

Ekoist: Journal of Econometrics and Statistics

ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi*

Comparative Analysis of the Volatility Structure of Cryptocurrencies

Fatih Kazova** , Ayça Büyükyılmaz Ercan*** 

Öz

2008 küresel finans krizi ile birlikte ortaya çıkan kripto para birimi, geleneksel para sisteminin yerini almak üzere geliştirilen alternatif bir değişim aracı olmuştur. Kripto para birimleri hızlı ve güvenli işlem yapabilmesi, aracı kurumları ortadan kaldırması ve düşük maliyetli olmasından dolayı giderek popüler hale gelmiştir. Ancak kripto para piyasasındaki sert dalgalanmalardan ötürü oluşan yüksek risk-getiri oranı nedeniyle literatürde kripto paraların getirilerinin yanında risklerinin de dikkate alınmasının önemi vurgulanmaktadır. Bu çalışmada pozitif ve negatif şokların kripto para birimlerinin getiri oranlarının volatilitesi üzerindeki etkilerinin araştırılması amaçlanmıştır. Bu doğrultuda piyasa değeri yüksek olan BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX ve DOGE kripto para birimleri seçilerek getiri serileri oluşturulmuştur. Bu getiri serilerinin volatilite yapıları simetrik ve asimetric koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak analiz edilmiştir. Veri seti dönemi her bir kripto para birimi için değişimle birlikte en geniş veri seti 01.01.2017-16.01.2021 dönemini kapsamaktadır. Elde edilen bulgular BTC, ADA, LINK getiri serilerinde meydana gelen negatif şokların pozitif şoklara göre volatilite üzerinde daha çok etkisi olduğunu göstermiştir. Diğer taraftan ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX, DOGE getiri serilerinde ise pozitif şokların volatilite üzerinde daha büyük bir etkiye sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Sonuç olarak bu çalışmada kullanılan veriler için getiri serilerinin volatilite yapılarının modellenmesinde asimetric koşullu değişen varyans modellerinin, simetrik koşullu değişen varyans modellerine göre daha anlamlı sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Anahtar Kelimeler

TGARCH, EGARCH, ACGARCH, Kripto Para, Volatilite

Abstract

Cryptocurrency emerged as an alternative medium of exchange developed after the 2008 global financial crisis to replace the traditional money system. Cryptocurrencies have become increasingly popular because of their fast and secure transactions, elimination of intermediaries, and low cost. However, due to the high risk–return ratio arising from sharp fluctuations in the cryptomoney market, studies have emphasized that the risks of cryptocurrencies should be considered in addition to their returns. This study investigates the effects of positive and negative shocks on the volatility of the rates of return on cryptocurrencies. In this direction, a return series was created by choosing BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX, and DOGE cryptocurrencies with high market values. The volatility of these return series was analyzed using symmetric and asymmetric conditional heteroskedasticity models. Although the data set period varies for each cryptocurrency, the largest dataset covers the period from January 1, 2017, to January 16, 2021. The findings show that negative shocks in BTC, ADA, and LINK return series have more effect on volatility than positive shocks. Alternatively, it was concluded that positive shocks have a greater effect on volatility in ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX, DOGE return series. Therefore, for the data used in this study, it has been shown that the asymmetric conditional heteroskedasticity

*Bu çalışma Fatih KAZOVA'nın hazırladığı yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

** **Sorumlu Yazar:** Fatih Kazova, Akdeniz Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, Antalya, Türkiye.
E-posta: fatihkazova07@gmail.com ORCID: 0000-0002-6028-1823

*** Ayça Büyükyılmaz Ercan (Dr. Öğr. Üyesi), Akdeniz Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, Antalya, Türkiye, E-posta: abuyukyilmaz@akdeniz.edu.tr, ORCID: 0000-0001-5392-0722

Atf: Kazova, F. ve Büyükyılmaz Ercan, A. (2021). Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi. *EKOIST Journal of Econometrics and Statistics*, 35, 33-57. <https://doi.org/10.26650/ekoist.2021.36.984568>

models give more meaningful results than the symmetric conditional heteroskedasticity models in modeling the volatility of the return series.

Keywords

TGARCH, EGARCH, ACGARCH, Cryptocurrency, Volatility

Extended Summary

The term blockchain was first used in an article published by Satoshi Nakamoto (2008). Blockchain can be defined as a system that keeps all transactions of the users of a system in the network through verification. The database of this system consists of controllable and reliable transactions composed of blocks. The concept of block can be expressed as the storage of data in the blockchain system. The emergence of the blockchain technology led to the creation of cryptocurrencies, which became increasingly popular because of their fast and secure transactions, elimination of middlemen, and low costs. Inflation rates increased, especially during the COVID-19 pandemic, with several countries increasing money printing. Therefore, the use of cryptocurrencies continues to increase because with limited total supply, cryptocurrencies such as Bitcoin are not affected by inflation. Although cryptocurrencies are not affected by inflation, they are highly volatile owing to several factors.

Financial time series can be analyzed using various methods. From a historical perspective, financial time series analyses have primarily used linear models. Over time, nonlinear models have been developed, considering that linear models are insufficient to explain the data. Various sub-models of nonlinear models have also been introduced to the literature in the process. Among these models, conditional heteroskedasticity models are frequently used. When it was first proposed, no successful results could be obtained because conditional heteroskedasticity models did not consider asymmetry. Therefore, conditional heteroskedasticity models that included asymmetry were developed. Better results are obtained by considering asymmetry in financial time series, because it is known that the effect of negative and positive shocks in financial time series returns on volatility is not always the same. This factor is considered with asymmetric models.

Several studies have used conditional heteroskedasticity models for analyzing volatility structures. In this study, cryptocurrencies, which are considered novel and significant part of the world money markets, are analyzed with conditional heteroskedasticity models. In this study, symmetric conditional heteroskedasticity models, such as Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean (ARCH-M), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean (GARCH-M), and Integrated Generalized Autoregressive

Conditional Heteroskedasticity (IGARCH), and asymmetric models, such as The Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (EGARCH), The Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (TGARCH), The Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (APARCH), and Asymmetric Component Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ACGARCH), are discussed. In this study, unit root test, Autoregressive Moving Average (ARMA) models and Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Lagrange Multiplier (ARCH LM) test were applied, respectively. Then, using symmetric and asymmetric conditional heteroskedasticity models, the volatility of cryptocurrencies such as BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, LINK, XLM, TRX, and DOGE were estimated. Depending on the estimations, the models that yielded significant results were evaluated according to the Akaike Information Criterion (AIC) and Schwarz Information Criterion (SIC) information criteria and Log Likelihood (LL) values.

In traditional linear regression models, it is assumed that the variance in the estimated model will be constant over time. However, it is seen that the error term variance can change over time due to use of variables such as stocks, inflation rate, cryptocurrencies, and exchange rates in financial time series. This is called the heteroskedasticity. To be able to analyze with conditional heteroskedasticity models, some steps should be followed. The first step is to test whether there is an autocorrelation problem in the data to be analyzed and to use ARMA(p,q) models if necessary. In the second step, the ARCH LM test is applied to the residuals by developing the mean equation to test the ARCH effect in the series. Finally, in the third step, if there is an ARCH effect in the residuals because of the ARCH LM test, the estimation is made using appropriate conditional heteroskedasticity models. After evaluating the estimation results of the established model, it should be revised if necessary. Conditional heteroskedasticity models are divided into symmetric and asymmetric. While symmetric models assume that positive and negative shocks on volatility have the same effect, asymmetric models are based on the assumption that this effect is different.

Among the models used in the study, better results were obtained with EGARCH(1,1), TGARCH(1,1), and ACGARCH(1,1) models. Thus, positive shocks have more effect on volatility in the ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX, and DOGE return series, while negative shocks have more effect on BTC, ADA, and LINK return series.

Kripto Para Birimlerinin Volatilite Yapılarının Karşılaştırmalı Analizi

Blockchain Türkçe ismiyle blok zinciri, dağıtılmış bir veri tabanını ifade etmektedir. Blok zinciri terimi ilk kez (Nakamoto, 2008) tarafından yayımlanan makalede kullanılmıştır. Blok zinciri, ağ içerisindeki sistemi kullanmakta olan kullanıcıların işlemlerinin tamamını doğrulama yolu ile tutan bir sistem olarak tanımlanabilir. Bu sistemin veri tabanı; bütünlüğüne güvenilir bloklardan meydana gelen, sorgulanabilir işlemlerden oluşmaktadır (Ünal ve Uluyol, 2020: 168). Dai, Zheng ve Zhang (2019) çalışmalarında blok kavramını, blok zinciri sistemindeki verilerin saklanması olarak tanımlamışlardır. Bu blok zinciri teknolojisinin ortaya çıkmasıyla da kripto para birimleri oluşmaya başlamıştır. Kripto para birimleri; hızlı ve güvenli işlem yapabilmesi, aracı kurumları ortadan kaldırması ve düşük maliyetli olmasından dolayı giderek popüler hale gelmektedir. Özellikle COVID-19 salgın sürecinde ülkelerin para basımını artırmasıyla birlikte enflasyon oranlarında artış görülmüştür. Dolayısıyla Bitcoin gibi toplam arzı sınırlı olan kripto para birimleri enflasyondan etkilenmediği için kullanımları da artmaya devam etmektedir. Ancak kripto para birimleri her ne kadar enflasyondan etkilenmese de olumlu veya olumsuz gelişmelerle birlikte spekülasyon haberlerinden ötürü yüksek volatiliteye sahiptir.

Volatilite kavramı ilk kez Markowitz (1952)'in portföy teorisi çalışması ile ortaya atılmış ve bugüne kadar birçok modelde kullanılmıştır. Bu kavram, bir değişkenin oluşabilecek tüm değerlerinin yayılması yani finansal piyasalarda yer alan bir varlığın fiyatında oluşan değişimlerin istatistiksel ölçümü olarak tanımlanmaktadır. Poon (2005) volatilite kavramını belirsiz bir değişkenin olabilecek tüm sonuçlarının yayılımı şeklinde ifade etmiştir. Mandelbrot (1963) ise finansal serilerde oluşan büyük dalgalanmaları büyük dalgalardan, küçük dalgalanmaları ise küçük dalgalardan izlediğini ifade ederek volatilitede kümelenme kavramını literatüre kazandırmıştır.

Literatürde finansal zaman serilerinin volatilite yapılarının koşullu değişen varyans modelleri yardımıyla analiz edilmesi çok uzun zamandır kullanılmaktadır. Bu çalışmada ise çok yeni sayılabilecek ve Dünya para piyasalarını meşgul etmekte olan kripto para birimleri koşullu değişen varyans yardımıyla analiz edilmiştir. Bu çalışmada simetrik koşullu değişen varyans modellerinden ARCH, GARCH, ARCH-M, GARCH-M ve IGARCH; asimetrik modellerden ise EGARCH, TGARCH, APARCH ve ACGARCH modelleri ele alınmıştır. Çalışmada sırasıyla birim kök testi, ARMA modelleri ile ARCH LM testi yapıldıktan sonra simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, LINK, XLM, TRX ve DOGE kripto para birimleri volatilitesi tahmin edilmiştir. Yapılan tahminler sonucunda anlamlı sonuç veren modeller AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre değerlendirilmiştir.

Literatür Araştırması

Literatürde simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modellerinin kullanıldığı birçok çalışma yer almaktadır. Kripto para birimlerine olan ilginin artmasıyla birlikte kripto para birimlerinin volatilite özelliklerini inceleyen çalışmalarda artış görülmektedir. Bu konuya ilişkin yapılan çalışmalardan bazılarında aşağıda derlenerek sunulmuştur.

Dyhrberg (2016) çalışmasında GARCH, EGARCH modellerini kullanarak 09.06.2010-22.05.2015 dönemi için altın fiyatı ve dolar kurunu kullanarak BTC için yapılan analizler sonucunda BTC' nin piyasadaki olumsuz şoklardan korunmak için ideal yatırım olabileceği sonucuna ulaşmıştır.

Katsiampa (2017) çalışmasında GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH ve ACGARCH modellerini kullanarak 18.06.2010-01.10.2016 dönemi için BTC analiz etmiştir. Model sonuçlarına göre, BTC' nin hem kısa hem de uzun dönemde koşullu varyans bileşenine sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Chu, Chan, Nadarajah ve Osterrieder (2017) çalışmalarında 22.06.2014-17.05.2017 dönemi için BTC, DASH, DOGE, LTC, MAID, XMR ve XRP kripto para birimlerini SGARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, IGARCH, CSGARCH, GARCH, AVGARCH, NGARCH, NAGARCH ve ALLGARCH modellerini ile analiz etmişlerdir. Yapılan analizler sonucunda IGARCH ve TGARCH modelleri en başarılı modeller olarak bulunmuştur.

Ertuğrul (2019) çalışmasında BTC ve XRP için 2010-2018 dönemi günlük verilerini kullanarak ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri ile analiz etmiştir. TGARCH modeli tahmin sonuçlarına göre, kripto para fiyatlarında büyük oynaklıkların olduğu dönemler volatilitenin yüksek olduğu dönemlerle örtüşmektedir.

Kayral (2020) çalışmasında GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH ve ACGARCH modellerini kullanarak BTC, ETH ve XRP için 2015-2018 dönemi günlük verilerini analiz etmiştir. XRP için kaldıraç etkisinin olduğu, BTC ve ETH için volatilite üzerindeki pozitif şokların etkisinin negatif şoklara göre daha fazla etkiye sahip olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Söylemez (2020) çalışmasında 2013-2019 dönemi günlük BTC verisini için ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH, APARCH ve CGARCH modellerini kullanmıştır. Elde edilen bulgularda AIC, SIC ve HQ bilgi kriterlerine göre en iyi modelin EGARCH modeli olduğunu belirlemiştir. Çalışmadan elde edilen bulgular, BTC fiyatında meydana gelen negatif şokların volatilite üzerindeki etkisinin pozitif şoklara göre daha fazla olduğunu göstermiştir.

Ekonometrik Metodoloji

Geleneksel doğrusal regresyon modellerinde tahmin edilen modelde varyansın zaman içerisinde sabit olacağı varsayımı bulunmaktadır. Ancak finansal zaman serilerinde kullanılan hisse senedi, enflasyon oranı, kripto para birimleri, döviz kuru gibi değişkenlerin kullanılması sonucunda hata terimi varyansının zaman içerisinde değişebildiği görülmektedir. Bu durum değişen varyans (heteroskedasite) olarak adlandırılmaktadır. Güriş ve Çağlayan (2013) çalışmasında, değişen varyans olduğunda parametre tahmicilerinin sapmasız ve etkin olmadığını ifade etmektedir. Engle (1982) çalışmasında ARCH modelini (1) eşitliğindeki gibi ifade etmiştir.

$$y_t | \Psi_{t-1} \sim N(x_t\beta, h_t)$$

$$h_t = (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}, \alpha) \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t\beta$$

ARCH (1) modeli gösterimi;

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

(2) denklemde ifade edilen; $\alpha_0 > 0$, $0 < \alpha_1 < 1$ ve $\alpha_0 + \alpha_1 < 1$ olması durumunda süreç durağan olacaktır (Engle, 1982: 994).

ARCH modeli kurulmadan önce kalıntılarda ARCH etkisinin test edilmesi gerekmektedir. Eğer kalıntılarda ARCH etkisi varsa ARCH modelleri ile tahmin yapılabilmektedir. ARCH etkisinin testi için Lagrange Çarpanı (LM) testi kullanılmaktadır (Engle, 1982: 999). Temel hipotez ARCH etkisinin olmadığını ifade etmektedir. ARCH modelleri kurulduktan sonra otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon (PACF) fonksiyonları ve artıkların karelerinin otokorelasyon fonksiyonları incelenerek modelde otokorelasyon sorununun olup olmadığına karar verilmektedir (Enders, 2014: 269).

ARCH modelindeki zorluk ve yetersizliklerden dolayı ARCH modeli geliştirilerek GARCH modeli olarak Bollerslev (1986) tarafından literatüre kazandırılmıştır. Bollerslev (1986) çalışmasında GARCH(p,q) modeli (3) eşitliğindeki gibi ifade etmektedir.

$$y_t | \Psi_{t-1} \sim N(x_t\beta, h_t)$$

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

$$\varepsilon_t = y_t - x_t\beta$$

(3) eşitliğinde α_0 sabit terimi, α_i ARCH katsayısını, β_i GARCH katsayısını ifade etmektedir. GARCH modelin anlamlı olabilmesi için,

$$\begin{aligned} \alpha_o > 0, & \quad \alpha_i \geq 0 \quad i=1, \dots, q \\ \beta_i \geq 0, & \quad i=1, \dots, p \end{aligned}$$

koşullarını sağlamalı ve parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olması gerekmektedir (Bollerslev, 1986: 309). GARCH (1,1) modeli gösterimi:

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

(4) eşitliğinde ifade edilen; $\alpha_o > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ ve $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ olmalıdır (Nelson ve Cao, 1992: 231).

ARCH-M modeli koşullu varyansın ortalama denklemine olan etkisini incelemek amacıyla Engle, Lilien ve Robins. (1987) tarafından literatüre kazandırılmıştır. ARCH-M, ARCH modelin geliştirilmiş halidir. Engle ve ark. (1987) çalışmalarında ARCH-M (1) modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$y_t \mid \Psi_{t-1} \sim N(x_t \beta + \lambda \sqrt{h_t}, h_t)$$

$$h_t = \alpha_o + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (5)$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t \beta - \lambda \sqrt{h_t} \quad (6)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} Z_t$$

ARCH-M modellerinde deęiş tokuş parametresi yer almaktadır. Bu parametre getirinin deęişen volatilitéye karşı olan duyarlılığını belirtmektedir (Merton, 1980: 324).

GARCH-M modelinde, ARCH-M modelinde olduęu gibi ortalama denklemine koşullu varyans ya da koşullu standart sapma eklenerek oluşturulmaktadır. GARCH-M modeli,

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} Z_t$$

$$y_t = y_t - x_t \beta - \lambda \sqrt{h_t} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$h_t = \alpha_o + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (8)$$

şeklinde ifade edilmektedir (Tsay, 2010: 142). GARCH-M modelinde (8) eşitliğinde belirtilen α_o , α_1 , β_1 parametreleri pozitif olmalıdır (Tsay, 2010: 142).

Bütünleşik GARCH (IGARCH) modeli ilk olarak Engle ve Bollerslev (1986) tarafından geliştirilerek literatüre kazandırılmıştır. IGARCH modeli, Engle ve Bollerslev (1986) tarafından (9) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir.

$$h_t = \alpha_o + \beta_1 h_{t-1} + (1 - \beta_1) h_{t-1} \quad (9)$$

(9) eşitliğinde $1 > \beta_1 > 0$ olmalıdır.

(9) eşitliğinde ifade edildiği gibi modelde ARCH parametresi yer almamaktadır. ARCH parametresi yerine şokun kalıcılığını gösteren $(1-\beta_1)$ parametresi koşullu varyans denkleminde eklenmektedir (Enders, 2014: 155).

Finansal zaman serilerinde pozitif ve negatif şokların volatilité üzerinde etkisi her zaman aynı olmamaktadır. Finansal zaman serilerinde negatif şokların volatilité üzerindeki etkisinin, pozitif şoklara göre daha fazla olduğu bilinmektedir (Çil, 2018: 451). Bu asimetrik özelliği modellemek için asimetrik koşullu değişen varyans modelleri geliştirilmiştir. Nelson (1991) tarafından simetrik modeller arasından yer alan GARCH modelin, zayıf yönleri geliştirilerek üstel GARCH (EGARCH) modeli oluşturulmuştur. EGARCH modeli logaritmik formda (10) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir (Bollerslev, Chou ve Kroner, 1992: 13).

$$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (10)$$

(10) eşitliğinde yer alan $\alpha_0, \beta_i, \alpha_i, \gamma_i$ koşullu varyans denkleminin bilinmeyen parametreleridir. $\sum_{i=1}^p \beta_i < 1$ olması durumunda süreç kovaryans durağan olmaktadır (Harvey ve Sucarrat, 2013: 5). (10) eşitliğinde yer alan γ_i , asimetri katsayısını ifade eder ve volatilitédeki asimetriyi tanımlamaktadır. Asimetri katsayısı $-1 < \gamma_i < 1$ arasında değer almaktadır (Narayan ve Narayan, 2007: 6551; Demirel, Bozdağ ve İnci, 2008; Hamilton, 1994: 668). (10) eşitliğinde yer alan $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$ parametresi, standardize edilmiş hata terimini ifade etmektedir. Modelde standardize edilmiş artıkların yer alması şokların büyüklüğü ve kalıcılığıyla ilgili bilgi vermektedir. EGARCH modelinin çeşitli avantajları bulunmasına rağmen bu modelin tahmini teknik olarak bazı zorlukları içermektedir (Enders, 2014: 157).

Eşik değerli GARCH (TGARCH) modeli, Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) tarafından literatüre kazandırılmıştır. TGARCH modelinin genel gösterimi (11) eşitliğindeki gibidir (Mapa ve Dennis, 2004).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^k \gamma_k \varepsilon_{t-k}^2 D_{t-k} \quad (11)$$

(11) eşitliğinde yer alan kukla değişken:

$$D_{t-1} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-1} < 0 \text{ ise} \\ 0 & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (12)$$

olarak ifade edilmektedir (Glosten ve ark., 1993: 1787). (11) eşitliğinde kukla değişken, şokların negatif ya da pozitif değer almasına göre 0 ya da 1 değerini almaktadır. (12) eşitliğinde görüldüğü üzere $\varepsilon_{t-1} < 0$ ise volatilité üzerindeki olumsuz haberleri, $\varepsilon_{t-1} \geq 0$ ise volatilité üzerindeki pozitif haberleri ifade etmektedir. Koşullu varyans denkleminde ifade edildiği gibi pozitif haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi α_i , olumsuz haberlerin etkisi $\alpha_i + \gamma_k$ kadar olmaktadır (Mapa ve Dennis, 2004: 4).

Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) modeli Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından literatüre kazandırılmıştır. APARCH modelinde diğer modellerden farklı olarak kuvvet parametresi koşullu değişen varyans denklemine eklenmektedir. APARCH modeli Ding ve ark. (1993: 98) tarafından (13) eşitliğindeki gibi ifade edilmektedir.

$$S_t^\delta = a_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j S_{t-i}^\delta \quad (13)$$

$$\varepsilon_t = S_t e_t, \quad e_t \sim N(0, 1)$$

(13) eşitliğinde ifade edilen APARCH modelinin geçerli olması için aşağıdaki koşullar sağlanmalıdır:

$$a_0 > 0, \delta \geq 0, \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, p, -1 < \gamma_i < 1, i=1, 2, \dots, p, \beta_j \geq 0, j=1, 2, \dots, q.$$

(13) eşitliğinde δ kuvvet parametresini, γ_i asimetri parametresini, a_0 ve β_j parametreleri ise GARCH parametresini ifade etmektedir (Ding ve ark., 1993: 98; Çelik ve Kahyaoglu, 2021: 350).

CGARCH modeli volatilitéde oluşan kısa ve uzun dönemli şokları modellemek için geliştirilmiştir. Bu modelde koşullu varyans denklemi uzun dönem ve kısa dönem olmak üzere ikiye ayrıştırılmaktadır (Ghalanos, 2020: 11; Katsiampa, 2017: 5). ACGARCH modeli, CGARCH modelin kısa ve uzun dönem denklemlerinin birleştirilmiş hali olan GARCH (2,2) modeli ile TGARCH modelin birleşiminden oluşmaktadır. ACGARCH modelin elde edilmesi için TGARCH modelindeki asimetri terimi, CGARCH modelindeki kısa dönemi temsil eden denkleme eklenerek ACGARCH modeli elde edilmektedir (Lee ve Engle, 1993: 479).

Lee ve Engle (1993, s. 486) çalışmasında ACGARCH modelini aşağıdaki gibi ifade etmektedir.

$$h_t = q_t + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \gamma(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1})D_{t-1} + \beta(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (14)$$

$$q_t = \omega + \rho(q_{t-1} - \omega) + \phi(\varepsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (15)$$

(14) eşitliğinde yer alan D_t değişkeni volatilitéye gelen negatif şokları ifade eden kukla değişkendir. Asimetri katsayısı γ aldığı işaret ve büyüklük değerine göre yorumlanmaktadır (Liu ve Morley, 2009:56). Denklem asimetri katsayısının eklenmesiyle asimetrik modeller arasında yer alan ACGARCH modeli elde edilmektedir.

Veri Seti ve Ampirik Bulgular

Çalışmada piyasa büyüklüğü ve fiyatı yüksek olanlar arasından seçilmiş 10 farklı kripto para birimi kullanılmıştır. Bu kapsamda BTC, ETH, XRP, LTC için 01.01.2017-16.01.2021 dönemi; ADA için 01.01.2018-16.01.2021, BCH için 04.08.2017-

16.01.2021, LINK için 03.02.2018-16.01.2021, XLM için 23.02.2017-16.01.2021, TRX için 15.11.2017-16.01.2021, DOGE için 04.06.2017-16.01.2021 dönemi verileri kullanılarak analize dahil edilmiştir. Kripto para birimlerinin değerleri 2017 öncesinde yatay hareket ettiği için 2017 sonrası baz alınmıştır. İlgili değişkenlere ait veriler <https://tr.investing.com/> üzerinden elde edilmiştir. Kripto para birimleri test edilmeden önce getiri serisi haline getirilmiştir. Getiri serisini oluştururken literatürde yaygın olarak kullanılan $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ yöntemi kullanılmıştır. R_t t günü getiri değeri, P_t t günü kripto para günlük kapanış fiyatını, P_{t-1} , t-1 günündeki kripto para günlük kapanış fiyatını göstermektedir.

Tablo 1

Tanımlayıcı İstatistikler

Seri	Kripto Para Birimi	Maksimum	Minimum	Ortalama	Skewness	Kurtosis	J-B
Bitcoin	BTC	0.2276	-0.4972	0.0002	-1.04	17.37	12980*
Ethereum	ETH	0.2585	-0.5896	0.0034	-0.60	12.85	6067*
Ripple	XRP	1.0279	-0.6529	0.0025	2.17	37.49	74405*
Cardano	ADA	0.3487	-0.5360	-0.0006	-0.28	10.14	2377*
Litecoin	LTC	0.6069	-0.4867	0.0023	1.10	16.24	11089*
Bitcoin Cash	BCH	0.4354	-0.5977	0.0034	0.12	13.51	5815*
Chainlink	LINK	0.4754	-0.6371	0.0035	-0.15	10.80	2745*
Stellar	XLM	0.7284	-0.4403	0.0035	1.82	18.33	14737*
Tron	TRX	0.7801	-0.5708	0.0021	2.15	28.50	32302*
Dogecoin	DOGE	0.6167	-0.3926	0.0007	1.13	16.46	10281*

*, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 1'de çalışmada kullanılan kripto para birimleri ile ilgili tanımlayıcı istatistikler yer almaktadır. Ortalama getiri oranı Cardano haricinde bütün kripto para birimlerinde pozitifdir. Minimum ve maksimum değerler arasındaki fark en yüksek Stellar'de iken, en düşük Bitcoin'de dir. Buna göre en yüksek risk barındıran kripto para biriminin Stellar, en düşük risk barındıran kripto para biriminin ise Bitcoin olduğu ifade edilebilir. Diğer taraftan Jarque-Bera testi sonuçları ve basıklık değerlerinin yüksek olması getirilerin normal dağılmadığını göstermektedir.

Tablo 2

Birim Kök Testi Sonuçları

Kripto Para Birimi	ADF Birim Kök Testi		PP Birim Kök Testi	
	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitli	Sabitli ve Trendli
BTC	-40.1649 (0.0000)	-40.1513 (0.0000)	-40.1258 (0.0000)	-40.1129 (0.0000)
ETH	-39.7049 (0.0000)	-39.7348 (0.0000)	-39.9228 (0.0000)	-39.9319 (0.0000)
XRP	-19.2990 (0.0000)	-19.4012 (0.0000)	-41.4618 (0.0000)	-41.4530 (0.0000)
ADA	-35.3210 (0.0000)	-35.6091 (0.0000)	-35.2820 (0.0000)	-35.5429 (0.0000)
LTC	-39.7313 (0.0000)	-39.7476 (0.0000)	39.7153 (0.0000)	-39.7290 (0.0000)
BCH	-34.3434 (0.0000)	-34.3300 (0.0000)	-34.3300 (0.0000)	-34.3319 (0.0000)
LINK	-35.6149 (0.0000)	-35.6492 (0.0000)	-35.5023 (0.0000)	-35.5355 (0.0000)
XLM	-34.9755 (0.0000)	-35.0014 (0.0000)	-35.1311 (0.0000)	-35.1443 (0.0000)
TRX	-15.8582 (0.0000)	-15.8990 (0.0000)	-33.9241 (0.0000)	-33.9118 (0.0000)
DOGE	-36.1174 (0.0000)	-36.1358 (0.0000)	-36.2602 (0.0000)	-36.2662 (0.0000)

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Getiri serilerinin durağanlığının sınanması ilişkin olarak ADF ve PP birim kök testleri uygulanmıştır. Tablo 2'deki sonuçlara göre birim kökün varlığını ifade eden H_0 yokluk hipotezi %1 anlamlılık düzeyinde reddedilmektedir. Çalışmada kullanılan getiri serilerinin birim kök içermediğini ve düzeyde durağan olduklarını göstermektedir.

Tablo 3

ARCH LM Testi Sonuçları

Kripto Para Birimi	p-Değeri
BTC ARMA(2,0)	0.0044*
ETH ARMA(2,1)	0.0000*
XRP ARMA(3,0)	0.0000*
ADA ARMA(0,2)	0.0061*
LTC ARMA(1,0)	0.0000*
BCH ARMA(1,0)	0.0000*
LINK ARMA(0,0)	0.0055*
XLM ARMA(1,2)	0.0000*
TRX ARMA(1,2)	0.0000*
DOGE ARMA(0,0)	0.0000*

*, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

ARCH etkisinin sınanması için öncelikle ARMA(p,q) modelleri tahmin edilmiştir. Uygun ARMA(p,q) modeli için minimum AIC, SIC bilgi kriterleri ile maksimum LL değerlerini sağlayan parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu, durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarını yerine getiren modeller seçilerek değişen varyans modellerine geçiş yapabilmek için ARCH etkisinin testi yapılmıştır. Tablo 3'teki sonuçlara göre ARCH etkisinin olmadığını ifade eden H_0 hipotezi %1 anlamlılık düzeyinde reddedilmektedir ve artıklarda ARCH etkisinin olduğu anlaşılmaktadır. Artıklarda ARCH etkisi olduğu için Koşullu Değişen Varyans Modellerine geçiş yapılmaktadır. Bütün getiri serilerinin artıklarına uygulanan Ljung-Box-Q (LB-Q) ve Ljung-Box-Q² (LB-Q²) testleri sonuçlarına göre otokorelasyon sorununun bulunmadığı gözlemlenmiştir.

Tablo 4

BTC Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.1714*	0.0335*					
			(0.5939)	(0.7824)					
α_0	0.0015*	0.0006*	0.0016*	0.0001*		-0.6865*	0.0001*	38.806*	0.0024*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.3839)	(0.0000)
α	0.1717*	0.1493*	0.1106*	0.1424*	0.0380*	0.2221*	0.0897*	0.1200*	-0.0900*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.5993*		0.7997*	0.9619*	0.9162*	0.7806*	0.7005*	-0.1617*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						-0.0543*	0.1217*	0.2020*	0.1576*
						(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
δ								31.827*	
								(0.0000)	
ρ									0.9444*
									(0.0000)
θ									0.1584*
									(0.5013)
ARCH-LM	(0.7574)	(0.8896)	(0.9543)	(0.7701)	(0.8776)	(0.9685)	(0.8848)	(0.7339)	(0.7859)
LL	2563	2598	2566	2644	2536	2644	2652	2654	2649
AIC	-3.4698	-3.5146	-3.4716	-3.5758	-3.4332	-3.5762	-3.5866	-3.5884	-3.5797
SIC	-3.4518	-3.4931	-3.4500	-3.5507	-3.4189	-3.5510	-3.5615	-3.5597	-3.5474
Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.									

Tablo 4'teki sonuçlara göre BTC getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak BTC getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduğuna karar verilmiştir. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu, tahmin sonuçlarında artıklarda ARCH etkisi ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için BTC getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduğu yani negatif şokların volatilité üzerindeki etkisinin

pozitif şoklara göre daha fazla olduğu belirlenmiştir. Elde edilen analiz sonuçlarında, asimetrik modellerin simetrik modellere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

Tablo 5

ETH Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.7668*	0.1368*					
			(0.0001)	(0.2803)					
α_0	0.0026*	0.0014*	0.0025*	0.0002*		-0.5449*	0.0002*	0.0001*	0.0032*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.1333)	(0.0000)
α	0.1719*	0.1493*	0.2553*	0.1293*	0.0579*	0.2250*	0.1193*	0.1294*	0.1297*
	(0.0000)	(0.0003)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.5993*		0.8035*	0.9420*	0.9333*	0.8014*	0.7884*	0.1947*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						-0.0148	0.0245	0.0409	-0.1842*
						(0.0998)***	(0.1162)	(0.3045)	(0.0000)
δ								22.002*	
								(0.0000)	
ρ									0.9281*
									(0.0000)
θ									0.1132*
									(0.0000)
ARCH- LM	(0.9767)	(0.8352)	(0.6169)	(0.6910)	(0.5522)	(0.9948)	(0.7318)	(0.6957)	(0.8929)
LL	2155	2127	2164	2223	2169	2219	2223	2223	2229
AIC	-2.9146	-2.8750	-2.9257	-3.0041	-2.9354	-2.9988	-3.0038	-3.0025	-3.0093
SIC	-2.8931	-2.8498	-2.9006	-2.9754	-2.9175	-2.9701	-2.9750	-2.9702	-2.9734

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 5'teki sonuçlara göre ETH getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak ETH getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin ACGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. ACGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının negatif değer aldığı, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu ve modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için ETH getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 6

XRP Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.2968*	0.0258*					
			(0.0000)	(0.7375)					
α_0	0.0038*	0.0017*	0.0022*	0.0002*		-0.6737*	0.0002*	0.0017*	0.0096*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0021)	(0.0048)
α	0.1714*	0.1478*	0.9670*	0.3094*	0.0818*	0.4158*	0.3294*	0.2838*	0.3152*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.5978*		0.7086*	0.9181*	0.9299*	0.7180*	0.7471*	0.2641*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						0.0703*	-0.0719*	-0.1190*	-0.1272*
						(0.0000)	(0.0017)	(0.0000)	(0.0000)
δ								13.077*	
								(0.0000)	
ρ									0.9880*
									(0.0000)
θ									0.1382*
									(0.0000)
ARCH- LM	(0.5881)	(0.0232)	(0.3456)	(0.9843)	(0.0669)	(0.7995)	(0.9575)	(0.7978)	(0.7168)
LL	1862	1955	1980	2131	2034	2137	2132	2134	2145
AIC	-2.5189	-2.6435	-2.6779	-2.8807	-2.7530	-2.8890	-2.8822	-2.8835	-2.8972
SIC	-2.4974	-2.6184	-2.6528	-2.8520	-2.7351	-2.8603	-2.8535	-2.8511	-2.8613
Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.									

Tablo 6'daki sonuçlara göre XRP getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak XRP getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile uzun dönemde otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için XRP getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 7

ADA Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
ϕ			0.4725*	0.2001					
			(0.1801)	(0.2646)					
α_0	0.0030*	0.0009*	0.0032*	0.0002*		-0.4448*	0.0002*	0.0125*	0.0038*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.1335)	(0.0000)
α	0.1719*	0.1484*	0.1745*	0.0858*	0.0400*	0.1624	0.0675*	0.0658*	0.0026*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0001)	(0.0011)	(0.8774)
β		0.5984*		0.8377*	0.9599*	0.9423*	0.8267*	0.9029*	-0.8600*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						-0.0448	0.0560*	0.3465*	-0.0685*
						(0.0000)	(0.0010)	(0.0000)	(0.0000)
δ								0.4591*	
								(0.0221)	
ρ									0.9269*
									(0.0000)
θ									0.0923*
									(0.0002)
ARCH -LM	(0.7066)	(0.6820)	(0.6569)	(0.8881)	(0.5302)	(0.8586)	(0.8738)	(0.3085)	(0.5096)
LL	1529	1557	1531	1568	1541	1575	1569	1578	1574
AIC	-2.7424	-2.7911	-2.7435	-2.8087	-2.7649	-2.8214	-2.8110	-2.8245	-2.8152
SIC	-2.7198	-2.7640	-2.7165	-2.7772	-2.7468	-2.7898	-2.7794	-2.7884	-2.7746

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 7'deki sonuçlara göre ADA getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak ADA getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için ADA getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduğu görülmektedir.

Tablo 8
LTC Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH- M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.5098 (0.0223)	0.2189 (0.1925)					
α_0	0.0038* (0.0000)	0.0026* (0.0000)	0.0031* (0.0000)	0.0002* (0.0000)		-0.4297* (0.0000)	0.0001* (0.0000)	0.0005* (0.0962)	0.0045* (0.0000)
α	0.1726* (0.0000)	0.1500* (0.0010)	0.2127* (0.0000)	0.0628* (0.0000)	0.0081* (0.0000)	0.1494* (0.0000)	0.0649* (0.0000)	0.0580* (0.0000)	0.0583* (0.0000)
β		0.5997* (0.0000)		0.8789* (0.0000)	0.9918* (0.0000)	0.9411* (0.0000)	0.9031* (0.0000)	0.9037* (0.0000)	-0.8382* (0.0000)
γ						0.0304* (0.0000)	-0.0323* (0.0000)	-0.1892 (0.0000)	-0.1400** (0.0000)
δ								16.400* (0.0000)	
ρ									0.9257* (0.0000)
θ									0.1042* (0.0000)
ARCH- LM	(0.7507)	(0.4948)	(0.8226)	(0.7997)	(0.3935)	(0.5886)	(0.6533)	(0.6161)	(0.8229)
LL	2021	1883	2033	2067	1956	2068	2068	2068	2082
AIC	-2.7334	-2.5458	-2.7488	-2.7933	-2.6476	-2.7943	-2.7945	-2.7939	-2.8110
SIC	-2.7190	-2.5278	-2.7309	-2.7718	-2.6369	-2.7728	-2.7729	-2.7688	-2.7822
Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.									

Tablo 8'deki sonuçlara LTC getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak LTC getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin TGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. TGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için LTC getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 9

BCH Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
ϕ			0.2393 (0.2125)	0.0472 (0.6977)					
α_0	0.0035 (0.0000)	0.00351 (0.0002)	0.0040 (0.0000)	0.0001 (0.0000)		-0.2786 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0013 (0.0469)	0.0053 (0.0000)
α	0.1714 (0.0000)	0.1500 (0.0006)	0.2660 (0.0000)	0.0901 (0.0000)	0.0382 (0.0000)	0.1695 (0.0000)	0.1063 (0.0000)	0.0932 (0.0000)	0.1214 (0.0000)
β		0.5998 (0.0000)		0.8784 (0.0000)	0.9617 (0.0000)	0.9691 (0.0000)	0.8830 (0.0000)	0.9057 (0.0000)	0.0132 (0.0000)
γ						0.0270 (0.0001)	-0.0361 (0.0009)	-0.1342 (0.0001)	-0.1448 (0.0000)
δ								11.732 (0.0000)	
ρ									0.9647 (0.0000)
θ									0.0763 (0.9352)
ARCH- LM	(0.9929)	(0.0880)	(0.6520)	(0.6372)	(0.1283)	(0.2469)	(0.7084)	(0.2404)	(0.9925)
LL	1543	14222	1556	1628	1589	1635	1630	1634	1631
AIC	-2.4418	-2.2478	-2.4610	-2.5736	-2.5167	-2.5843	-2.5760	-2.5817	-2.5751
SIC	-2.4255	-2.2274	-2.4406	-2.5492	-2.5045	-2.5598	-2.5516	-2.5532	-2.5425

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 9'daki sonuçlara göre BCH getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak BCH getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için BCH getiri serisinde EGARCH modelinde yer alan asimetri katsayısı pozitif olduğu için volatilitede meydana gelen pozitif şokların etkisi negatif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 10

LINK Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.3687*	0.1289					
			(0.3631)	(0.3504)					
α_0	0.0047*	0.0001*	0.0047*	0.0001*	0.0038*	-0.2831*	0.000*	0.0019***	0.1035*
	(0.0000)	(0.0002)	(0.0001)	(0.0002)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0819)	(0.8797)
α	0.1350*	0.0827*	0.1297*	0.0838*	0.9961*	0.1741*	0.0638*	0.0939*	-0.0667*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.9014*		0.9000*		0.9704*	0.8867*	0.9077*	-0.9225*
		(0.0000)		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						-0.0396*	0.0664*	0.2691*	0.1184
						(0.0003)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0000)
δ								0.9744*	
								(0.0000)	
ρ									0.9991*
									(0.0000)
θ									0.1025*
									(0.0000)
ARCH -LM	(0.9278)	(0.8063)	(0.8829)	(0.8440)	(0.0395)	(0.6921)	(0.9790)	(0.5481)	(0.8938)
LL	1297	1331	1298	1332	1276	1341	1334	1341	1343
AIC	-2.4001	-2.4603	-2.3990	-2.4597	-2.3632	-2.4772	-2.4641	-2.4760	-2.4766
SIC	-2.3862	-2.4419	-2.3805	-2.4366	-2.3540	-2.4541	-2.4410	-2.4483	-2.4443

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 10'daki sonuçlara göre LINK getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak LINK getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli sonucuna bakıldığı zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için LINK getiri serisinde kaldıraç etkisinin olduğu ve negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 11
XLM Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			0.1487*	0.1288					
			(0.0001)	0.1339					
α_0	0.0042*	0.0010*	0.0031*	0.0002*		-0.5295*	0.0002*	0.0010*	0.0072*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0614)	(0.0029)
α	0.1712*	0.1466*	0.6637*	0.2132*	0.0788*	0.3228*	0.2373*	0.1877*	0.3585*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.5966*		0.7820*	0.9211*	0.9440*	0.8009*	0.8149*	0.3812*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						0.0772*	-0.1032*	-0.2031*	-0.3370*
						(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
δ								14.283*	
								(0.0000)	
ρ									0.9924*
									(0.0000)
θ									0.0589*
									(0.0000)
ARCH- LM	(0.0621)	(0.1685)	(0.2308)	(0.3665)	(0.0003)	(0.1774)	(0.3607)	(0.2062)	(0.8264)
LL	1702	1767	1749	1829	1768	1837	1832	1834	1866
AIC	-2.3848	-2.4736	-2.4486	-2.5593	-2.4781	-2.5708	-2.5643	-2.5653	-2.6087
SIC	-2.3626	-2.4477	-2.4228	-2.5298	-2.4597	-2.5412	-2.5347	-2.5320	-2.5718

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 11'deki sonuçlara göre XLM getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak XLM getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin ACGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. ACGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda zaman asimetri katsayısının negatif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için XLM getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilite üzerindeki etkisi negatif şoklara göre geçici olarak daha fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 12
TRX Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
Φ			-0.0345 (0.3562)	0.0160 (0.8704)					
α_0	0.0041* (0.0000)	0.0011* (0.0000)	0.0026* (0.0000)	0.0001* (0.0000)		-0.4282* (0.0000)	0.0001* (0.0000)	0.0001* (0.1813)	0.0056* (0.0000)
α	0.1714* (0.0000)	0.1470 (0.0000)	0.7418* (0.0000)	0.1738* (0.0000)	0.0914* (0.0000)	0.3018* (0.0000)	0.1783* (0.0000)	0.1720* (0.0000)	0.1415* (0.0000)
β		0.5970		0.8190* (0.0000)	0.9085* (0.0000)	0.9608* (0.0000)	0.8202* (0.0000)	0.8206* (0.0000)	0.0250* (0.9025)
γ						0.0278 (0.0147)	-0.0125 (0.4402)	-0.0179 (0.4702)	-0.2097* (0.0000)
δ								2 (0.0000)	
ρ									0.9759* (0.0000)
θ									0.1366* (0.0000)
ARCH- LM	(0.4195)	(0.3850)	(0.3713)	(0.8813)	(0.6957)	(0.8504)	(0.8803)	(0.8826)	(0.9116)
LL	1423	1542	1488	1601	1564	1597	1601	1601	1607
AIC	-2.4487	-2.6520	-2.5579	-2.7515	-2.6928	-2.7445	-2.7516	-2.7499	-2.7597
SIC	-2.4225	-2.6215	-2.5274	-2.7166	-2.6710	-2.7096	-2.7167	-2.7106	-2.7161

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 12’deki sonuçlara göre TRX getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak TRX getiri serisi için en iyi sonuçları veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucuna bakıldığı zaman asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için TRX getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre daha fazla olduğunu göstermektedir.

Tablo 13

DOGE Tahmin Sonuçları

	ARCH (1)	GARCH (1,1)	ARCH -M(1)	GARCH -M(1,1)	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1)	ACGARCH (1,1)
ϕ			0.1854*	-0.0289					
			(0.0074)	(0.6597)					
α_0	0.0022*	0.0002*	0.0022*	0.0002*		-10391*	0.0002*	0.0018*	0.0083*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0037)	(0.0000)
α	0.5565*	0.2739*	0.5483*	0.2747*	0.0416*	0.4429*	0.3232*	0.2551*	0.2293*
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
β		0.7113*		0.7108*	0.9583*	0.8710*	0.7237*	0.7419*	0.3221*
		(0.0000)		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
γ						0.1093*	-0.1314*	-0.2242*	-0.1931*
						(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
δ								13.488	
								(0.0000)	
ρ									0.9826*
									(0.0000)
θ									0.1655*
									(0.0000)
ARCH -LM	(0.8042)	(0.2360)	(0.7907)	(0.2301)	(0.0000)	(0.5180)	(0.4244)	(0.1709)	(0.6763)
LL	1913	1991	1915	1992	1832	2002	1996	1999	2003
AIC	-2.8887	-3.0052	-2.8901	-3.0039	-2.7676	-3.0195	-3.0105	-3.0137	-3.0181
SIC	-2.8770	-2.9896	-2.8744	-2.9842	-2.7598	-2.9999	-2.9908	-2.9902	-2.9907

Tabloda olasılık değerleri parantez içerisinde verilmiştir. *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 13'teki sonuçlara göre DOGE getiri serisi için istatistiksel olarak anlamlı ve durağanlık koşullarını sağlayan modeller; AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre karşılaştırılarak DOGE getiri serisi için en iyi sonuçlara veren modelin EGARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır. EGARCH(1,1) modeli tahmin sonucunda asimetri katsayısının pozitif ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlı olduğu, modelde değişen varyans ile uzun dönemde otokorelasyon sorunu bulunmadığı görülmektedir. Sonuç olarak incelenen dönem için DOGE getiri serisinde yer alan asimetri katsayısı pozitif olduğu için pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin negatif şoklara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Sonuç

Bu çalışmada piyasa değeri yüksek 10 kripto para birimi (BTC, ETH, XRP, ADA, LTC, BCH, XLM, LINK, TRX ve DOGE) getiri serisi haline getirilerek, simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile volatilité tahmini yapılmıştır. Yapılan analizler sonucunda her bir kripto para birimi için hangi modelin daha iyi sonuçlar verdiğine AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL değerlerine göre değerlendirilerek karar verilmiştir. BTC için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda BTC getiri serisinde oluşan negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduğu yani kaldıraç etkisi olduğu

anlaşılmıştır. ETH için en iyi tahmin sonuçları ACGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda ETH getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. XRP için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda XRP getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. ADA için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda ADA getiri serisinde oluşan negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduđu yani kaldıraç etkisi olduđu anlaşılmıştır. LTC için en iyi tahmin sonuçları TGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda LTC getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. BCH için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda BCH getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. LINK için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda LINK getiri serisinde oluşan negatif şokların volatilité üzerindeki etkisi pozitif şoklara göre daha fazla olduđu yani kaldıraç etkisi olduđu anlaşılmıştır. XLM için en iyi tahmin sonuçları ACGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda XLM getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. TRX için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda TRX getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisi negatif şoklara göre daha fazla olduđu anlaşılmıştır. DOGE için en iyi tahmin sonuçları EGARCH(1,1) modeli kullanılarak elde edilmiştir. Bu tahmin sonucunda DOGE getiri serisinde oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu anlaşılmıştır. Yapılan analizler neticesinde AIC ve SIC bilgi kriterleri ile LL deđerlerine göre incelenen kripto para birimleri için asimetric koşullu deđişen varyans modelleri, simetric koşullu deđişen varyans modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiđi görülmüştür. Kullanılan asimetric koşullu deđişen varyans modellerinden sırasıyla; EGARCH(1,1), TGARCH(1,1) ve ACGARCH(1,1) modelleri kullanılarak daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Sonuç olarak BTC, ADA ve LINK getiri serilerinde oluşan negatif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu ETH, XRP, LTC, BCH, XLM, TRX ve DOGE getiri serilerinde ise oluşan pozitif şokların volatilité üzerindeki etkisinin daha fazla olduđu belirlenmiştir. COVID-19 salgını etkisiyle birlikte piyasalarda yaşanan olumsuzluklar ve özellikle enflasyon oranlarının yükselmesi gibi sebeplerden dolayı kripto para birimlerine olan ilgi ve yatırım artmıştır. Ancak her ne kadar toplam arzı sınırlı olan kripto para birimleri enflasyona karşı koruduđu düşünülse de kripto paraların volatiliteleri farklı sebeplerden ötürü oldukça yüksektir. Bu bağlamda kripto paraların yatırım aracı olarak kullanılması durumunda yüksek volatilité ve volatilitédeki asimetric etkiler göz ardı edilmemelidir.

Hakem Değerlendirmesi: Dış bağımsız.

Çıkar Çatışması: Yazar çıkar çatışması bildirmemiştir.

Finansal Destek: Yazar bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

Yazar Katkısı: Çalışma Konsepti/Tasarımı: F.K.; Veri Toplama: F.K.; Veri Analizi /Yorumlama: F.K., A.B.E.; Yazı Taslağı: F.K., A.B.E.; İçeriğin Eleştirel İncelemesi: F.K., A.B.E.; Son Onay ve Sorumluluk: F.K., A.B.E.

Peer-review: Externally peer-reviewed.

Conflict of Interest: The author has no conflict of interest to declare.

Grant Support: The author declared that this study has received no financial support.

Author Contributions: Conception/Design of study: F.K.; Data Acquisition: F.K.; Data Analysis/Interpretation: F.K., A.B.E.; Drafting Manuscript: F.K., A.B.E.; Critical Revision of Manuscript: F.K., A.B.E.; Final Approval and Accountability: F.K., A.B.E.

Kaynakça/References

- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional. *Journal of Econometrics* 31, 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bollerslev, T., Chou, R. Y., ve Kroner, K. F. (1992). ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of econometrics*, 52(1-2), 5-59.
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., ve Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 17. <https://doi.org/10.3390/jrfm10040017>
- Çelik, İ., ve Kahyaoğlu, S. B. (ed.). (2021). *Finansal Zaman Serisi Analizi Finansçılar İçin Temel Yaklaşımlar*. Gazi Kitabevi, Ankara.
- Çil, N. (2018). *Finansal Ekonometri*. Der Yayınları, İstanbul.
- Dai, H. N., Zheng, Z., ve Zhang, Y. (2019). Blockchain for Internet of Things: A survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(5), 8076-8094. DOI: 10.1109/JIOT.2019.2920987
- Demirel, B., Bozdağ, E. G., ve İnci, A. G. (2008). *Döviz Kurlarındaki Dalgalanmaların Gelen Turist Sayısına Etkisi; Türkiye Örneği*. DEU Ulusal İktisat Kongresi. İzmir.
- Ding, Z., Granger, C. W., ve Engle, R. F. (1993). A Long Memory Property Of Stock Market Returns and A New Model. *Journal Of Empirical Finance*, 1(1), 83-106. [https://doi.org/10.1016/0927-5398\(93\)90006-D](https://doi.org/10.1016/0927-5398(93)90006-D)
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, Gold and The Dollar—A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*. (Fourth edition) Wiley, University of Alabama.
- Engle, R. F., Lilien, D. M., ve Robins, R. P. (1987). Estimating Time Varying Risk Premia in The Term Structure: The ARCH-M Model. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*, 391-407. <https://doi.org/10.2307/1913242>
- Engle, R. F., ve Bollerslev, T. (1986). Modelling The Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50. <https://doi.org/10.1080/07474938608800095>
- Engle, R.F., (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," *Econometrica Journal of The Econometric Society*, vol. 50(4), pp. 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>

- Ertuğrul, M. (2019). Kripto Paraların Volatilite Dinamiklerinin İncelenmesi: GARCH Modelleri Üzerine Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71. <https://doi.org/10.11611/yead.555713>
- Ghalanos, A. (2020). *Introduction To The Rugarch Package*. (Version 1.3-1). Manuscript, Accessed, 11. <http://cran.r-project.org/web/packages/rugarch>.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., ve 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. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
- Güriş, S., ve Çağlayan, E. (2013) *Ekonometri Temel Kavramlar*, Der Yayınları, İstanbul
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press: Princeton, New Jersey.
- Harvey, A., ve Sucarrat, G. (2014). EGARCH Models With Fat Tails, Skewness and Leverage. *Computational Statistics ve Data Analysis*, 76, 320-338. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2013.09.022>
- Katsiampa, P. (2017). A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3-6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Kayral, İ. E. (2020). En Yüksek Piyasa Değerine Sahip Üç Kripto Paranın Volatilitelerinin Tahmin Edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168.
- Lee, Gary G. J. and Engle, Robert F., (1993) A Permanent and Transitory Component Model of Stock Return Volatility. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5848> (Erişim Tarihi: 20.04.2021). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5848>
- Liu, W., ve Morley, B. (2009). Volatility forecasting in the hang seng index using the GARCH approach. *Asia-Pacific Financial Markets*, 16(1), 51-63. <https://doi.org/10.1007/s10690-009-9086-4>
- Mandelbrot, B. B. (1963). The variation of certain speculative prices. *In Fractals and Scaling in Finance* (pp. 371-418). Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-2763-0_14
- Mapa, ve Dennis, S. (2004). A Forecast Comparison of Financial Volatility Models: GARCH(1,1) Is Not Enough. *The Philippine Statistician*, Vol. 53, 1-10. <https://mpr.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/21028>
- Markowitz, H. (1952). Potfolio Selection. *The Journal of Finance* Vol. 7 No.1, 77-91.
- Merton, R. C. (1980). On Estimating The Expected Return on The Market: An Exploratory Investigation. *Journal of Financial Economics*, 8(4), 323-361. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(80\)90007-0](https://doi.org/10.1016/0304-405X(80)90007-0)
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: Apeer-To-Peer Elecktronic Cash System*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (Erişim Tarihi: 20.04.2021).
- Narayan, P. K., ve Narayan, S. (2007). Modelling Oil Price Volatility. *Energy Policy* 35, 6549–6553. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2007.07.020>
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Nelson, D. B., ve Cao, C. Q. (1992). Inequality constraints in the univariate GARCH model. *Journal of Business ve Economic Statistics*, 10(2), 229-235.
- Poon, S. H. (2005). *A practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. Jhon Wiley ve Sons. England.
- Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile Bitcoin Volatilitesinin Analizi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1322-1333

- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. 3rd Edition, John Wiley and Sons., Hoboken.
- Ünal, G., ve Uluyol, Ç. (2020). Blok Zinciri Teknolojisi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt:13, Sayı: 2, 167-175. DOI: 10.17671/gazibtd.516990
- <https://tr.investing.com/> (Erişim Tarihi: 20.02.2021).

