	3.74	2.25	1.86	7.89	785.55 (0.00)	499	137.75 (0.00)
Kartiller Arası Deęişim Genişlięi	2.99	2.61	1.57	2.05	10	1368.41 (0.00)	499	92.77 (0.00)

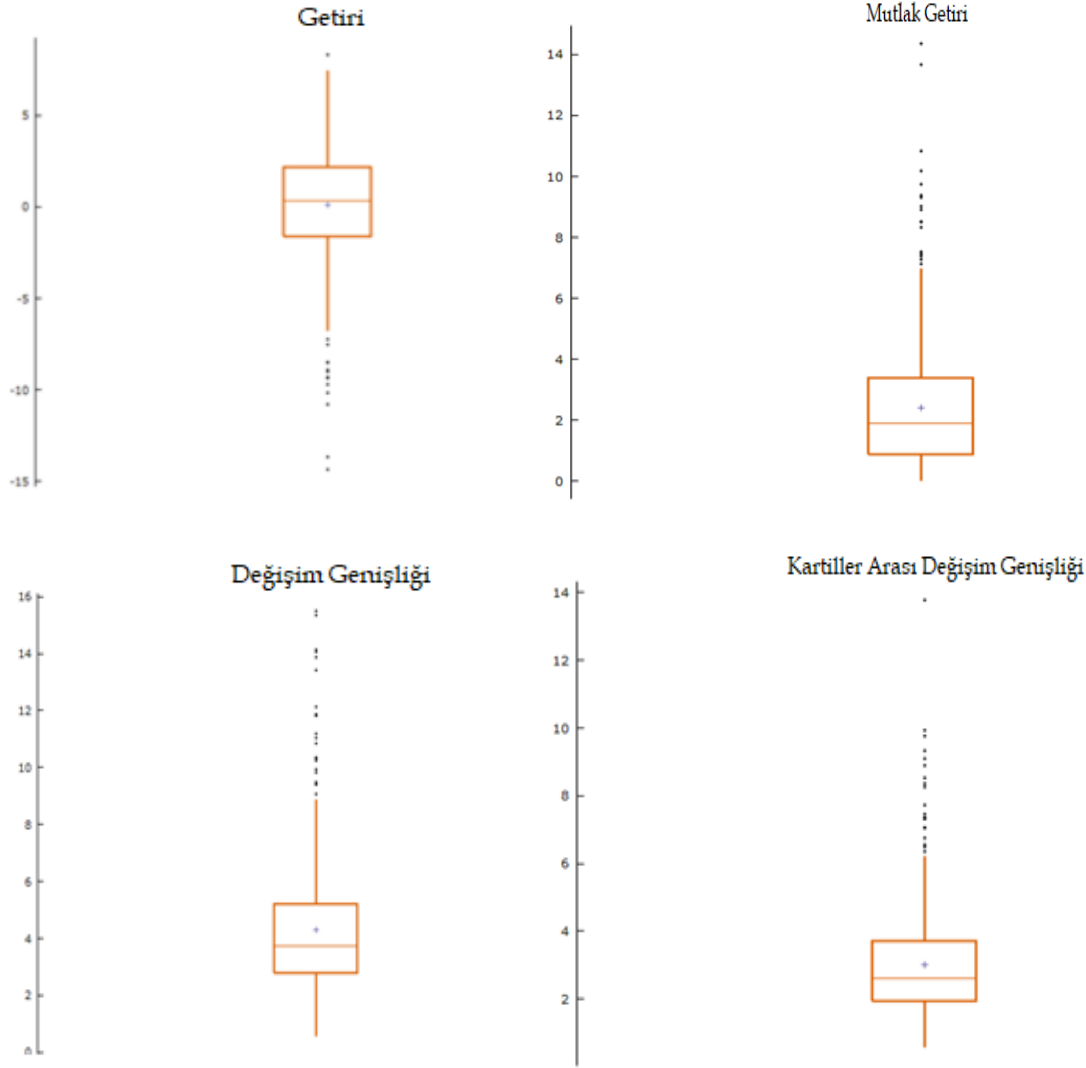
Not: Parantez içindekiler olasılık deęerleridir.

BIST100 endeks getirisi serisinin çarpıklık ve basıklık deęerleri incelendiğinde, seri dağılımının sola çarpık, sivri ve kalın kuyruklu yani leptokurtik olduęu görülmektedir. Leptokurtik dağılım, finansal serilerde sıklıkla karşılaşılan bir dağılım türüdür. Dağılımın sola çarpık olması, negatif getirilerde aşırı deęerlerin ortaya çıkma olasılıęının pozitif getirilerdeki duruma kıyasla daha fazla olduęunu ifade etmektedir. J-B normallik testi sonuçları incelendiğinde, getiri serisinin normal dağıldığını ifade eden sıfır hipotezinin kuvvetli bir biçimde reddedildięi görülmektedir.

Mutlak getiri, deęişim genişlięi ve kartiller arası deęişim genişlięi deęişkenleri literatürde volatilitéyi temsil eden vekil deęişkenler olarak sıklıkla tercih edilmektedir. Bu üç vekil deęişken birbiriyle karşılaştırıldığında, standart sapması en büyük olan vekil deęişkenin “Standart Deęişim Genişlięi” olduęu görülmektedir. Ayrıca, getiri serisi ile deęişim genişlięi ve kartiller arası deęişim genişlięi serilerinin standart sapmaları karşılaştırıldığında, kartiller arası deęişim genişlięi serisinin standart sapmasının en küçük standart sapma olduęu görülmektedir. Üç vekil deęişkenin dağılımı da sağa çarpık ve sivridir. Dağılımı en çarpık ve sivri olan vekil deęişkenin, “Kartiller Arası Deęişim Genişlięi” deęişkeni olduęu görülmektedir. Tablonun son sütununda yer alan onuncu gecikmedeki Q

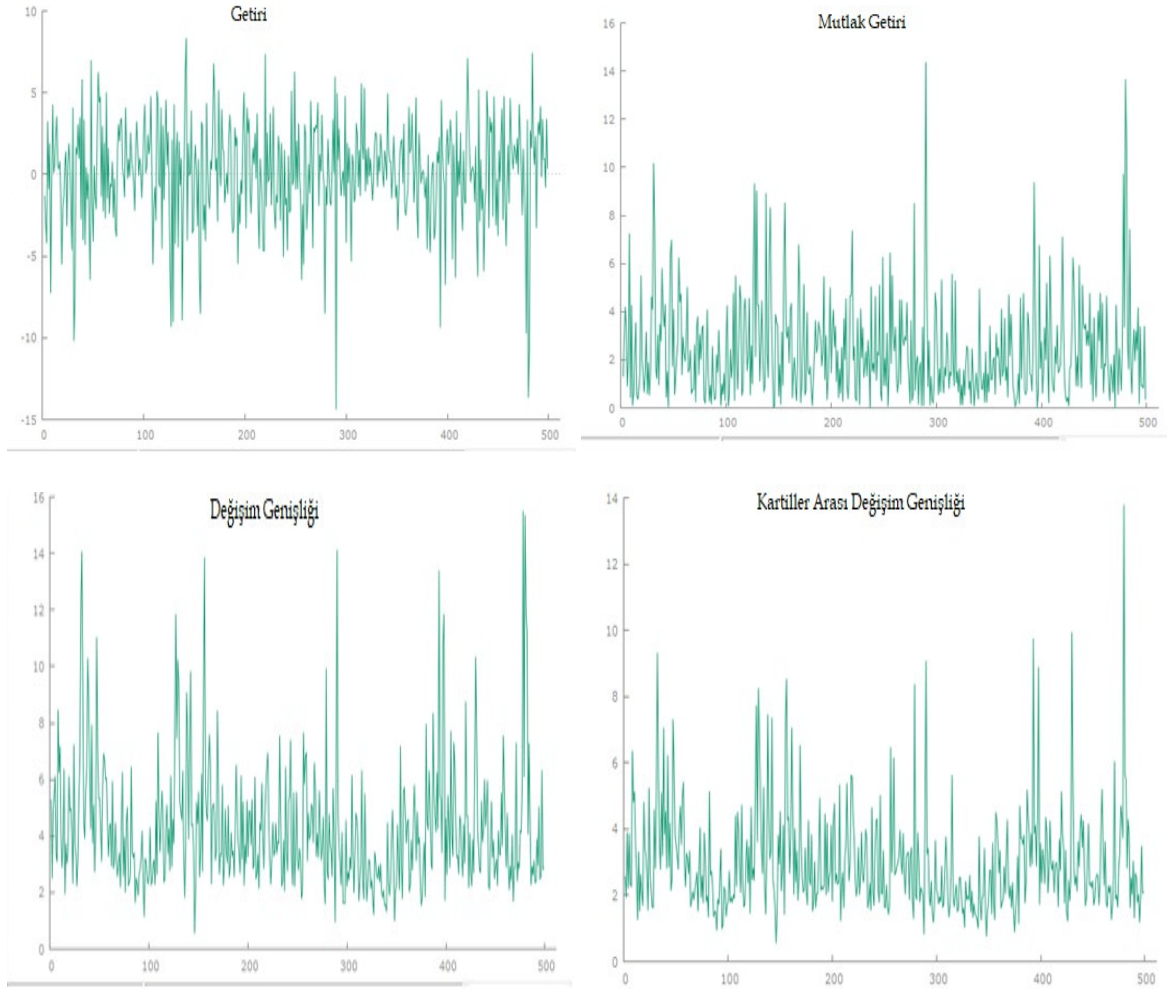
istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, her bir vekil değişken için otokorelasyon katsayılarının anlamlı olması sebebiyle incelenen serilerde, volatilité kümelenmelerinin söz konusu olduğu tespit edilmiştir. Mutlak getiri serisi ile standart değişim genişliği ve kartiller arası değişim genişliği serilerinin otokorelasyon ve Q istatistik değerlerine bakıldığında, standart değişim genişliği ve kartiller arası değişim genişliği serilerinde volatilitéde yapışkanlık derecesi mutlak getiri serisindeki yapışkanlık derecesine göre çok daha kuvvetlidir.

Değişkenler ile ilgili betimsel istatistikler değerlendirildikten sonra serilerde özellikle aşırı değerlerin varlığını tespit etmek amacıyla "Kutu - Bıyık Çizimleri" de yapılmıştır. Bu çizimler, Şekil 1'de görülmektedir:



**Şekil 1:** Getiri, Mutlak Getiri, Değişim Genişliği (Standart) ve Kartiller Arası Değişim Genişliği Serilerinin Kutu - Bıyık Çizimleri

Getiri serisinin kutu - bıyık çizimine bakıldığında, pozitif aşırı değer olarak yalnızca bir tane gerçekleşme söz konusu iken, negatif getirilerde çok sayıda aşırı değer gerçekleştiği görülmektedir. Beklentiyeye uygun bu sonuç, dağılımın sola çarpık olması sebebiyle negatif getirilerde aşırı değerlerin ortaya çıkma olasılığının pozitif getirilerdeki duruma kıyasla daha fazla olduğu bilgisiyyle örtüşmektedir. Mutlak getiri, standart değişim genişliği ve kartiller arası değişim genişliği değişkenleri volatilité için vekil değişken olduklarından ve volatilité değerleri hiçbir zaman negatif olarak gerçekleşemeyeceğinden bu üç değişkende yalnızca pozitif aşırı değerler söz konusudur. Burada, kartiller arası değişim genişliği değişkeninin aşırı değerlerinin mutlak getiri değişkenindeki aşırı değerlerin büyüklüklerine oldukça yakın olduğu ve bu sebepten BIST100 endeksi getiri serisindeki koşullu volatilitelerin tahmininde vekil değişken olarak "Kartiller Arası Değişim Genişliği" değişkeninin kullanılmasının daha doğru tahminler elde etmede "Standart Değişim Genişliği" vekil değişkeninin kullanımına nazaran ilave bir katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Değişkenlerin zaman yolu grafikleri Şekil 2'de görülmektedir:



**Şekil 2:** Getiri, Mutlak Getiri, Değişim Genişliği (Standart) ve Kartiller Arası Değişim Genişliği Serilerinin Zaman Yolu Grafikleri

BIST100 endeksi getiri serisinin zaman yolu grafiği incelendiğinde, incelenen dönemde volatilité kümelenmeleri göze çarpmaktadır. En büyük negatif getirilerin gerçekleştiği tarihler Temmuz 2016 ve Mart 2020 tarihleridir. Bu tarihlerde sırasıyla, Türkiye’de FETÖ kalkışması yaşanmış ve COVID-19 pandemisi etkisini hissettirmeye başlamıştır. Mutlak getiri, standart değişim genişliği ve kartiller arası değişim genişliği vekil değişkenlerinin zaman yolu grafikleri incelendiğinde ise, standart değişim genişliği değişkeninin aşırı değerlere karşı duyarlı olmasından dolayı volatilité değişimlerinin, aşırı değerlere dirençli olan kartiller arası değişim genişliği değişkeniyle kıyaslandığında oldukça sert gerçekleştiği görülmektedir.

Son olarak, modelleme öncesinde incelenen değişkenlerin durağan olup olmadıklarını tespit etmek amacıyla birim kök testleri yapılmıştır ve sonuçlar Tablo 2’de sunulmuştur:

**Tablo 2 :** ADF ve PP Birim Kök Test Sonuçları

	Test İstatistik Değeri	Kritik Değer
Getiri İçin ADF Birim Kök Testi	-22.68***	-2.87
Getiri İçin PP Birim Kök Testi	-22.68***	-2.87
Standart Değişim Genişliği için ADF Birim Kök Testi	-15.16***	-2.87
Standart Değişim Genişliği için PP Birim Kök Testi	-16.20***	-2.87
Kartiller Arası Değişim Genişliği için ADF Birim Kök Testi	-16.80***	-2.87
Kartiller Arası Değişim Genişliği için PP Birim Kök Testi	-18.10***	-2.87

Not : Anlamlılık düzeylerinden  $\alpha = 0,01$  için \*\*\*,  $\alpha = 0,05$  için \*\*,  $\alpha = 0,10$  için \* kullanılmıştır.



Birim kök test sonuçları incelendiğinde, gerek getiri bazlı koşullu değişen varyans modellerinin tahmininde kullanılan getiri serisinin gerekse de değişim genişliği bazlı koşullu değişen varyans modellerinin tahmininde kullanılan “Standart Değişim Genişliği” ve “Kartiller Arası Değişim Genişliği” değişkenlerinin durağan olduğu sonucuna varılmaktadır.

### Ekonometrik yöntem

Otoregresif volatilité modellerinin arkasındaki temel fikir, volatilité için bir vekil değişken belirlenip, belirlenen değişkenin gözlemlenen değerlerinden oluşan zaman serisinden yararlanılması ve bu seriye AR ya da ARMA modeli belirleme amacıyla standart “Box – Jenkins Tipi” yöntemlerin uygulanmasıdır. Yapılan çalışmalarda, ilgilenilen günlük volatilité tahminleri için ise, günlük getirilerin karesi ve günlük değişim genişliği tahminleri vekil değişkenler olarak kullanılmaktadır. Bu durum, haftalık, aylık ve üçer aylık frekanslar için de benzerdir (Brooks, 2008: 385-386).

Bu bölümde, BIST100 endeks getiri volatilitesi tahmininde kullanılacak olan otoregresif modeller iki alt başlık altında tanıtılacaktır. İlk alt başlıkta, getiri bazlı temel bir koşullu volatilité modeli olan “ARCH [Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (Otoregresif Koşullu Değişen Varyans)]” modeli üzerinde durulacaktır. İkinci alt başlık altında ise, finansal varlık fiyatlarındaki volatilitenin hesaplanmasında, belirlenen sabit zaman aralıklarındaki değişimleri de dikkate alan “CARR [Conditional Autoregressive Range Models (Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği)]” modelleri farklı yönleriyle tanıtılacaktır.

### Otoregresif koşullu değişen varyans modeli

Finansal varlık getiri serilerinde karşılaşılan büyük değişimleri büyük değişimlerin, küçük değişimleri ise küçük değişimlerin takip ettiği volatilité kümelenmesini modellemek için kullanılan temel modellerden birisi ARCH modelidir. Sıfır ortalamaya sahip ve normal dağılmış  $u_t$  rassal değişkeninin koşullu varyansının,  $u_t^2$ 'nin koşullu beklenen değerine eşit olduğu bilgisinden yola çıkarak ARCH (q) modeli aşağıdaki gibi yazılabilmektedir (Engle, 1982: 994):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2, \quad h_t = \sigma_t^2 \quad (1)$$

ARCH modelinde, bağımlı değişkenin zaman boyunca izlediği yolu betimleyen “koşullu ortalama denklemi” ise genel bir gösterimle şöyle ifade edilebilir:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_{2t} + \beta_3 x_{3t} + \beta_4 x_{4t} + u_t, \quad u_t \sim N(0, h_t) \quad (2)$$

(1) numaralı koşullu varyans denklemiindeki  $h_t$  değişkeninin pozitif olma zorunluluğu vardır çünkü varyans hiçbir zaman negatif olamaz. Varyans sıfır olduğunda ise, bir değişken yerine ancak bir sabitten söz edilebilir. Bu amaçla, koşullu varyans denklemiindeki parametreler olan  $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_q$  parametrelerinin tümünün negatif olmama kısıtını sağlaması gerekmektedir. Bahsedilen parametre kısıtı matematiksel olarak gösterilirse bu kısıt,  $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 \quad \forall i = 1, 2, \dots, q$  biçiminde ifade edilebilmektedir (Brooks, 2008: 388- 389).

Geleneksel ekonometrik modeller, bir dönem ileri öngörü varyansını sabit varsaydığından yukarıda tanımlanan ARCH modeli kullanılmaya başlanmıştır. Bu modelin tahmininde “En Çok Benzerlik (EÇB)” tahmincileri, “En Küçük Kareler (EKK)” tahmincileri ile kıyaslandığında tercih edilmektedir çünkü EÇB tahmincileri etkin tahmincilerdir (Engle, 1982: 987). Modelin durağanlık koşulunu sağlaması için ise,

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1 \quad \text{kısıtı geçerli olmalıdır (Engle, 1982: 993).}$$

### Koşullu otoregresif değişim genişliği modelleri

Chou (2005) çalışmasında, finansal varlıkların volatilitelerinin modellenmesinde, getiri bazlı ARCH – GARCH sınıfı modellere alternatif olarak lokal volatilitenin etkin tahmincisi olan değişim genişliği bazlı ve literatürde orijinal ismi “Conditional Autoregressive Range Models (CARR)” olarak geçen “Koşullu Otoregresif Değişim Genişliği (KODG)” modellerini önermiştir. Önerilen dinamik modelde, getiri bazlı modellerde olduğu gibi yalnızca varlıkların kapanış fiyatlarından hareketle getiriler hesaplanıp koşullu volatiliteler tahmin edilmemektedir. KODG modeli yardımıyla koşullu volatiliteler tahmin edilirken

varlık fiyatlarının belirlenen sabit zaman aralıklarındaki değişimlerinin bilgisi de dikkate alınmaktadır. KODG modelinin belirlenmesi aşağıda gösterildiği gibidir:

$$R_t = \lambda_t \varepsilon_t$$

$$\lambda_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j \lambda_{t-j} \quad (3)$$

$$\varepsilon_t | I_{t-1} \square f(l, \xi_t)$$

Spekülatif bir varlığın t zamanındaki fiyatı  $P_t$  ile gösterilirse, gözlemlenen standart değişim genişliği ( $R_t$ ),  $Max\{P_t\} - Min\{P_t\}$  olarak hesaplanmakta ve bulunan değer yüz ile çarpılmaktadır. Burada n, aralık sayısını ifade etmekte olup fiyatların alt imi,  $\tau = t-1, t-1 + \frac{1}{n}, t-1 + \frac{2}{n}, \dots, t$  olarak gösterilmektedir (Chou, 2005: 564). Daha açık ifade edilirse standart değişim genişliği, " $R_t \equiv 100 \times (\ln P_{\tau}^{maksimum} - \ln P_{\tau}^{minimum})$ " formülü ile hesaplanmaktadır. Kartiller arası değişim genişliği ise, " $R_t \equiv 100 \times [\ln Q_{3\tau} - \ln Q_{1\tau}]$ " formülü ile hesaplanmaktadır. Burada  $Q_{3\tau}$ , üçüncü kartili,  $Q_{1\tau}$  ise birinci kartili ifade etmektedir.

$\lambda_t$ , t zamanına kadar olan tüm bilgiye dayalı değişim genişliğinin koşullu ortalamasıdır ve fiyatların değişim genişliğine gelen şokların yapışkanlığını yani volatilitite kümelenmesini ölçen bir parametredir.

$\varepsilon_t$ , normalize edilmiş değişim genişliğini ifade etmekte olup  $\frac{R_t}{\lambda_t}$  'ye eşittir. Koşullu ortalama

denklemindeki,  $\omega, \alpha_i, \beta_j$  parametreleri sırasıyla, değişim genişliğinde var olan doğal belirsizliği, değişim genişliğine (getiri volatilitesine) gelen şokların kısa dönem ve uzun dönem etkilerini karakterize etmektedir ve  $\lambda_t > 0$  koşulunu sağlamak için üç parametre de pozitif olmalıdır.  $\varepsilon_t$  üssel dağılıma sahip olduğunda logaritmik benzerlik fonksiyonu,

$L(\alpha_i, \beta_j; R_1, R_2, \dots, R_T) = -\sum_{t=1}^T \left[ \ln(\lambda_t) + \frac{R_t}{\lambda_t} \right]$  olarak yazılabilmektedir. Böyle bir model "Üssel

Koşullu Otoresif Değişim Genişliği (ÜKODG) Modeli" olarak bilinmektedir.  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j$  olarak

gösterilen kısa ve uzun dönem etki parametrelerinin toplamı, değişim genişliğine gelen şokların yapışkanlığını belirlemede rol oynamakta olup modelin durağanlık koşulunu sağlaması için etki parametreleri toplamının birden küçük olması gerekmektedir (Chou, 2005: 565).

KODG modelinde, değişim genişliğinin koşullu ortalamasını daha iyi açıklayabilmek amacıyla koşullu ortalama denkleminde dışsal değişkenler de eklenebilmektedir. Bu durumda model, "KODGX Modeli" adını almaktadır. Buradaki X, dışsal değişkenleri ifade etmektedir. KODGX modeli aşağıda gösterildiği gibi yazılmaktadır:

$$\lambda_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j \lambda_{t-j} + \sum_{l=1}^L \gamma_l X_{t-1,l} \quad (4)$$

(4) numaralı modelde yer alan hata terimi  $\varepsilon_t$ , üssel dağılıma sahip olduğunda model, "ÜKODGX Modeli" olarak adlandırılmaktadır. Modele ilave edilebilecek bazı önemli dışsal değişkenler arasında, gecikmeli ticaret (işlem) hacmi (Volatilitite ve ticaret hacmi arasındaki ilişkiyi görmek için kullanılmaktadır.), kaldıraç etkisini yakalayan gecikmeli getiri değişkeni, gecikmeli mutlak getiri değişkeni (Gecikmeli değişim genişliği değişkenine ilaveten volatilitite hakkında ilave bilgi için kullanılmaktadır.) ve değişim genişliğindeki bazı mevsimsel örüntüleri karakterize eden mevsimsel faktörler sayılabilmektedir (Chou, 2005: 565).

ÜKODG(X) modellerinin tahmininde yararlanılan üssel yoğunluk fonksiyonu, tutarlı olmakla birlikte etkin değildir. Etkinlik özelliğinin de sağlanması için üssel yoğunluk fonksiyonunu da içinde barındıran

daha genel bir yoğunluk fonksiyonu olan “Weibull Dağılımı” kullanılabilir. Bu durumda logaritmik benzerlik fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilmektedir:

$$L(\alpha_i, \beta_j, \theta; R_1, R_2, \dots, R_T) = \sum_{i=1}^T \ln \left( \frac{\theta}{R_i} \right) + \theta \ln \left( \frac{\Gamma(1 + 1/\theta) R_i}{\lambda_i} \right) - \left( \frac{\Gamma(1 + 1/\theta) R_i}{\lambda_i} \right)^\theta \quad (5)$$

$\varepsilon_i$ , Weibull dağılımına sahip olduğunda model “WKODG(WKODGX) Modeli” olarak adlandırılmaktadır. Modelde  $\theta = 1$  iken, Weibull dağılımı üssel dağılıma dönüşeceğinden model, “ÜKODG (ÜKODGX) Modeli” haline gelecektir. KODG modellerinin parametrelerinin tahmini, en çok benzerlik tahmin yöntemlerinden olan QMLE yöntemiyle tutarlı olarak yapılabilmektedir (Chou, 2005: 566-567).

## Ampirik bulgular

Bu bölümde, BIST100 endeks getirisinin volatilitisini tahmin etmek için getiri bazlı ve değişim genişliği bazlı modeller tahmin edilmiştir ve kısıtları sağlayıp testleri geçen modeller istatistiksel performanslarının karşılaştırılması amacıyla dikkate sunulmuştur. Çalışmada incelenen, haftalık verilerden yararlanılan dönem, 3 Ocak 2011 – 20 Temmuz 2020 dönemi olarak seçilmiştir. Bu dönemin seçilmesinin sebebi, 2008 Küresel Ekonomik krizini analiz dışında bırakıp ağırlıklı olarak iç dinamikler üzerinde yoğunlaşabilmek ve süreci endeks değerlerinden iki sıfırın atıldığı tarihe kadar incelemektir. BIST100 endeksi getiri serisinin volatilitate tahmini için öncelikle, yalnızca endeksin günlük kapanış değerlerini dikkate alan getiri bazlı “ARCH - GARCH” sınıfına giren çeşitli simetrik ve asimetrik modeller tahmin edilmiştir. Bu modeller içinde, kısıtları sağlayan ve testleri geçen en uygun getiri bazlı modelin “ARCH (1) Modeli” olduğu tespit edilmiştir. ARCH (1) modeline ilişkin sonuçlar Tablo 3’te sunulmaktadır:

**Tablo 3:** ARCH (1) Modeli Tahmin Sonuçları

	ARCH (1) - çarpık Student - t
$\omega$ (sabit)	8.675 ***
$\alpha_1$ (ARCH)	0.147 ***
Çarpıklık	0.79 ***
Şekil	9.37 **
Log-Benzerlik	-1259.75
Akaike	5.075
Schwarz	5.11
ARCH Gecikme 2	2.14 (0.143)
ARCH Gecikme 4	2.21 (0.395)
ARCH Gecikme 6	2.45 (0.581)
Nyblom Stabilitate Testi	0.993
Negatif İşaret Sapması	0.318 (0.75)
Pozitif İşaret Sapması	1.47 (0.14)
Düzeltilmiş Pearson Uyum İyiliği Testi	Grup 40 için 36.62 (0.58) Grup 50 için 40.55 (0.80)

**Notlar:** \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla 0.01, 0.05 ve 0.10 anlamlılık düzeylerine karşılık gelmektedir. Parantez içindeki değerler, ilgili istatistiklerin olasılık değerleridir.

ARCH (1) modeli tahmin sonuçları incelendiğinde, parametre tahminlerinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir.  $\omega$  ile  $\alpha_1$  parametrelerinin pozitif olması ve  $\alpha_1$  parametresinin sıfır ile bir arasında yer alması modelin pozitif koşullu varyanslar üreten durağan bir model olduğunu göstermektedir. Model, parametrelerin anlamlı olduğu ve kısıtların sağlandığı bir modeldir. Çarpıklık ve basıklık parametrelerinin tahmin değerleri incelendiğinde, dağılımın sola çarpık ve sivri olduğu, ayrıca farklı gecikmelerde ARCH LM testi sonuçlarına bakıldığında, modelin tahmini neticesinde artıklarda koşullu değişen varyans etkisinin ortadan kalktığı görülmektedir. Nyblom stabilite testi sonuçları, model parametrelerinde zamana göre değişim olmadığını yani parametrelerin zaman içinde kararlı olduğunu ifade etmektedir. İşaret sapması testi sonuçları incelendiğinde ise sonuçlar, modelde kaldıraç etkisinin olmadığına yani koşullu volatilitate denkleminin doğru belirlendiğine işaret etmektedir. Son olarak, Düzeltilmiş Pearson uyum iyiliği testi sonuçlarına bakıldığında,

standartlaştırılmış artıklar için seçilen “Çarpık Student-t” dağılımının uygun dağılım olduğu sonucuna varılmaktadır.

Değişim genişliği bazlı modellerde ise, “standart değişim genişliği” ölçüsünün yanı sıra Chou (2005)’nin makalesinde önerdiği aşırı değerlere daha dirençli olan “kartiller arası değişim genişliği” ölçüsünden de yararlanılmış ve bu ölçünün değişim genişliği bazlı modellerin istatistiksel performansını artırma konusunda katkı sağlayıp sağlamadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Değişim genişliği bazlı modellerde, hata terimlerinin üssel ya da Weibull dağılımına sahip olma durumlarına göre ve değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde dışsal değişkenlere yer verilip verilmemesine göre farklı varyantlar söz konusudur. Burada ilk olarak, “standart değişim genişliği” ölçüsüne dayanarak tahmin edilen KODG modellerine ilişkin tahmin sonuçları verilip sonuçlar yorumlanacaktır. İkinci olarak, “standart değişim genişliği” ölçüsüne dayanarak tahmin edilen KODGX modellerine ilişkin tahmin sonuçları verilip sonuçlar yorumlanacaktır. Son olarak ise, “kartiller arası değişim genişliği” ölçüsüne dayanarak tahmin edilen KODG ve KODGX modellerine ilişkin tahmin sonuçları verilip sonuçlar yorumlanacaktır. Tablo 4’te, modeller arasında seçim yaparken dikkat edilen hususlara vurgu yapmak için kısıtlamaları sağlayan ve sağlamayan modellere yer verilmiştir ve bu modeller arasından aday model belirlenmiştir. Tablo 5’te ve Tablo 6’da ise sadece şartları sağlayan aday modeller sunulmuştur. Modellerin tahmininde, Gretl “carr paketi 0.8” kullanılmıştır. “Standart değişim genişliği” ölçüsüne dayalı tahmin edilen KODG modelleri Tablo 4’te verilmiştir:

**Tablo 4:** Koşullu Otoresif Değişim Genişliği Modelleri (Standart Değişim Genişliği Ölçüsüne Dayalı)

	ÜKODG (1,1)	WKODG (1,1)	WKODG (1,2)
$\omega$	0.893	1.257***	0.246*
$R(-1)$	0.233***	0.269***	0.296***
$R(-2)$	-----	-----	-0.203***
$lambda(-1)$	0.558**	0.439***	0.849***
$\theta$ (theta)	-----	2.212***	2.221***
Log -benzerlik	-1217.82	-1018.07	-1014.97
Akaike Bilgi Kriteri	2441.64	2044.14	2039.93
Schwarz Bilgi Kriteri	2454.28	2060.99	2060.99
Ljung - Box Q-İstatistiği (4)	4.55 (0.337)	4.30 (0.367)	1.64 (0.80)
Ljung - Box Q-İstatistiği (8)	5.69 (0.682)	5.74 (0.676)	3.47 (0.90)
Ljung - Box Q-İstatistiği (12)	12.34 (0.419)	13.38 (0.342)	8.13 (0.78)

**Notlar:** \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla 0,01, 0,05 ve 0,10 anlamlılık düzeylerine karşılık gelmektedir. Parantez içindeki değerler, ilgili istatistiklerin olasılık değerleridir.

Tablo 4’teki model sonuçları analiz edildiğinde, değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde yer alan ve değişim genişliğinin ilk düzeyini temsil eden sabit parametre olan  $\omega$ ’nın ÜKODG (1,1) modelinde istatistiksel olarak anlamsız olduğu görülmektedir. Diğer iki modelde ise bu parametre farklı anlamlılık düzeylerinde anlamlıdır. Bu sebepten ÜKODG (1,1) modeli, istatistiksel performansları karşılaştırmak amacıyla seçilecek aday modeller arasından çıkarılmıştır.

WKODG (1,1) modeli sonuçlarına bakıldığında, model parametrelerinin tümü istatistiksel olarak anlamlıdır. Modelde yer alan ve  $R(-1)$  olarak gösterilen değişim genişliği değişkeninin birinci gecikmesinin parametresinin ( $\alpha_1$ ) tahminine bakıldığında, tahmin değerinin pozitif olduğu görülmektedir. Bu değer, değişim genişliği (getiri volatilitesi) üzerine gelen bir şokun kısa dönem etkisini göstermektedir. Değişim genişliğinin koşullu ortalama değişkeninin bir gecikmesi olan  $lambda(-1)$  incelendiğinde ise, değişkenin parametresinin ( $\beta_1$ ) tahmininin pozitif olduğu görülmektedir. Bu değer, değişim genişliği üzerine gelen bir şokun uzun dönem etkisini temsil etmektedir. Hata terimlerinin, üssel dağılım gibi birçok farklı dağılımı içinde barındıran ve genel bir dağılım olan Weibull dağılımına sahip olduğu varsayımıyla modeller tahmin edildiğinde, üssel dağılım varsayımına göre tahmin edilen KODG(X) modellerinden farklı olarak,  $\theta$  şekil parametresi de tahmin

edilmektedir. Bu parametrenin bire eşit olması durumunda, Weibull dağılımı üssel dağılıma dönüşmektedir. WKODG (1,1) modelinde bu parametrenin tahmin değeri 2.212 olarak bulunmuştur ve birden oldukça uzaktır. Birden uzak olan  $\theta$  değerlerinin söz konusu olması, değişim genişliği bazlı modellerde hata terimlerinin Weibull dağıldığı varsayımının üssel dağıldığı varsayımına göre daha doğru olacağını ifade etmektedir. Modelin tahmini sonucunda elde edilen normalize edilmiş değişim genişliği  $\left(\frac{R_i}{\lambda_i}\right)$  tahminlerinin farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın WKODG (1,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretler.  $\omega, \alpha_1, \beta_1$  parametre tahminlerinin pozitif olması, modelin kısıtlarının ve  $\alpha_1 + \beta_1 < 1$  kısıtının geçerliliği, durağanlık koşulunun sağlandığını göstermektedir. Sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde, WKODG (1,1) modelinin istatistiksel performans değerlendirmesi için aday model olarak seçilmesi gerektiği görülmektedir.

WKODG (1,2) modelinin tahmin sonuçları incelendiğinde, model parametrelerinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu fakat model kısıtlarından biri olan  $R(-2)$  değişkeninin parametresinin ( $\alpha_2$ ) pozitif olması kısıtının sağlanmaması nedeniyle model aday model olma şansını kaybetmiştir.

Tablo 4'teki üç modele ait tahmin sonuçları birlikte değerlendirildiğinde "standart değişim genişliği" temel alınarak tahmin edilen ve değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde dışsal değişkenlere yer verilmeyen bu modeller arasından tüm kriterleri sağlayan, BIST100 endeksinin getiri volatilitesi tahmininde kullanılmaya aday model olarak yalnızca "WKODG (1,1)" modeli seçilmiştir. Değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde dışsal değişkenlere yer verilen modellerin tahmin sonuçları ise Tablo 5'te verilmektedir:

**Tablo 5:** Koşullu Otoresif Değişim Genişliği Modelleri (Dışsal Değişkenli) (Standart Değişim Genişliği Ölçüsüne Dayalı)

	ÜKODGX (2,1)	ÜKODGX (2,1)	WKODGX (1,1)	WKODGX (1,1)	WKODGX (2,1)	WKODGX (2,1)
$\omega$	0.702**	0.656***	0.644***	0.699***	0.713***	0.669***
$R(-1)$	0.166**	0.141**	0.138***	0.126***	0.188***	0.151***
$R(-2)$	-----	-----	-----	-----	-----	-----
$\lambda(-1)$	0.357**	0.382***	0.714***	0.714***	0.364***	0.394***
$\lambda(-2)$	0.316***	0.326***	-----	-----	0.285***	0.303***
$\theta$ (theta)	-----	-----	2.215***	2.240***	2.223***	2.257***
Getiri (-1)	-0.122***	-0.136***	-0.092***	-0.111***	-0.099***	-0.131***
Tichacbym (-1)	-----	0.005***	-----	0.0058***	-----	0.006***
Log -benzerlik	-1215.19	-1214.61	-1012.01	-1007.98	-1009.84	-1004.34
Akaike Bilgi Kriteri	2440.38	2441.22	2034.02	2027.96	2031.67	2022.68
Schwarz Bilgi Kriteri	2461.45	2466.5	2055.28	2053.88	2056.95	2052.17
Ljung - Box Q-İstatistiği (4)	1.383 (0.847)	0.819 (0.936)	5.169 (0.270)	3.549 (0.470)	1.379 (0.848)	0.454 (0.978)
Ljung - Box Q-İstatistiği (8)	5.395 (0.715)	4.961 (0.762)	8.235 (0.411)	6.291 (0.615)	4.954 (0.762)	4.311 (0.828)
Ljung - Box Q-İstatistiği (12)	10.537 (0.569)	9.296 (0.677)	13.595 (0.327)	11.874 (0.456)	10.115 (0.606)	8.463 (0.748)

**Notlar:** \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla 0,01, 0,05 ve 0,10 anlamlılık düzeylerine karşılık gelmektedir. Parantez içindeki değerler, ilgili istatistiklerin olasılık değerleridir.

Tablo 5'teki ÜKODGX (2,1) modeli incelendiğinde, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Kaldıraç etkisinin varlığını test etmek için dışsal değişken olarak bir dönem önceki BIST100 endeks getiri değişkeni modele ilave edilmiştir. Parametre

tahminine bakıldığında, tahminin -0.122 olarak bulunduğu görülmektedir. Tahmin değerinin işareti negatif olduğundan dolayı, BIST100 endeks getirisine gelecek negatif şokların volatilitiyi arttıracak, pozitif şokların ise volatilitiyi azaltacak görülmektedir. Bu sebepten dolayı, modelde kaldıraç etkisinin olduğu tespit edilmektedir. Getiri volatilitesine gelen şokların kısa dönem etkisinin uzun dönem etkisinden düşük olduğu görülmektedir ve şokların cari dönem getiri volatilitesi üzerindeki etkisi gecikme arttıkça azalmaktadır.  $\alpha_1 + \beta_1 + \beta_2 = 0.839$  olduğundan dolayı bu durum, BIST100 getiri serisinin volatilitate yapışkanlığının (volatilitate kümelenmesinin) kuvvetli olduğunu göstermektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın ÜKODGX (2,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretir.

İsmi ve gecikme dereceleri tablodaki birinci modelle aynı olan fakat değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde kullanılan ilave dışsal değişkendeki farklılaşmadan dolayı farklı bir model olan Tablo 5'in ikinci sütunundaki ÜKODGX (2,1) modeli incelendiğinde, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Modeldeki ilave değişken olan "Tichachym (-1)", BIST100 endeksine ilişkin bir dönem önceki haftalık ticaret hacmindeki büyümenin cari dönem endeks getiri volatilitesi üzerindeki etkisini görmek için modele dahil edilmiş dışsal bir değişkendir. Değişkene ilişkin parametre tahmin değerine bakıldığında, tahminin pozitif fakat sıfıra oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum, BIST100 endeksine ilişkin ticaret hacmindeki büyümenin bir dönem gecikmeli etkisinin BIST100 endeksi getiri volatilitesi üzerinde çok küçük bir artışa sebebiyet verdiğini göstermektedir.  $\alpha_1 + \beta_1 + \beta_2 = 0.849$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilitate yapışkanlığının (volatilitate kümelenmesinin) kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın ÜKODGX (2,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretir.

Tablo 5'in ilk iki sütunundaki modellerde, hata terimlerinin üssel dağılıma sahip olduğu varsayımı yapılmaktaydı. Üçüncü sütundan altıncı sütuna kadar olan modellerde ise hata terimlerinin daha genel bir dağılım olan Weibull dağılımına sahip olduğu varsayılmaktadır. "WKODGX (1,1)" modelinin tahmin sonuçlarına bakıldığında, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Weibull dağılım varsayımının yapıldığı modellerde, üssel dağılım varsayımının yapıldığı modellere ilaveten bir  $\theta$  parametresi bulunmaktadır. Bu parametre, dağılımın şekil parametresi olup, bir değerini aldığıda dağılım üssel dağılıma dönüşmektedir çünkü Weibull dağılımı üssel dağılımı da içinde barındıran daha genel bir yoğunluk fonksiyonudur. Modelde bu parametrenin istatistiksel olarak anlamlı ve birden büyük olması Weibull dağılımının üssel dağılıma göre hata terimleri için çok daha uygun bir dağılım olduğunu ifade etmektedir. Modeldeki getiri (-1) değişkeninin negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bulunması sebebiyle modelde kaldıraç etkisi söz konusudur.  $\alpha_1 + \beta_1 = 0.852$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilitate yapışkanlığının kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın ÜKODGX (2,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretir.

Üçüncü sütundaki modelle aynı isme ve gecikme derecelerine sahip fakat değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde kullanılan ilave dışsal değişkendeki farklılaşmadan dolayı farklı bir model olan Tablo 5'in dördüncü sütunundaki WKODGX (1,1) modeli incelendiğinde, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Modeldeki ilave değişken olan "Tichachym (-1)" değişkenine ilişkin parametre tahmin değerine bakıldığında, tahminin pozitif fakat sıfıra oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum, BIST100 endeksine ilişkin ticaret hacmindeki büyümenin bir dönem gecikmeli etkisinin BIST100 endeksi getiri volatilitesi üzerinde çok küçük bir artışa sebebiyet verdiğini göstermektedir. Modelde, kaldıraç etkisi söz konusudur.  $\alpha_1 + \beta_1 = 0.84$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilitate yapışkanlığının kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın WKODGX (1,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretir.

Tablo 5'in beşinci sütunundaki WKODGX (2,1) modeli tahmin sonuçlarına bakıldığında, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Modelde, kaldıraç etkisi söz konusudur.  $\alpha_1 + \beta_1 + \beta_2 = 0.837$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilitate yapışkanlığının kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli

yapışkanlığın WKODGX (2,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretler.

Son olarak, ismi ve gecikme dereceleri beşinci sütündeki modelle aynı olan fakat değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde kullanılan ilave dışsal değişkendirdeki farklılaşmadan dolayı farklı bir model olan Tablo 5'in son sütunundaki WKODGX (2,1) modelinin tahmin sonuçları analiz edildiğinde ise, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model, kısıtları sağlamaktadır. Modeldeki ilave değişken olan "Tichacbym (-1)" değişkenine ilişkin parametre tahmin değerine bakıldığında, tahminin pozitif fakat sıfıra oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum, BIST100 endeksine ilişkin ticaret hacmindeki büyümenin bir dönem gecikmeli etkisinin BIST100 endeksi getiri volatilitesi üzerinde çok küçük bir artışa sebebiyet verdiğini göstermektedir.  $\alpha_1 + \beta_1 + \beta_2 = 0.848$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilitesi yapışkanlığının kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın WKODGX (2,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretler.

Tablo 5'teki altı modele ait tahmin sonuçları birlikte değerlendirildiğinde "standart değişim genişliği" temel alınarak tahmin edilen ve değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde dışsal değişkenlere yer verilen bu modeller arasından, Q istatistik değerleri, log - benzerlik fonksiyonunun aldığı değerler, Akaike ve Schwarz bilgi kriterleri dikkate alındığında, BIST100 endeksinin getiri volatilitesi tahmininde kullanılmaya aday model olarak altıncı sütündeki "WKODGX (2,1)" modeli seçilmiştir. Tablo 4'teki modeller arasından seçilen WKODG (1,1) modeli ile Tablo 5'teki modeller arasından seçilen WKODGX (2,1) modeli, Q istatistik değerlerine, log - benzerlik fonksiyonunun aldığı değerlere, Akaike ve Schwarz bilgi kriterlerine göre karşılaştırıldığında "Standart Değişim Genişliği Bazlı" modeller içerisinde istatistiksel performansı en iyi olan modelin "WKODGX (2,1)" olduğu sonucuna varılmıştır. BIST100 endeks getiri serisinin volatilitesinin modellenmesinde "Standart Değişim Genişliği Bazlı" modeller kullanılacaksa, hata terimlerinin Weibull dağılımına sahip olduğu varsayımı ile değişim genişliğinin koşullu ortalama denkleminde getiri (-1) dışında tichacbym (-1) dışsal değişkeninin ilave edilmesinin modelin istatistiksel performansını artırıcı etki yaptığı görülmektedir.

Standart değişim genişliği" ölçüsünün seride olabilecek aşırı değerlere karşı duyarlı olması sebebiyle Chou (2005) 'nun makalesinde kullanımını tavsiye ettiği "Kartiller arası değişim genişliği" ölçüsüne dayalı olarak da birçok volatilitesi modeli denenmiş ve uygun modeller Tablo 6'da verilmiştir:

**Tablo 6:** Koşullu Otoresif Değişim Genişliği Modelleri (Dışsal Değişkenli) (Kartiller Arası Değişim Genişliği Ölçüsüne Dayalı)

	WKODG (1,1)	WKODGX (1,1)
$\omega$	0.434***	0.359***
$R(-1)$	0.158***	0.063***
$R(-2)$	-----	-----
$\lambda(-1)$	0.698***	0.819***
$\theta$ (theta)	2.109***	2.162***
Getiri (-1)	-----	-0.074***
Log -benzerlik	-853.571	-840.52
Akaike Bilgi Kriteri	1715.14	1691.04
Schwarz Bilgi Kriteri	1731.99	1712.1
Ljung - Box Q-İstatistiği (4)	3.949 (0.413)	3.90 (0.42)
Ljung - Box Q-İstatistiği (8)	5.269 (0.728)	5.354 (0.719)
Ljung - Box Q-İstatistiği (12)	11.781 (0.463)	11.657 (0.474)

**Notlar:** \*\*\*, \*\* ve \* sırasıyla 0,01, 0,05 ve 0,10 anlamlılık düzeylerine karşılık gelmektedir. Parantez içindeki değerler, ilgili istatistiklerin olasılık değerleridir.

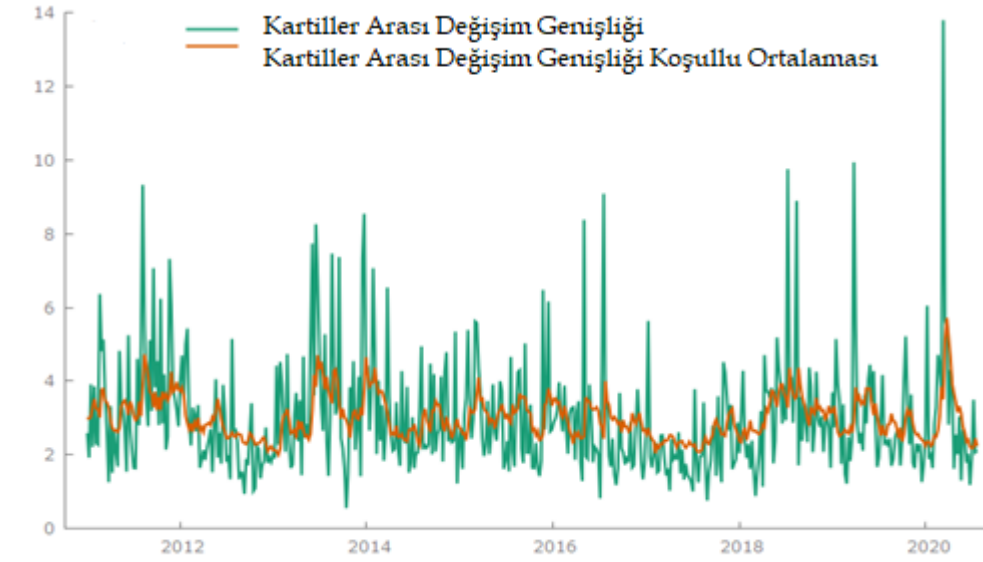
Tablo 6'daki birinci model incelendiğinde, tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır.  $\alpha_1 + \beta_1 = 0.856$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilité yapışkanlığının kuvvetli olduğu söylenebilir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, kartiller arası değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın WKODG (1,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretler.

İkinci sütündeki WKODGX (1,1) modeli tahmin sonuçlarına bakıldığında ise, yine tüm parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Model kısıtları sağlamaktadır. Modelde kaldıraç etkisi söz konusudur.  $\alpha_1 + \beta_1 = 0.882$  olduğundan dolayı, BIST100 getiri serisinin volatilité yapışkanlığının kuvvetli olduğu görülmektedir. Farklı gecikmelerdeki Q istatistiklerinin olasılık değerlerine bakıldığında, kartiller arası değişim genişliği serisinde bulunan kuvvetli yapışkanlığın WKODGX (1,1) modeli ile ortadan kalktığı görülmektedir. Bu sonuç, modelin doğru belirlendiğine işaretler.

Aşırı değerlere dirençli "Kartiller arası değişim genişliği" ölçüsüne dayalı olarak Tablo 6'daki iki model genel bir değerlendirmeye tabi tutulduğunda ve Q istatistik değerleri, log - benzerlik fonksiyonunun aldığı değerler, Akaike ve Schwarz bilgi kriterleri dikkate alındığında, modeller içerisinde istatistiksel performansı en iyi olan modelin "WKODGX (1,1)" olduğu sonucuna varılmıştır.

"Standart değişim genişliği ölçüsü bazlı" volatilité modelleri arasından istatistiksel performansı en yüksek olan model olarak seçilen WKODGX (2,1) modeli ile "kartiller arası değişim genişliği ölçüsü bazlı" volatilité modelleri arasından istatistiksel performansı en yüksek olan model olarak seçilen WKODGX (1,1) modeli karşılaştırıldığında, WKODGX (1,1) modelinin istatistiksel performansının WKODGX (2,1) modelinin istatistiksel performansına göre belirgin bir biçimde daha iyi olduğu görülmektedir. Bu sonuca göre, aşırı değerlere karşı dirençli olan "kartiller arası değişim genişliği" değişkeninin vekil volatilité değişkeni olarak seçilmesinin, volatilité modelinin istatistiksel performansı üzerinde belirgin bir iyileşme sağladığı görülmektedir. WKODGX (1,1) modeli, getiri bazlı ARCH (1) modeli ile kıyaslandığında ise, yine WKODGX (1,1) modelinin istatistiksel performansının ARCH (1) modeline göre çok daha iyi olduğu anlaşılmaktadır.

Tüm model denemeleri sonucunda, istatistiksel performansı en yüksek olarak bulunan "kartiller arası değişim genişliği" bazlı WKODGX (1,1) modeline ilişkin tahmin edilen koşullu volatilitelerle gözlenen koşullu volatilitelerin grafiklerinin birlikte çizimi Şekil 3'teki gibidir:



Şekil 3: WKODGX (1,1) Modeli Koşullu Volatilité Tahmin Grafiği

Yeşil ile gösterilen, gözlenen vekil volatilité değişkeni "kartiller arası değişim genişliği" serisi ile aday modeller arasından istatistiksel performansı en yüksek model olarak seçilen WKODGX (1,1) modelinden elde edilen ve turuncu ile gösterilen koşullu volatilité tahmin serisinin zaman yolu grafiği incelendiğinde, turuncu grafiğin değişim aralığının yeşil grafiğin değişim aralığı içerisinde kaldığı görülmektedir. Koşullu volatilité tahminlerinin, incelenen dönemde hiçbir zaman gözlenen vekil volatilité değişkeninin değişim aralığının üzerinde ya da altında seyrettiği görülmemektedir. Bu tespit, BIST100 endeks getiri serisinin koşullu volatilitelerini tahmin amaçlı seçilen en uygun model olan



“WKODGX(1,1)” modelinin incelenen seriye iyi uyum sağladığını ve BIST100 endeks getiri serisine ilişkin koşullu ve koşulsuz risk tahmininde kullanılabilecek uygun bir model olduğunu grafiksel olarak ifade etmektedir.

Literatürdeki ilgili çalışmaların bulgularıyla bu çalışmada elde edilen bulgular kıyaslandığında, sonuçların birbiriyle tam olarak örtüştüğü görülmektedir. Chou ve Wang (2006), Maciel ve Ballini (2017), Kumar (2018), çeşitli borsa indekslerinin volatilitelerinin modellenmesinde KODG modellerinin GARCH modelinden daha iyi volatiliteler tahminleri verdiğini ifade etmektedirler. Jun ve Yuan (2014) ise, WKODG modeli ile GARCH-t modelinin borsa volatiliteler modellemesinde başarılı olduğunu tespit etmişlerdir. BIST100 endeks volatilitelerine ilişkin olarak literatürde ilk defa kullanılan KODG modellerinin, getiri bazlı uygun model olarak seçilen ARCH modeli ile karşılaştırıldığında, istatistiksel performanslarının belirgin bir biçimde yüksek olduğu bulgusu, bu çalışmada elde edilen önemli ve önceki çalışmaları destekleyici bir bulgudur.

## Sonuç

Çalışmada, 3 Ocak 2011 - 24 Temmuz 2020 dönemine ait BIST100 borsa endeksi günlük kapanış değerleri, ticaret hacmi verileri, gün içerisinde gerçekleşen en küçük ve en büyük değerler verisi dikkate alınarak haftalık frekansta endeks getiri serisi, standart değişim genişliği ve kartiller arası değişim genişliği serileri elde edilmiş ve bu serilere dayanarak “getiri bazlı ve değişim genişliği bazlı” modeller tahmin edilmiştir.

Öncelikle haftalık veriler analiz edildiğinde, BIST100 endeks getiri serisinin dağılımının leptokurtik olduğu bilgisi, J-B test sonucu ile birlikte değerlendirildiğinde endeks getiri dağılımının normal dağılımdan uzak olduğu görülmektedir. Leptokurtik dağılım incelendiğinde, getiri serisinde aşırı değerlerin gerçekleşme ihtimalinin normal dağılımla kıyaslandığında daha olası olduğu ve uç negatif getirilerde bu durumun gerçekleşme ihtimalinin uç pozitif getirilerdeki duruma kıyasla daha fazla olduğu görülmektedir. Vekil volatiliteler değişkenleri incelendiğinde ise, “standart değişim genişliği” değişkeninin standart sapmasının “kartiller arası değişim genişliği” değişkeninin standart sapmasından büyük olduğu görülmektedir çünkü kartiller arası değişim genişliği ölçüsü, standart değişim genişliği ölçüsüne göre aşırı değerlere karşı daha dirençlidir. Bu iki vekil değişkenin Q istatistik değerlerine bakıldığında, volatilitedeki yapışkanlık derecelerinin mutlak getiri serisindeki yapışkanlık derecesine göre oldukça kuvvetli olduğu görülmektedir. Kutu - bıyık grafikleri gerek getiri değişkeninde gerekse de vekil volatiliteler değişkenlerinde aşırı değerlerin var olduğunu göstermektedir.

Öncelikle, simetrik ve asimetric birçok getiri bazlı volatiliteler modeli tahmin edilmiş ve içlerinde en uygun modelin “ARCH(1) Modeli” olduğu tespit edilmiştir. Daha sonra ise, vekil volatiliteler değişkenlerindeki yüksek yapışkanlık, “değişim genişliği” ve “kartiller arası değişim genişliği” bazlı birçok model tahmin edilerek açıklanmaya çalışılmıştır. Bu modeller istatistiksel performanslarına göre karşılaştırıldığında en uygun modelin “kartiller arası değişim genişliği” ölçüsüne dayalı tahmin edilen “WKODGX (1,1)” modeli olduğu tespit edilmiştir. Fiyat değişimlerini yansıtmak amacıyla ve yalnızca haftalık kapanış fiyatlarından yola çıkılarak hesaplanan getiri-bazlı ARCH (1) modeli tahmin sonuçlarına bakıldığında, BIST100 endeks getiri serisinde asimetric etki tespit edilemezken; fiyatların incelenen haftalar içindeki değişimi bilgisini de dikkate alan, kartiller arası değişim genişliği bazlı WKODGX (1,1) modelinin tahmin sonuçlarına bakıldığında, getiri serisinde kaldıraç etkisi tespit edilmiştir. Böylelikle, BIST100 getiri serisinin volatiliteler modellemesinde en uygun modelin, hataların Weibull dağılımı izlediği, kaldıraç etkisinin dikkate alındığı ve aşırı değerlere karşı dirençli olan “kartiller arası değişim genişliği” ölçüsüne dayalı olarak tahmin edilen “WKODGX (1,1) Modeli” olduğu tespit edilmiştir.

WKODGX (1,1) modelinden elde edilen koşullu volatiliteler tahminleri ile gözlenen vekil değişken olan kartiller arası değişim genişliğinin zaman yolu grafikleri karşılaştırıldığında ise, incelenen zaman boyunca tahminin değişim aralığının, vekil değişkenin değişim aralığı içerisinde kaldığı ve hiçbir zaman gözlenen vekil değişkenin değişim aralığının üzerinde ya da altında seyretmediği görülmektedir. Böylelikle, WKODGX (1,1) modelinin elde edilen veri setine iyi uyum sağladığını ve BIST100 endeks getiri serisinin koşullu ve koşulsuz risklerinin hesaplanmasında kullanılabilecek uygun bir model olduğu grafik tarafından da desteklenmektedir.

Araştırmadan elde edilen tüm bulgular birlikte değerlendirildiğinde, BIST100 endeks volatiliteler modellemesinde yararlanılan “değişim genişliği” bazlı modellerin, getiri bazlı volatiliteler modelleriyle karşılaştırıldığında, istatistiksel performans iyileştirici yönü olduğu tespit edilmiştir. BIST100 endeks getirisi volatiliteler tahmininde değişim genişliği (standart ve kartiller arası) ölçülerinin kullanımının, istatistiksel performansı artırıcı etkisi, KODG modellerinin; risk yöneticileri, politika belirleyiciler ve yatırımcılar tarafından dikkate alınmasının doğru risk öngörülerinde bulunmak ve böylelikle

karşılaşılabilecek finansal risklere karşı tedbirli olunması ve riski minimum düzeyde tutabilecek hamlelerin yapılabilmesi açısından önem arz ettiğini göstermektedir.

Gelecek çalışmalarda, finansal varlıkların volatilitenin tahmininde kullanılan KODG modellerinin farklı değişim genişliği ölçülerine ve farklı frekanslardaki veri setlerine dayalı olarak tahmin edilmesinin, modellerin istatistiksel performanslarının iyileşmesine daha fazla katkı sunup sunmayacağını araştırılması, daha kesin risk tahminleri yapılabilmesi açısından önem arz etmektedir. Daha kesin risk tahminleri ise, finansal risklere karşı daha hazırlıklı olunması ve risk kaynaklı karşılaşılabilecek zararların minimum düzeye çekilebilmesi açısından oldukça önemlidir.

#### **Hakem Değerlendirmesi / Peer-review:**

Dış bağımsız

*Externally peer-reviewed*

#### **Çıkar Çatışması / Conflict of interests:**

Yazar(lar) çıkar çatışması bildirmemiştir.

*The author(s) has (have) no conflict of interest to declare.*

#### **Finansal Destek / Grant Support:**

Yazar(lar) bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

*The author(s) declared that this study has received no financial support.*

#### **Kaynakça / References**

- Alizadeh, S., Brandt, M.W. & Diebold, F.X. (2002). Range-Based Estimation of Stochastic Volatility Models. *The Journal of Finance*, 57 (3), 1047 - 1091.
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*. Second Edition. Cambridge University Press.
- Büberkökü, Ö. & Kızıldere, C. (2017). BIST100 Endeksinin Volatilitenin Özelliklerinin İncelenmesi. *V. International Conference in Economics*.
- Büberkökü, Ö. (2019). Asimetrik Stokastik Volatilitenin Modelinin BIST100 Endeksine Uygulanması. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 18, 503 - 525.
- Chou, R. Y. (2005). Forecasting Volatilities with Extreme Values: The Conditional Autoregressive Range (CARR) Model. *Journal of Money, Credit and Banking*, 37 (3), 561 - 582.
- Chou, R.Y. & Wang D. (2006). Using Conditional Autoregressive Range Model to Forecast Volatility of the Stock Indices. *Advances in Intelligent Systems Research*.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50 (4), 987 - 1007.
- 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.
- Göktaş, Ö. & Hepsağ, A. (2016). BIST100 Endeksinin Volatilitenin Davranışlarının Simetrik ve Asimetrik Stokastik Volatilitenin Modelleri ile Analizi. *Ekonomik Yaklaşım*, 27 (99), 1 - 15.
- Jun, Z. W. & Yuan, G.M. (2014). Using CARR Model and GARCH Model to Forecast Volatility of the Stock Index: Evidence from China's Shanghai Stock Market. *International Conference on Management Science & Engineering*, 1106 - 1112.
- Karabacak, M., Meçik, O. & Genç, E. (2014). Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile BIST100 Endeks Getirisi ve Altın Getiri Serisi Volatilitenin Tahmini. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 6 (1), 79 - 90.
- Kumar, D. (2018). Volatility Prediction: A Study with Structural Breaks. *Theoretical Economics Letters*, 8, 1218 - 1231.

- Kuzu, S. (2018). Borsa İstanbul Endeksi (BIST100) Getiri Volatilitesinin ARCH ve GARCH Modeli ile Tahmin Edilmesi. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*, 608 -624.
- Maciel, L. S. & Ballini, R. (2017). Value-at-Risk Modeling and Forecasting with Range - Based Volatility Models: Empirical Evidence. *Revista Contabilidade & Finanças*, 28 (75), 361 - 376.
- Pabuçcu, H. & Değirmenci, N. (2018). Volatilitenin Modellenmesi ve ANFIS Model ile BIST100 Getiri Tahmini. *Adam Akademi*, 8 (2), 325 - 345.
- Parkinson, M. (1980). The Extreme Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return. *The Journal of Business*, 53 (1), 61 - 65.
- Turnacıgil, S. (2021). BIST100 Endeks Volatilitesinin COVID-19 ve 2008 Küresel Finansal Kriz Dönemleri Karşılaştırmalı Analizi. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13 (2), 59 - 68.

**Appendix (Ekler)****Appendix 1: (Ek 1:) Sırasıyla, Getiri ve Mutlak Getiri Değişkenlerine İlişkin Korelogramlar**

Gecikmeler	Otokorelasyon Tahminleri	Q - İstatistiklerine İlişkin Olasılık Değerleri
1	-0.019	0.671
2	0.049	0.489
3	-0.021	0.646
4	-0.029	0.716
5	0.016	0.814
6	-0.034	0.828
7	0.022	0.875
8	-0.031	0.890

Gecikmeler	Otokorelasyon Tahminleri	Q - İstatistiklerine İlişkin Olasılık Değerleri
1	0.173	0.000
2	0.034	0.000
3	0.019	0.001
4	-0.014	0.003
5	-0.009	0.007
6	-0.018	0.013
7	-0.001	0.024
8	0.011	0.040

**Appendix 2: (Ek 2:) Sırasıyla, Standart ve Kartiller Arası Değişim Genişliği Değişkenlerine İlişkin Korelogramlar**

Gecikmeler	Otokorelasyon Tahminleri	Q - İstatistiklerine İlişkin Olasılık Değerleri
1	0.366	0.000
2	0.199	0.000
3	0.183	0.000
4	0.156	0.000
5	0.121	0.000
6	0.064	0.000
7	0.085	0.000
8	0.056	0.000

Gecikmeler	Otokorelasyon Tahminleri	Q - İstatistiklerine İlişkin Olasılık Değerleri
1	0.274	0.000
2	0.145	0.000
3	0.144	0.000
4	0.122	0.000
5	0.134	0.000
6	0.053	0.000
7	0.064	0.000
8	0.084	0.000