



## KRİPTO PARALARIN VOLATİLİTE DÜZEYLERİNİN ASİMETRİK GARCH MODELİ İLE KARŞILAŞTIRILMASI

Letife ÖZDEMİR <sup>1</sup>

### Öz

2017'den sonra kripto para birimlerinde yaşanan fiyat dalgalanmaları, getiri fırsatları ve volatilité, yatırımcıların ilgisini çekerken; büyüyen işlem hacmi ve piyasa değeri, bu varlıkları geleneksel yatırımlara ek olarak yüksek kazanç ve portföy çeşitlendirme olanağı sunan bir seçenek haline getirmiştir. Buradan hareketle çalışmada piyasa değeri en yüksek üç kripto para biriminin (Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt) 2017-2024 dönemi için volatilité düzeyleri asimetrik volatilité ölçüm modellerinden EGARCH modeli ile karşılıklı olarak incelenmektedir. EGARCH modellerine göre, Bitcoin ve Ethereum'da kötü haberler, getiri volatilitésini iyi haberlerden daha fazla etkilerken, kaldıraç etkisi gözlemlenmiştir. Buna karşılık, Tether USDt'de iyi haberlerin volatilité üzerindeki etkisi daha güçlü olup, anti-kaldıraç etkisi söz konusudur. Piyasadaki şokların, kripto paraların getiri volatilitésini üzerinde daha kalıcı bir etkiye sahip olduğu ve en çok Ethereum'un getiri oynaklığını etkilediği görülmektedir. Yarı ömür volatilité ölçüsü sonuçları, Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt için sırasıyla 7 gün, 8 gün ve 74 gün olduğunu ortaya koymuştur. Bu durum, Bitcoin ve Ethereum'da yaşanan volatilitenin benzer sürede etkisinin kaybolduğunu, ama Tether USDt'de ise daha uzun sürdüğünü göstermektedir. Bunun sebebi Tether USDt kripto paranın stabil coin olmasıdır. Bu bağlamda, yatırımcılar ve portföy yöneticilerinin, kararlarını şekillendirirken kripto paraların asimetrik özellikleri ile oynaklık seviyelerini göz önünde bulundurmaları oldukça önemlidir.

**Anahtar Kelimeler** : Kripto Para, Volatilité, EGARCH, Kaldıraç Etkisi

**Jel Sınıflandırılması** : C22, E44, G11.

<sup>1</sup> Doç. Dr., Afyon Kocatepe Üniversitesi, letifeozdemir@aku.edu.tr, ORCID: 0000-0002-8636-2277.

### Atıf/Citation (APA 6):

Özdemir, L. (2025). Kripto paraların volatilité düzeylerinin asimetrik garch modeli ile karşılaştırılması. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(1), 493-509. <http://doi.org/10.25287/ohuiibf.1600186>.

## THE COMPARISON OF CRYPTOCURRENCY VOLATILITY LEVELS WITH THE ASYMMETRIC GARCH MODEL

### Abstract

After 2017, price fluctuations, return opportunities, and volatility in cryptocurrencies have attracted the attention of investors. The growing trading volume and market capitalization have positioned these assets as an attractive option for high returns and portfolio diversification alongside traditional investments. Based on this premise, this study examines the volatility levels of the three largest cryptocurrencies by market capitalization (Bitcoin, Ethereum, and Tether USDt) for the period 2017-2024 using the EGARCH model, which measures asymmetric volatility. According to the EGARCH model, negative news has a greater impact on the return volatility of Bitcoin and Ethereum compared to positive news, and the leverage effect is observed. In contrast, for Tether USDt, positive news has a stronger influence on volatility, indicating the presence of an anti-leverage effect. Market shocks are found to have a more persistent effect on the return volatility of cryptocurrencies, with Ethereum being the most affected. The half-life volatility measure reveals that the effects of volatility dissipate within 7 days for Bitcoin, 8 days for Ethereum, and 74 days for Tether USDt. This indicates that volatility in Bitcoin and Ethereum subsides in a similar time frame, whereas in Tether USDt, it lasts significantly longer. The reason for this difference is that Tether USDt is a stablecoin. In this context, it is crucial for investors and portfolio managers to consider the asymmetric characteristics and volatility levels of cryptocurrencies when making investment decisions.

**Keywords** : Cryptocurrency, Volatility, EGARCH, Leverage Effect.

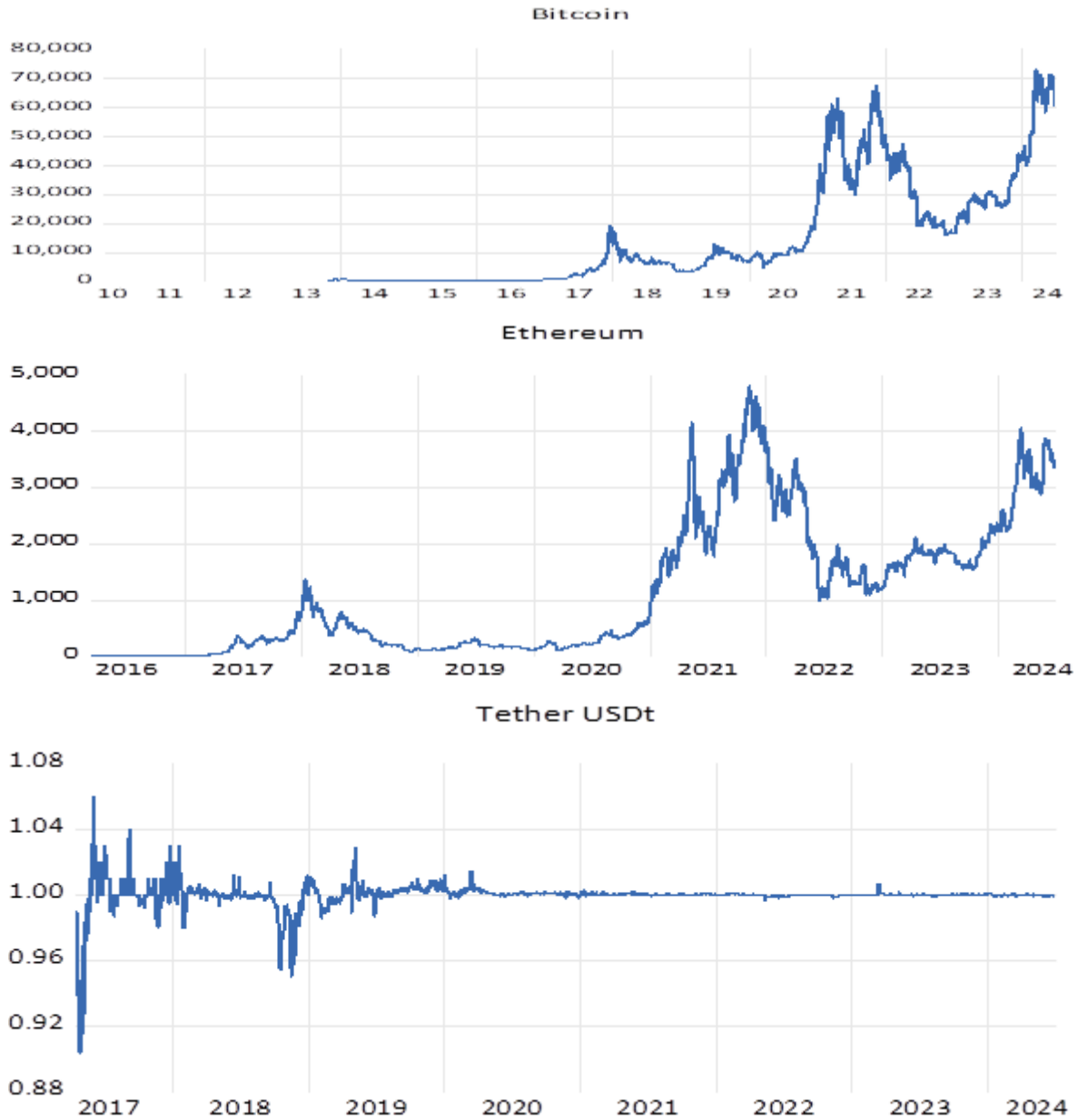
**Jel Classification** : C22, E44, G11.

### GİRİŞ

Yatırımcılar, gelirlerinin bir kısmını tasarruf ederek, değer kaybından korunmak veya kazanç sağlamak amacıyla birtakım riskler üstlenerek, farklı yatırım araçlarına yönlendirmektedir. Son yıllarda işlem hacmi ve piyasa değeri hızla artan kripto para birimleri, geleneksel varlıklarla birleştirildiğinde çok yüksek getiri ve iyi çeşitlendirme faydaları sunabilen dijital bir varlık olarak yatırımcıların dikkatini çekmiştir (Bouri, Shahzad, Roubaud, Kristoufek, & Lucey, 2020).

Kripto para, merkezi olmayan dijital bir para birimidir ve merkezi bir hükümet gerekmeden, bireyler arasında takas edilir. İlk kripto para birimi olan Bitcoin, değiştirilemeyecek, hacklenemeyecek ya da sisteme hile yapılmasını zorlaştıracak şekilde bilgi kaydeden bir blok zinciri teknolojisi ile çalışır (Kim, Jun, & Lee, 2021). Kripto paraların standart bir para birimi veya yatırım aracı olarak kabul edilip edilemeyeceği konusunda genel bir fikir birliği bulunmamakla birlikte, bazı ülkeler bu alanda çeşitli düzenlemeler yaparak kripto paraların ödeme aracı ya da yatırım aracı olarak kullanılmasına olanak tanımaktadır. Buna karşın, bazı ülkeler ise kripto paraların kullanımını tamamen yasaklamaktadır (Mosmer ve Başarır, 2023). Bitcoin'in bir para birimi olmaktan ziyade spekülâtif bir araç olma eğiliminde olduğunu iddia etmektedir (Yermack, 2013). Kripto paraların, devlet ya da devletlerin otoritesinden bağımsız olarak işlem görmesi, piyasalardaki veri dalgalanmalarından etkilenmemesine neden olmaktadır. Bu özelliği sayesinde, volatilitenin yüksek olduğu gelişmekte olan ülkelerde, bir tür riskten korunma aracı (hedge enstrümanı) olarak değerlendirilebilmektedir (Kuzu ve Çelik, 2020).

İlk geliştirilen dijital para birimi olan Bitcoin, hâlâ piyasa değeri açısından lider kripto para birimi konumundadır. 1 Temmuz 2024 tarihinde dünya genelinde en büyük piyasa değerine sahip kripto para, 1,23 trilyon dolarlık piyasa değeriyle Bitcoin (BTC) olup, onu 412,68 milyar dolarlık piyasa değeri ile Ethereum (ETH) takip etmektedir. Piyasa değeri açısından üçüncü sırada 112,72 milyar dolarlık piyasa değeri ile Tether USDt yer almaktadır (investing.com, 2024). Bitcoin, herhangi bir merkezi otoriteden bağımsız olarak işleyen bir dijital para birimidir. Ethereum ise akıllı sözleşmelerin ve merkeziyetsiz uygulamaların oluşturulması ve çalıştırılmasına olanak tanıyan, merkezi olmayan bir blok zinciri platformudur. Tether USDt ise ABD dolarına birebir endekslenmiş dijital bir stabil coin olarak bilinir (bitlo.com/rehber, 2024). Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt kripto paraların ulaşılabilen en uzun dönem aralığındaki fiyat hareketleri grafik 1'de görülmektedir.



**Grafik 1: Kripto Para Birimlerinin Fiyat Hareketleri**

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıştır.

Kripto para birimlerinin 2017 yılından sonra fiyat hareketlerindeki dalgalanmalar ve piyasa değerlerinin artması, bu dijital varlıkların getirileri ve volatiliteleri üzerinde özellikle durulmasına neden olmuştur. Bu durum, kripto para birimlerinin volatilitésinin doğru bir şekilde tahmin edilip edilemeyeceği sorusunu da gündeme getirmiştir. Volatilité ölçüm modellerinden GARCH modelleri kripto para birimlerinin volatilitésindeki dalgalanmaları daha iyi açıklamaktadır (Kyriazis, 2021; Chen, Huang & Liang, 2024). GARCH modelleri içerisinde de asimetric GARCH modellerinin (Ertuğrul, 2019; Fakhfekh & Jeribi, 2020; Cheikh, Zaied, & Chevallier, 2020; Özaydın, 2023; Şahin, 2018; Wang, 2021) finansal piyasalardaki iyi ve kötü haberlerin (şokların) kripto para birimlerinin volatilitésini üzerinde aynı etkiyi yapmadığı, volatilitéyi asimetric olarak etkilediği ortaya konmuştur. Kripto paraları inceleyen bu çalışmalar iyi haberlerin kötü haberlerden daha fazla kripto para volatilitésini etkilediğini ve kripto paraların yatırımcılar için güvenli liman olduğunu ifade etmişlerdir. Kripto para birimlerinde 2017 yılından sonra görülen fiyat dalgalanmaları ile kripto paralar hala güvenli liman olma özelliği

taşımakta mıdır? Bu soru çalışmanın motivasyonunu oluştururken; kripto paraların volatilité düzeylerinin incelenmesi ise bu çalışmanın temel amacını ortaya koymaktadır.

Buradan hareketle çalışmada piyasa değeri ve işlem hacmi en yüksek olan Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt kripto para birimlerin 14.04.2017 ile 30.06.2024 tarihleri arasındaki günlük fiyatlarının volatilité özellikleri Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (EGARCH) modeli ile incelenmiştir. Bu makale, mevcut literatüre değerli katkılar sağlamaktadır. İlk olarak, veri döneminin 2017 yılından başlaması kripto paraların volatilité özelliklerini daha net ortaya koyacaktır. İkinci olarak, Tether USDt sabit değerli kripto paranın volatilité özelliklerini inceleyen çok az çalışmadan biri olarak öne çıkmaktadır. Üçüncü olarak, kripto paraların volatilitesi mevcut çalışmalarda farklı GARCH modelleri ile incelenmiş olsa da, bu çalışma kripto paraların volatilité düzeylerini (volatilitenin büyüklüğü, kalıcılığı ve süresi) karşılaştırmalı olarak inceleyen çalışma olarak literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır.

Çalışmanın geri kalanı dört kısımda yapılandırılmıştır. Birinci bölümde, ilgili literatür gözden geçirilmektedir. İkinci bölümde kullanılan analizlerin metodolojisi sunulurken, üçüncü bölümde verilerin özellikleri sunulmaktadır. Dördüncü bölümde araştırma bulguları özetlenmekte, ardından sonuç ve önerilere yer verilmektedir.

## I. LİTERATÜR TARAMASI

2009'un başlarında Bitcoin adı altında ilk kripto para biriminin kullanımına başlanmasıyla birlikte kripto para birimlerinin, küresel finansal sistemdeki önemli etkilerini vurgulayan araştırmaların sayısında artış görülmüştür. Literatürde; bitcoin piyasalarının etkinliği, likiditesi ve oynaklığı (Koçoğlu, Çevik, ve Tanrıöven, 2016), işlem hacmi, bilgi talebi, hisse senedi getirileri ve döviz kurları gibi faktörlerin kripto para birimlerinin getirilerinin oynaklığı üzerindeki etkisi (Kufo, Gjerci, & Pilkati, 2024), Bitcoin getiri, işlem hacmi ve volatilité arasındaki ilişki (Kurnaman & Rizel, 2023), GARCH ve EGARCH modellerini kullanarak Bitcoin davranışını ve yatırımcı duyarlılığının, S&P 500 getirilerinin ve VIX getirilerinin Bitcoin oynaklığı üzerindeki etkisi (Lopez-Cabarcos, Perez-Pico, Pineiro-Chousa, & Sevic, 2021), kripto paraların kısa vadeli fiyat tahminlemesi (Derbentsev, Datsenko, Stepanenko, & Bezkorovainyi, 2019; Azari, 2019; Jang & Lee, 2017), kripto paraların parasal fonksiyonları yerine getirebilme durumu (Çeşen ve Koç, 2022), Bitcoin'in finansal bir varlık olup olmadığı (Dyhrberg, 2016), Bitcoin ve döviz kurları arasındaki ilişki (Atik, Köse, Yılmaz, ve Sağlam, 2015), bitcoin, altın ve emtianın hisse senedi endeksi ile çeşitlendirme kabiliyeti (Bouri, Shahzad, Roubaud, Kristoufek, & Lucey, 2020), kripto para getirilerinin piyasa risklerinin karşılaştırılması (Fidan Keçeci, 2021), Bitcoin, Ethereum, Ripple, Dogecoin, Litecoin kripto paraların piyasadaki sıçrama davranışları (Dutta ve Bouri, 2022), Bitcoin fiyatı ile BİST 100 endeksi arasında ilişki (Çelik ve Koç, 2023), Bitcoin, Etherium, Ripple ve panik endeksi arasındaki asimetric nedensellik (Vurur, 2021) gibi konulara değinilmiştir.

Kripto paralar genellikle yüksek volatilitéye sahiptir. Kripto para volatilitesi anlamak, dijital finans piyasalarının anlaşılmasında ve yatırımcıların potansiyel riskleri değerlendirmesinde önemli rol oynar. Kripto para birimlerinin volatilité modellemesi için GARCH ailesi modellerinden en uygun olanı belirlemek için çok sayıda çalışma literatürde yer almaktadır. Ripple ve Bitcoin getiri Volatilité modellemesi için TGARCH modeli (Ertuğrul, 2019), kripto para birimlerinin çoğu için TGARCH modeli (Fakhfekh ve Jeribi, 2020), Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin'de asimetric volatilité dinamiklerinin varlığını belirlemek için ST-GARCH (Smooth Transition GARCH) modeli (Cheikh, Zaied, & Chevallier, 2020), Bitcoin, Ether, Litecoin ve XRP kripto paraların volatilitesini modellemek için DCC GARCH ve EGARCH modeli (Gupta ve Chaudhary, 2022), Bitcoin, Ethereum, Binance ve Litecoin kripto para birimlerinin volatilitesi için EGARCH modeli (Özaydın, 2023) en başarılı model olarak belirlenmiştir. Bu çalışmalar kripto para piyasalarında asimetric ilişki olduğunu ve iyi haberlerin volatilité üzerinde kötü haberlerden daha fazla etkisi olduğu ortaya konmuştur. Bu sonuç pozitif getiri-volatilité ilişkisinin var olduğunu ve böylece kripto para birimlerinin de yatırımcılar için güvenli liman olabileceğini göstermektedir. Bitcoin özelinde yapılan çalışmalarda; Bitcoin'in getiri volatilitesi, TARARCH modeli ile (Şahin, 2018), TARARCH ve EGARCH modelleri ile (Wang, 2021), Glosten, Jagannathan ve Runkle (GJR)-GARCH(1,1) modeli ile (Quan, Yang, Fei, Cheong, Min, 2023), GARCH

(1,1), GARCH (1,3) ve EGARCH (1,1) modelleri ile (Yıldırım & Bekun, 2023) modellenerek asimetrik modellerin en uygun modeller olduđu ortaya konmuştur. Asimetrik GARCH modelleri, Bitcoin getiri volatilitesinde kaldıraç etkisi olmadığını göstermiştir. Bu çalışmalarda önceki çalışmaları destekler nitelikte, Bitcoin'in yatırımcılar için güvenli bir liman olabileceğini ifade etmişlerdir.

Bahsedilen çalışmaların yanında kripto para birimlerinin volatilitesinde kaldıraç etkisi yani kötü haberlerin iyi haberlerden daha fazla volatilitéyi etkilediđi sonucunu bulan çalışmalarda mevcuttur. Khan & Khan (2020) GARCH (1, 1) ve GJR-GARCH (1, 1) modelleri ile Bitcoin, Ethereum ve Litecoin'in getirilerinde volatilité kümelenmesinin olduğunu ve kaldıraç etkilerinin varlığını ortaya koymuştur. Kayral (2020), volatilité modellemesinde Bitcoin ve Ethereum için en uygun modelin EGARCH, Ripple için ise APARCH modeli olduğunu tespit etmiştir. Araştırma bulgularına göre, Bitcoin ve Ethereum'da pozitif şokların negatif şoklara kıyasla daha yüksek volatilitéye yol açtığı, buna karşılık Ripple'da negatif şokların pozitif şoklardan daha fazla volatilitéye neden olduğu belirlenmiştir. Altunöz (2023), kripto paraların volatilité özelliklerini modellemek amacıyla yaptığı çalışmada, Bitcoin için en uygun modelin EGARCH, Ethereum ve Ripple için ise TGARCH modeli olduğunu belirlemiştir. Model sonuçlarına göre, Bitcoin'de kaldıraç etkisinin varlığı tespit edilmiş ve negatif şokların, pozitif şoklara kıyasla volatilitéyi daha fazla artırdığı görülmüştür. Öte yandan, Ethereum ve Ripple için kaldıraç etkisine rastlanmazken, pozitif şokların negatif şoklara kıyasla volatilitéyi daha fazla artırdığı sonucuna varılmıştır.

Bitcoin'in volatilité tahmininde en iyi sonuçları veren ARCH modelleri incelenmiş ve AR-GARCH modelinin en başarılı model olduđu bulunmuştur (Katsiampa, 2017). Chen, Huang ve Liang (2024) GARCH, EGARCH, GJR-GARCH ve TGARCH modelleri kullanarak kripto para getirilerinin volatilitesini ve riske maruz değerini (VaR) tahmin etmede olasılık dağılımının rolünü araştırmaktadır. Sonuçlar, GARCH tipi modellerde olasılık dağılımının rolünü daha iyi anlamamıza yardımcı olduđu belirlenmiştir. Bitcoin, Ethereum ve Ripple kripto paraların volatilité tahmininde en uygun model olan AP-GARCH modeli ile Bitcoin ve Ethereum para birimlerinde şokların volatilité üzerindeki etkisinin uzun sürdüğü, Ripple ise kısa sürdüğü anlaşılmıştır (Kahraman, 2019). Kripto para piyasalarında yaşanan bir şokun etkisinin Bitcoin (Cheikh, Zaied, & Chevallier, 2020; Wang, 2021), Bitcoin ve Ethereum (Özaydın, 2023), Diğer (Fakhfekh & Jeribi, 2020) kripto para birimleri üzerinde düşük ama kalıcı etkisinin daha fazla olmaktadır. Bitcoin, Ethereum, Binance ve Litecoin kripto para birimlerinin volatilitesinin EGARCH modeline göre pandemi dönemi boyunca azaldığı ve pandemi döneminden sonra pandemi öncesine kıyasla daha da fazla azaldığı belirlenmiştir (Özaydın, 2023). Kripto para birimleri (Bitcoin, Ethereum, Litecoin, USD Coin, Tether ve Ripple) GARCH modeline göre kalıcı oynaklık sergilemektedir. USDC ve Tether gibi sabit coinler diğer coinlere göre düşük oynaklık göstermektedir (Sarmini, Widiawati, Febrianti, & Yuliana, 2024).

Kim, Jun, & Lee, (2021) piyasa değerine göre önde gelen dokuz kripto para biriminin volatilitesini bir Bayesian Stokastik Volatilité (SV) modeli ve çeşitli GARCH modelleri kullanarak incelemiştir. Kripto para birimleri için SV modeli GARCH ailesi modellerinden daha iyi performans göstermiştir. Hairudin ve Mohamad (2023) Bitcoin, Ethereum, Tether ve USD Coin'in fraktal volatilitesini incelemiştir. Kripto paralardan Tether en az volatilité gösterirken, Bitcoin en çok volatilité göstermektedir.

Literatürdeki bulgular kısaca değerlendirildiğinde finansal piyasalardaki iyi ve kötü haberlerin (şokların) kripto para birimlerin volatilitesi üzerinde aynı etkiyi yapmadığı, volatilitéyi asimetrik olarak etkilediđi ortaya konmuştur. Bu bağlamda çalışmada piyasa değeri ve işlem hacmi en yüksek olan Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt kripto para birimlerin günlük fiyatlarının volatilité özellikleri Üstel Genelleştirilmiş Otoresif Koşullu Değişen Varyans (EGARCH) modeli ile incelenmesi hedeflenmektedir. Ek olarak bu çalışma kripto paraların volatilité düzeylerini (volatilitenin büyüklüğü, kalıcılığı ve süresi) karşılaştırmalı olarak inceleyen çalışma olarak hem literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı hem de yatırımcılara, özellikle risk yönetimi konusunda, değerli bilgiler sağlamayı amaçlamaktadır.

## II. METODOLOJİ

Kripto paraların getirilerinin volatiliteleri otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri kullanılarak modellenecektir. İlk olarak Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA) modeli anlatılacaktır. Daha sonra Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) modellerinden bahsedilecektir.

### II.I. Otoregresif Hareketli Ortalama (Autoregressive Moving Average-ARMA)

Box ve Jenkins (1976) tarafından geliştirilip, tek değişkenli zaman serilerinin öngörülmesinde kullanılan otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modeli, genellikle Box-Jenkins (BJ) yöntemi olarak bilinir (Gujurati, 2003). Eşit zaman dilimlerinde elde edilen gözlemlerden oluşan bir serinin sabit ve durağan olması, modelin temel varsayımlarından biridir. Eğer zaman serisi durağansa, otoregresif (AR) modeli, hareketli ortalama (MA) modeli ve otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modeli gibi üç farklı kategori altında incelenir (Enders, 2004).

Otoregresif (AR) modelleri, bir zaman serisinin herhangi bir dönemdeki gözlem değerini aynı serinin ondan önceki belirli sayıda geçmiş dönemin gözlem değerlerine ve hata terimine bağlı olarak açıklayan modellerdir. Bir p dereceden AR modeli AR(p) modeli olarak isimlendirilir ve denklem (1) ile tanımlanır (Gujurati, 2003).

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t \quad (1)$$

Hareketli ortalama (MA) modelleri, bir zaman serisinin herhangi bir dönemdeki gözlem değerinin, o dönemdeki hata terimi ile belirli sayıda geçmiş dönem hata terimlerinin doğrusal bir kombinasyonu olan modelledir. Bir q dereceden MA modeli MA(q) modeli olarak isimlendirilir ve denklem (2) ile tanımlanır (Gujurati, 2003).

$$Y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (2)$$

AR(p) modeli ile MA(q) modelinin birleşimi ARMA(p,q) modelini oluşturur ve denklem (3) ile tanımlanır.

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (3)$$

Burada  $y_t$  günlük şimdiki fiyatı,  $\mu$  sabit bir terimi,  $\phi_i$  otoregresif bileşenin p derecesindeki parametrelerini,  $\theta_i$  hareketli ortalama bileşenin q derecesindeki parametrelerini ve  $u_t$  hata terimini ifade eder. Dereceler p ve q negatif olmayan tam sayılardır.

### II.II. Volatilité Modellemesi

Volatilité modellemesi, piyasa davranışlarını ve dinamiklerini anlamada önemli bir göstergedir. Zaman serilerinin volatilité modellemesinde yaygın olarak ARCH ailesi modelleri kullanılmaktadır. ARCH modelleri, koşullu varyansı modellemeye olanak tanıyan yaklaşımlardır. Bu modeller, ARMA modelinden elde edilen artıkların karelerinin kullanılmasıyla denklem (4) ile gösterilir (Gujurati, 2003; Brooks, 2008).

$$H_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 \quad (4)$$

Burada  $q$  modelin derecesini gösterir.  $\omega$  sabit terimi,  $\alpha_i$  ise modelin parametrelerini ifade etmektedir. ARCH modellerinde  $\alpha_i$  parametrelerine yönelik bazı kısıtlamalar vardır. Koşullu varyans ( $h_t$ ) her zaman pozitif olmalıdır, çünkü  $h_t$ ,  $u_t$ 'nin tüm gerçekleşen değerleri için negatif olamaz. Bu nedenle  $\omega > 0$  ve  $\alpha_i \geq 0$  koşulları sağlanmalıdır. Bir diğer kısıtlama ise,  $\alpha_i$  parametrelerinin her birinin veya toplamının 1'den küçük olması gerektiğidir. Bu kısıtlama ARCH sürecinin durağanlığının sağlamak için önemlidir. Aksi takdirde, süreç sonsuz bir varyansa sahip olur.

ARCH modelleriyle yapılan birçok uygulamada, koşullu varyans denkleminin doğru bir biçimde ortaya konulabilmesi için genellikle büyük bir gecikme sayısı kullanılması gerekmiştir. Bu duruma yanıt olarak, daha esnek bir gecikme yapısına sahip alternatif bir model tasarlanmıştır. Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen bu model, genelleştirilmiş ARCH (GARCH) olarak adlandırılmaktadır. GARCH modeli, koşullu varyansın hata terimlerinin karelerinin gecikmeli değerleriyle ve kendi gecikmeli değerleriyle de ilişkili olduğu modellerdir. GARCH(p,q) modeli ise şu şekilde ifade edilir (Enders, 2004).

$$H_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (5)$$

GARCH modellerinde de  $\alpha_i$  parametrelerine ilişkin bazı kısıtlamalar vardır. Bu modellerde,  $q > 0$ ,  $p \geq 0$ ,  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$  ve  $\beta_i \geq 0$  koşulları sağlanması gerekmektedir. Buna ek olarak,  $\alpha_i$  ve  $\beta_i$  parametrelerinin toplamı birden küçük olması gerekir. Bu kısıtlamanın sağlanması, sürecin durağan olduğunu gösterir.  $\alpha_i$  ve  $\beta_i$  parametrelerinin toplamının 1'e eşit ya da büyük olması, volatilité tahminlerini istatistiksel olarak geçerli kılmaz (Engle, 2001).

GARCH modelleri, pozitif ve negatif hata terimlerinin volatilité üzerinde simetrik etkiler yarattığını varsayar. Ancak özellikle finansal zaman serilerinde, olumlu ve olumsuz haberler (şoklar) volatilitéyi aynı şekilde etkilemez; bunun yerine volatilitéyi asimetrik bir biçimde etkiler. Bu durum literatürde kaldıraç etkisi olarak adlandırılmaktadır. Nelson (1991), kaldıraç etkisini modellemeye olanak tanıyan EGARCH (Exponential GARCH – Üstel GARCH) modelini geliştirmiştir. EGARCH modeli aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

$$\text{Log}(h_t) = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \log(h_{t-i}) + \sum_{i=1}^q \alpha_i \frac{|u_{t-i}|}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \frac{u_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \quad (6)$$

Burada  $\omega$  sabit terimi,  $\alpha_i$  ve  $\beta_i$  ise standart ARCH ve GARCH terimlerini temsil etmektedir.  $\gamma_k$  parametresi ise koşullu varyansın şoklara karşı asimetrik bir şekilde tepki verdiğini gösteren kaldıraç parametresidir. Eğer  $\gamma_k$  parametresi anlamlı ( $\gamma_k \neq 0$ ) ise şokların etkisi asimetrik kabul edilir. Eğer  $\gamma_k < 0$  ve anlamlı ise, geçmişteki negatif bir şok, pozitif bir şoka göre volatilitéyi daha fazla artırmaktadır. Parametrenin negatif olması, kaldıraç etkisinin var olduğunu gösterir.

EGARCH modelinin, GARCH modeline kıyasla kaldıraç etkisini modelleme imkânı sağlamanın yanı sıra, bazı ek avantajları da bulunmaktadır. EGARCH modelinde, koşullu varyans logaritmik bir biçimde ifade edildiğinden, GARCH modelindeki parametrelerin pozitif olma zorunluluğu ortadan kalkar. Buna ek olarak, hata terimlerinin geçmiş değerleri yerine standartlaştırılmış

hata terimlerinin kullanılması, şokların hem büyüklüğü hem de kalıcılığı hakkında daha net bilgi sağlar (Korkmaz, Erdoğan, ve Çevik (2009).

### II.III. Volatilite Düzeylerinin Karşılaştırılması

Kripto paraların getirilerinin volatilitesi en iyi açıklayan volatilité modelleri tespit edildikten sonra, tahmin edilen volatilité düzeyleri çeşitli ölçütler kullanılarak karşılaştırılmıştır. ARCH ve GARCH parametrelerinin yüksek değerleri, koşullu volatilitéyi farklı etkilemektedir. ARCH parametrelerinin toplamı 1'e yakın ise, bir şokun etkilerinin sonraki dönemde daha belirgin olduğunu gösterir. ARCH ve GARCH parametrelerinin değerleri, koşullu volatilité üzerinde farklı etkiler yaratır. Yüksek bir ARCH parametresi, bir şokun etkilerinin sonraki dönemde daha belirgin olduğunu ifade ederken, yüksek bir GARCH parametresi ise bir şokun etkilerinin daha kalıcı olduğunu ifade eder (Enders, 2004).

Volatilite kalıcılığının bir ölçüsü de volatilité yarılanma süresidir (Half-Life). Piyasalarda meydana gelen bir şok nedeniyle oluşan oynaklığın gün bazında ne kadar sürdüğüne ve ortalamaya dönüş periyoduna volatilité yarılanma süresi denilmektedir. Başka bir ifadeyle, herhangi bir şok neticesinde getirilerde meydana gelen değişimler volatilitéyi etkilemekte ancak volatilité değişimi bir süre sonra normal düzeye inmektedir. Volatilité yarılanma süresi (HL) şu formül vasıtasıyla hesaplanmaktadır (Gbenro & Moussa 2019; Ural & Demireli, 2020);

$$HL = \frac{-\ln(2)}{\ln \sum_{i=1}^p \beta_i} \quad (7)$$

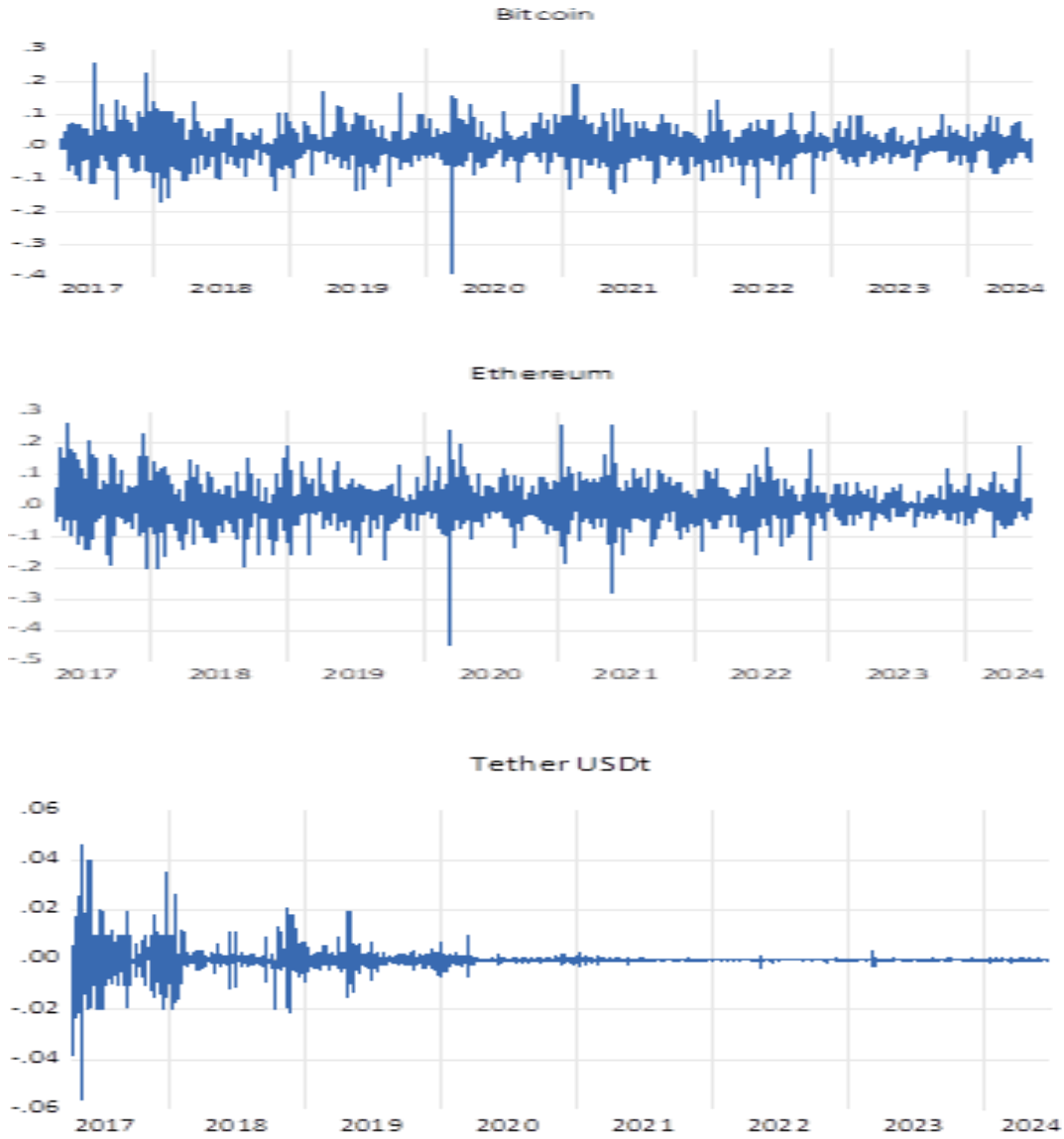
### III. VERİ SETİ

Kripto para birimlerinin volatilité düzeylerini karşılaştırmak için Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt para birimleri çalışmaya dahil edilmiştir. Bu kripto paralarının seçilme nedeni investing.com veri tabanından elde edilen bilgilere göre hem toplam işlem hacimleri hem de piyasa değeri en yüksek üç kripto para birimi olmalarıdır. Veri seti kripto para birimlerinin 14.04.2017 ile 30.06.2024 tarihleri arasındaki günlük fiyatlarından oluşmaktadır. Veriler mevcut en geniş örnekleme ulaşılacak şekilde toplanmış ve Investing veri tabanından sağlanmıştır. Analiz Eviews12 ekonometri paket programı yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Kripto paraların getirileri logaritmik getiri formülü vasıtasıyla hesaplanmıştır;

$$R_t = \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (8)$$

Bu modelde;  $R_t$ , t günündeki getiri,  $P_t$ , t günündeki fiyat,  $P_{t-1}$  ise t-1 gününde fiyattır. Çalışma kapsamındaki kripto paraların getiri serilerinin grafikleri grafik 2'de yer almaktadır.





**Grafik 2. Kripto Paraların Getirileri**

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıştır.

Kripto paraların zaman grafikleri incelendiğinde tüm kripto para getirilerinde belirli dönemlerde volatilité kümelenmeleri gözlemlenmektedir. Analize başlamadan önce çalışmaya dahil edilen kripto paraların getirilerine ilişkin tanımlayıcı istatistikler ve birim kök testi sonuçları, Tablo 1’de verilmiştir.

**Tablo 1. Tanımlayıcı İstatistikler ve Birim Kök Testi**

	<b>BITCOIN</b>	<b>ETHEREUM</b>	<b>TETHER USDT</b>
Ortalama	0.002252	0.002864	1.13E-05
Standart Sapma	0.038359	0.049691	0.003993
Skewness	-0.088301	0.012247	0.321924
Kurtosis	10.65308	8.781238	45.72823
Jarque-Bera	6431.434***	3668.208***	200340.1***
ADF	-53.85749***	-53.98644***	-19.73828***
Gözlem Sayısı	2634	2634	2634

\*\*\* %1 anlamlılık düzeyini göstermektedir.

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıştır.

Analize dahil edilen günlük kripto paraların getirilerinin tanımlayıcı istatistikleri incelendiğinde, tüm kripto paraların getirileri pozitif değer almaktadır. En yüksek getiri sağlayan Kripto para olarak Ethereum gözükmesine rağmen Bitcoin para biriminin getirisi Ethereum para biriminin getirisine yakındır. Riskin göstergesi olan standart sapma değeri en yüksek kripto para birimi Ethereum'dur. Jarque-Bera Testi, verilerin çarpıklık ve basıklığına dayalı olarak normal dağılıma uyup uymadığını belirleyen bir testtir (Jarque ve Bera 1987). Jarque-Bera değerlerine bakıldığında, kripto para birimlerinin normal dağılıma sahip olmadığı görülmektedir. Tablo 1'de ayrıca veri serilerinin durağan olup olmadığını gösteren Artırılmış Dickey-Fuller (ADF) (Dikey & Fuller 1979) test sonuçları da gösterilmektedir. ADF testine göre tüm seriler düzeyde durağandır.

#### IV. ANALİZ VE BULGULAR

Zaman serisi verilerinin volatilitésini modellemek için, öncelikle seride bir ARCH etkisinin (volatilité) olup olmadığını araştırmak gerekir. ARCH LM testi, seride volatilité varlığını belirleyecektir. Bu test, otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modelini tahmin ederek gerçekleştirilir. Getiri serilerinin seviyelerinin durağan olduğu tespit edildikten sonra, serilerin volatilitésini modellemek için varyansın zaman içinde değişip değişmediği incelenmiştir. İlk önce, serilerin doğrusal durağan stokastik modeli olan otoregresif hareketli ortalama (ARMA) model yapısı belirlenmiştir. Getiri serileri için en uygun ARMA modelleri, Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Schwartz Bilgi Kriteri (SCI) ve Log-Olasılık oranına göre tespit edilmiştir.  $P=0,1,\dots,4$  ve  $q=0,1,\dots,4$  Kombinasyonlar kullanılarak geliştirilen modellerden en düşük AIC ve SCI değerleri ve en yüksek Log-Olasılık oranına göre Bitcoin ve Ethereum getiri serileri için ARMA(0,0) modeli, Tether USDt getiri serisi için ARMA(2,3) modeli en uygun ARMA modeli olarak belirlenmiştir. Devamında, serilerde değişen varyansın varlığını belirlemek amacıyla 30. Gecikme düzeyine kadar otokorelasyon ve değişen varyans (ARCH LM) testleri uygulanmıştır. Tablo 2'de test sonuçları verilmiştir.

Tablo 2. ARMA Model Sonuçları

	BITCOIN ARMA(0,0)	ETHEREUM ARMA(0,0)	TETHER USDT ARMA(2,3)
AIC	-3.683259	-3.165624	-8.323320
SIC	-3.681028	-3.163393	-8.307699
LogL	4851.852	4170.127	10964.65
$Q^2(15)$	161.66(0.000)	296.56(0.000)	1713.1(0.000)
$Q^2(30)$	214.97(0.000)	394.95(0.000)	3390.5(0.000)
ARCH LM(15)	7.135035(0.000)	12.55573(0.000)	67.97156(0.000)
ARCH LM(30)	4.078540(0.000)	7.560404(0.000)	54.98701(0.000)

$Q^2$  ve ARCH LM testleri 30. Gecikmeye kadar incelenmiştir. ( ) değerleri ise olasılık değerlerini göstermektedir.

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıştır.

Kripto paralarının getirileri için Ljung-Box  $Q^2$  istatistikleri ve ARCH LM testi sonuçları, 30. Gecikmeye kadar %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bu bulgulara göre, kripto para getiri serilerinde değişen varyansın olmadığını sınavan sıfır hipotezi reddedilmiştir. Seriler değişen varyans yani ARCH etkisine sahiptir. Bu sonuç, her kripto paranın volatilitésini modellemek için GARCH tipi bir modelin gerekli olduğunu belirtmektedir.

Finansal zaman serilerinde iyi ve kötü haberler (şoklar) volatilitéde eşit şekilde etkili olmamakta, volatilitéyi asimetrik bir biçimde etkilemektedir. Bu durum literatürde kaldıraç etkisi olarak adlandırılmaktadır. Kripto para getiri volatiliteleri, kaldıraç etkisini göz önünde bulunduran EGARCH modeli kullanılarak tahmin edilmiştir. En uygun EGARCH model belirlenebilmesi için öncelikle parametrelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve parametre kısıtlarının sağlandığını doğrulamamız gerekmektedir.  $P=0,1,\dots,3$  ve  $q=0,1,\dots,3$  kombinasyonlar kullanılarak oluşturulan modellerden, parametre kriterlerini sağlayan AIC ve SCI değeri en küçük olan ve hata terimlerinde otokorelasyon

sorunu bulunmayan modeller, en uygun EGARCH modelleri tespit edilmiřtir. EGARCH modellerinin sonuçları ve tanısal test istatistikleri de Tablo 3'te yer almaktadır.

**Tablo 3. En Uygun EGARCH Modelleri**

	<b>BITCOIN EGARCH (3,1)</b>	<b>ETHEREUM EGARCH(3,3)</b>	<b>TETHER USDT EGARCH(1,3)</b>
$\omega$	-0.821980(0.0000)	-0.883827(0.0000)	-0.265009(0.0000)
$\alpha_1$	0.323461(0.0000)	0.179608(0.0000)	0.680026(0.0000)
$\alpha_2$	-	0.233982(0.0000)	-0.411232(0.0000)
$\alpha_3$	-	0.130772(0.0000)	-0.054957(0.0056)
$\lambda$	-0.042370(0.0000)	-0.010888(0.0109)	0.029240(0.0000)
$\beta_1$	0.378320(0.0000)	-0.243219(0.0000)	0.990628(0.0000)
$\beta_2$	-0.119473(0.0002)	0.209742(0.0000)	-
$\beta_3$	0.651049(0.0000)	0.953420(0.0000)	-
<b>Tanısal Testler</b>			
<b>AIC</b>	-3.830900	-3.356353	-11.01505
<b>SIC</b>	-3.817515	-3.338505	-11.00166
<b>LogL</b>	5051.296	4428.316	14507.31
<b>Q<sup>2</sup>(15)</b>	4.0544(0.998)	12.831(0.615)	0.7548(1.000)
<b>Q<sup>2</sup>(30)</b>	7.7907(1.000)	30.611(0.435)	2.1782(1.000)
<b>ARCH LM(15)</b>	0.276179(0.9972)	0.816586(0.6600)	0.048849(1.000)
<b>ARCH LM(30)</b>	0.248501(1.0000)	1.007782(0.4544)	0.069486(1.000)

Q<sup>2</sup> ve ARCH LM testleri 30. Gecikmeye kadar incelenmiřtir. ( ) deęerleri ise olasılık deęerlerini gstermektedir.

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıřtır.

Çalıřmada Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt getirilerinin volatilitésinin lçmnde sırasıyla EGARCH(3,1), EGARCH(3,3) ve EGARCH(2,3) modeli belirlenmiřtir. ngrlen EGARCH modelleri sonucunda, serilerde ARCH etkisinin kaybolup kaybolmadıęını test etmek iin ARCH-LM testi tekrarlanmıřtır. 30. Gecikmeye kadar hesaplanan ARCH-LM testi istatistik deęerleri istatistiksel olarak anlamsız bulunmuř ve serilerdeki kořullu varyans etkisi ortadan kalkmıřtır. 30. Gecikmeye kadar Ljung-Box Q2 testi kullanılarak model serilerinde otokorelasyon incelendięinde herhangi bir otokorelasyon sorunu bulunmamıřtır. Bu sonuçlar EGARCH modellerinin uygunluęunu doęrulamaktadır.

Belirlenen EGARCH modellerinin tm parametreleri istatistiksel olarak anlamlıdır. Modelde,  $\alpha$  ARCH parametresini,  $\beta$  GARCH parametresini ve  $\gamma$  kaldıra parametresini temsil etmektedir. Kaldıra parametresi Bitcoin ve Ethereum getiri volatiliteleri aısından negatif ve anlamlıdır. Parametrenin negatif olması kaldıra etkisinin olduęunu gstermektedir. Negatif řokların bu kripto paraların getiri volatiliteleri zerindeki etkisinin pozitif řoklara gre daha byk olduęunu gstermektedir. Tether USD getirisi iin hesaplanan kaldıra parametresi pozitif ve anlamlı olması kaldıra etkisinin olmadıęını gstermektedir. Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt getirilerinin volatilité dzeyleri ile ilgili deęerlendirme sonuçları Tablo 4'te gsterilmiřtir.

**Tablo 4. Kripto Paraların Volatilité Düzeyleri**

	<b>BITCOIN</b>	<b>ETHEREUM</b>	<b>TETHER USDT</b>
<b>Volatilitenin Büyüklüğü</b> ( $\sum \alpha$ )	0.323461	0.544362	0.213837
<b>Volatilitenin Kalıcılığı</b> ( $\sum \beta$ )	0.909896	0.919943	0.990628
<b>Volatilitenin Süresi</b> ( <b>Half-Life</b> )	7.34 gün	8.31 gün	73,61gün
<b>İyi Haberlerin Volatiliteye Etkisi</b> ( $\alpha + \gamma$ )	0.281091	0.533474	0.243077
<b>Kötü Haberlerin Volatiliteye Etkisi</b> ( $\alpha - \gamma$ )	0.365831	0.55525	0.184597

Kaynak: Yazar Tarafından Hazırlanmıştır.

ARCH ve GARCH parametrelerinin deęerleri, koşullu volatilitéyi çeşitli şekillerde etkiler. Yüksek bir ARCH parametresi, bir şokun etkilerinin sonraki dönemde daha belirgin olduğunu ifade ederken, yüksek bir GARCH parametresi ise bir şokun etkilerinin daha kalıcı olduğunu ifade eder (Enders, 2004). ARCH parametresinin düşük olması, piyasalarda yaşanan bir şokun kısa dönemde kripto paraların getirileri üzerinde etkisinin düşük olduğunu göstermektedir. Tether USDt kripto parasına ait ARCH parametrelerinin toplamı diğer kripto paralarına göre daha düşüktür. Piyasada yaşanan şokların Tether USDt getiri oynaklığı üzerindeki etkisinin daha düşük olması Sarmini, Widiawati, Febrianti, & Yuliana (2024) çalışması ile benzerlik göstermektedir. Ethereum kripto parasına ait ARCH parametrelerinin toplamının diğerlerine göre büyük olması, piyasalarındaki şokların en çok Ethereum getiri oynaklığını etkilediğini göstermektedir. GARCH parametresinin yüksek olması şokun etkilerinin daha kalıcı olduğu anlamına gelir. Üç kripto para biriminin GARCH parametrelerinin toplamı 1'e yakın olması, piyasada yaşanan şokların kripto paraların getiri volatilitesi üzerindeki etkisinin daha kalıcı olduğunu göstermektedir. Bu bulgu Kahraman (2019), Fakhfekh & Jeribi (2020), Cheikh, Zaied, & Chevallier (2020), Özaydın (2023), Wang (2021) çalışmaları tarafından desteklenmektedir. Kripto paraların getiri volatilitelerinin günlük bazda ne kadar sürdüğünü belirlemek için HL ölçüsü hesaplanmıştır. Bu çerçevede piyasalarda yaşanan bir şokun Bitcoin getiri volatilitesi üzerindeki etkisi yaklaşık 7 gün, Ethereum getiri volatilitesi üzerindeki etkisi yaklaşık 8 gün ve Tether USDt getiri volatilitesi üzerindeki etkisi yaklaşık 74 gün sürdüğü tespit edilmiştir.

Bitcoin ve Ethereum getiri volatiliteleri için tahmin edilen EGARCH modellerinde  $\gamma$  parametresinin negatif olması, piyasadaki kötü haberin iyi haberlerden daha fazla etkiye sahip olduğunu ve kaldıraç etkisinin bu kripto paralarda geçerliliğini göstermektedir. Bu sonuç Khan & Khan (2020) ve Altunöz (2023)'ün çalışmalarını desteklemektedir. Buna karşın kötü haberlere göre iyi haberler daha fazla Tether USDt getiri volatilitelerini etkilemekte olup anti-kaldıraç etkisi bulunmaktadır.

Kripto para piyasadaki iyi bir haberin Bitcoin getiri volatilitelerini %28 oranında, Ethereum getiri volatilitelerini %53 oranında, Tether USDt getiri volatilitelerini %24 oranında artırmaktadır. Piyasadaki kötü bir haberin Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt getiri volatilitelerine artırıcı etkisi sırası ile %36, %55 ve %18 oranındadır.

## **SONUÇ VE DEĞERLENDİRME**

Kripto para piyasadaki işlem hacminin genişlemesi, fiyat dalgalanmaları ve yeni kripto para birimlerinin ortaya çıkması, yatırımcıların ve araştırmacıların dikkatini çekmektedir. Özellikle fiyatlarda 2017 yılından sonra görülen yükselişler, kripto para birimlerinin volatilitelerinin incelenmesinin önemini artırmıştır. Mevcut çalışmalar göstermektedir ki, asimetric GARCH modeller kripto para birimlerindeki volatilité deęişimini daha iyi açıklamaktadır. Bu bağlamda, çalışmada piyasa deęeri ve işlem hacmi en yüksek olan Bitcoin, Ethereum ve Tether USDt'nin volatilitelerinin modellenmesi için EGARCH modeli kullanılmıştır. EGARCH modeline göre kripto para birimlerinin 14 Nisan 2017 ile 30 Haziran 2024

dönemini kapsayan günlük getiri değerlerinin volatilité düzeyleri çeşitli ölçütler kullanılarak karşılaştırılmıştır.

Bitcoin getiri volatilitésinin ölçümünde EGARCH(3,1) en uygun model olarak belirlenmiştir. Bu modelin kaldıraç parametresinin negatif olması, Bitcoin getiri volatilitésinde kaldıraç etkisinin olduğunu ortaya koymuştur. Bitcoin getiri volatilitésini piyasadaki negatif bir şok (kötü haber) pozitif bir şoktan (iyi haberdan) daha fazla etkilemektedir. Kripto para piyasasındaki iyi bir haber Bitcoin getiri volatilitésini %28 oranında artırırken, kötü bir haber Bitcoin getiri volatilitésini %36 oranında artırmaktadır. Bitcoin getirisinde yaşanan volatilitenin büyüklüğü ve kalıcılığı incelendiğinde, piyasalarda yaşanan bir şokun etkisinin düşük ama daha kalıcı olduğu belirlenmiştir. Bitcoin getirisi volatilitésini üzerindeki şokun kalıcılığı yaklaşık 7 gün devam etmektedir.

Ethereum getiri volatilitésinin ölçümünde en uygun model olarak EGARCH(3,3) modeli tespit edilmiştir. Bu modelin kaldıraç parametresinin negatif olması, Ethereum getiri volatilitésinde kaldıraç etkisinin olduğunu ortaya koymuştur. Ethereum getiri volatilitésini piyasadaki negatif bir şok pozitif bir şoktan daha fazla etkilemektedir. Ethereum getiri volatilitésini piyasadaki iyi bir haber %53 oranında, kötü bir haber ise %55 oranında artırmaktadır. Piyasalarda yaşanan bir şok, Ethereum getiri volatilitésini orta seviyede etkilemekte ve etkinin kalıcılığı yaklaşık 8 gün sürmektedir. Tether USDt getiri volatilitésinin ölçümünde EGARCH(1,3) en uygun model olarak belirlenmiştir. Bu modelin kaldıraç parametresinin pozitif olması, Tether USDt getiri volatilitésinde kaldıraç etkisinin olmadığını göstermiştir. Tether USDt getiri volatilitésini piyasadaki pozitif bir şok negatif bir şoktan daha fazla etkilemektedir. Tether USDt getiri volatilitésini piyasadaki iyi bir haber %24 oranında, kötü bir haber ise %18 oranında artırmaktadır. Piyasalarda yaşanan bir şok, Tether USDt getiri volatilitésini çok düşük seviyede etkilemekte, ama kalıcılığı çok uzun sürmekle beraber yaklaşık 73 gün devam etmektedir.

Ertuğrul (2019), Fakhfekh & Jeribi (2020), Cheikh, Zaided, & Chevallier, (2020), Özyayın (2023), Şahin (2018) ve Wang (2021) çalışmalarında Bitcoin ve Ethereum kripto paraların yatırımcılar için güvenli liman olduğunu söylemelerine rağmen, bu çalışmada Bitcoin ve Ethereum getiri volatilitelerinde kaldıraç etkisinin olması, bu kripto paraların artık yatırımcılar için güvenli liman oluşturmadıklarını göstermektedir. Bunun nedeni olarak 2017 yılından sonra fiyat hareketlerin çok olması ve bu dönemden önceki verilerin analize dahil edilmemiş olması gösterilebilir. Ancak, stabil coin olan Tether USDt'nin getiri volatilitésinde kaldıraç etkisinin olmaması, yatırımcılar için güvenli liman görevini üstlenen bir kripto para olma özelliği vermektedir.

Yatırımcılar için Bitcoin ve Ethereum'un piyasadaki şoklara karşı verdiği tepkileri karşılaştırdığımızda, Ethereum getiri volatilitésini hem iyi hem de kötü haberlerden Bitcoin'e göre daha fazla etkilenmektedir. Şokların etkisi Ethereum getirisi üzerinden 8 günde kaybolurken, Bitcoin getirisi üzerinden 7 günde kaybolmaktadır. Ethereum'un hem iyi hem de kötü haberlerden Bitcoin'e göre daha fazla etkilenmesi, Ethereum'un piyasa yapısındaki yenilikçilik, spekülasyon oranı ve duyarlılığın yüksek olduğunu göstermektedir. Bu durum, Ethereum'un hem daha büyük fırsatlar hem de daha büyük riskler sunduğunu ifade eder. Bu nedenle, Ethereum'a yatırım yapan yatırımcılar, piyasa haberlerini yakından takip etmeli ve volatilitéyi göz önünde bulundurarak daha dikkatli bir risk yönetimi stratejisi uygulamalıdır. Bu analizler, kripto para piyasalarında yatırım yaparken farklı varlık türlerinin risk ve volatilité dinamiklerini dikkate almanın önemini ortaya koyuyor. Bitcoin ve Ethereum daha yüksek risk ve ödül sunarken, Tether daha düşük risk ve daha istikrarlı bir yapı sunuyor. Ancak her üç varlık için de etkili bir risk yönetimi stratejisi gereklidir.

Bu çalışmadan elde edilen bulgular, yatırımcıların dinamik ve sürekli değişen kripto para piyasasında daha bilinçli ve kârlı yatırım kararları almasına katkı sağlayabilir. Çalışmanın kısıtlarından biri, yalnızca piyasa değeri en yüksek üç kripto para biriminin incelenmiş olmasıdır. Gelecekte yapılacak araştırmalarda, tüm kripto paraların volatilitésinin modellenip karşılaştırılması, piyasa hakkında daha kapsamlı bilgiler sunabilir.

## KAYNAKÇA

- Altunöz, U. (2023). Analyzing the Volatility Dynamics of Crypto Currency and the Occurrence of Speculative Bubbles: The Examples of Bitcoin, Ethereum, and Ripple. *Istanbul İktisat Dergisi*, 73(73-1), 615-643. <https://doi.org/10.26650/ISTJECON2023-1021393>
- Atik, M., Köse, Y., Yılmaz, B., ve Sağlam, F. (2015). Kripto para: bitcoin ve döviz kurları üzerine etkileri. *Bartın Üniversitesi İİBF Dergisi*, 6(11), 247-262.
- Azari, A. (2019). Bitcoin price prediction: An ARIMA approach. *ArXiv*, <https://arxiv.org/abs/1904.05315>
- Bitlo, (2024, 15 Ekim). Kripto para rehberi, Erişim adresi: [bitlo.com/rehber](http://bitlo.com/rehber)
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance* (2nd ed.): Cambridge University Press. <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511841644>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [http://dx.doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](http://dx.doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouri, E., Shahzad, S. J. H., Roubaud, D., Kristoufek, L., & Lucey, B. (2020). Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: New insight through wavelet analysis. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 77, 156-164. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2020.03.004>
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (2nd ed.). San Francisco: Holden-Day.
- Cheikh, N. B., Zaied, Y. B., & Chevallier, J. (2020). Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: New evidence from smooth transition GARCH models. *Finance Research Letters*, 35, 101293. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.09.008>
- Chen, Q., Huang, Z., & Liang, F. (2024). Forecasting volatility and value-at-risk for cryptocurrency using GARCH-type models: the role of the probability distribution, *Applied Economics Letters*, 31(18), 1907-1914, <https://doi.org/10.1080/13504851.2023.2208824>
- Çelik, Y. ve Koç, Y. D., (2023). Finansal piyasalar arasındaki takip ilişkisi: kripto paralar üzerine bir uygulama. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 8(3), 526-534. <https://doi.org/10.29106/fesa.1304394>
- Çeşen, M.E., ve Koç, Y.D. (2022). Parasal fonksiyonları yerine getirebilme açısından kripto paralar: kırılğan beşli ülkeleri üzerine bir uygulama. N. Kurnaz (ed.), *Güncel İşletmecilik Araştırmaları 1* içinde (s. 63-74). Konya: Eğitim Yayınevi.
- Derbentsev, V., Datsenko, N., Stepanenko, O., Bezkorovainyi, V. (2019). Forecasting cryptocurrency prices time series using machine learning approach. *SHS Web of Conferences*. 65, 02001. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20196502001>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431. <http://dx.doi.org/10.2307/2286348>
- Dutta, A., & Bouri, E. (2022). Outliers and time-varying jumps in the cryptocurrency markets. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(3), 128. <https://doi.org/10.3390/jrfm15030128>
- Dyrhberg, 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. (2004). *Applied Econometric Time Series* (2nd ed.). Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- Ertuğrul, H.M. (2019). Kripto paraların volatilité dinamiklerinin incelenmesi: GARCH modelleri üzerine bir uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71. <http://dx.doi.org/10.11611/yead.555713>
- Fakhfekh, M., & Jeribi, A. (2019). Volatility dynamics of crypto-currencies' returns: Evidence from asymmetric and long memory GARCH models. *Research in International Business and Finance*, 51, 101075. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101075>
- Fidan Keçeci, N. (2021). Kriptopara getirilerinin piyasa risklerinin karşılaştırılması. *Bingöl Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 5(1), 55-86.
- Gbenro, N., & Moussa, R. K. (2019). Asymmetric mean reversion in low liquid markets: Evidence from BRVM. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(1), 1-19. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010038>
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics* (4th ed.). New York: McGraw-Hill/Irwin.
- Gupta, H., & Chaudhary, R. (2022). An Empirical study of volatility in cryptocurrency market. *Journal of Risk and Financial Management*, 15, 513. <https://doi.org/10.3390/jrfm15110513>

- Hairudin, A., & Mohamad, A. (2024). The isotropy of cryptocurrency volatility. *International Journal of Finance & Economics*, 29(3), 3779-3810. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2857>
- İnvesting. (2024, 1 Temmuz). Finansal platform ve haber sitesi, Erişim adresi: <https://tr.investing.com/crypto/currencies>
- Jang, H., & Lee, J. (2017). An empirical study on modeling and prediction of bitcoin prices with bayesian neural networks based on blockchain information. *IEEEAccess*, 6, 5427-5437. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2779181>
- Jarque, C.M., & Bera, A.K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, 55, 163-172. <http://dx.doi.org/10.2307/1403192>
- Kahraman, İ. K., Küçükşahin, H., ve Çağlak, E. (2019), Kripto para birimlerinin volatilité yapısı: GARCH modelleri karşılaştırması. *Fiscaoeconomia*, 3(2), 21-45. <https://doi.org/10.25295/fsecon.2019.02.002>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: 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. <https://doi.org/10.14784/marufacd.688447>
- Khan, M. & Khan, M. (2021). Cryptomarket volatility in times of COVID-19 pandemic: application of GARCH models. *The Economic Research Guardian*, 11(2), 170-181.
- Kim, J.M., Jun, C., & Lee, J. (2021). Forecasting the volatility of the cryptocurrency market by garch and stochastic volatility. *Mathematics*, 9, 1614. <https://doi.org/10.3390/math9141614>
- Koçoğlu, Ş., Çevik, Y. E. ve Tanrıöven, C. (2016). Bitcoin Piyasalarının Etkinliği, Likiditesi ve Oynaklığı. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 8(2), 77-97.
- Korkmaz, T., Erdoğan, S., ve Çevik, E. İ. (2009). VOB'da işlem gören endeks ve döviz vadeli sözleşmelerin getirilerinde uzun hafıza varlığının test edilmesi. *İktisat İşletme ve Finans Dergisi*, 24(274), 7-32.
- Kufo, A., Gjeci, A., & Pilkati, A. (2023). Unveiling the influencing factors of cryptocurrency return volatility. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(1), 12. <https://doi.org/10.3390/jrfm17010012>
- Kurnaman, C. D., & Rizal, N. A. (2023). The relationship between bitcoin returns, volatility, and volume using asymmetric GARCH modelling. *Journal Accounting and Finance*, 7(1), 1-11. <https://doi.org/10.25124/jaf.v7i1.5565>
- Kuzu, S., ve Çelik, İ.E. (2020). Bitcoin alternatif yatırım aracı ya da hedge enstrümanı olarak düşünülebilir mi? *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 8(2), 603-613.
- Kyriazis, N. A. (2021). A survey on volatility fluctuations in the decentralized cryptocurrency financial assets. *Journal of Risk and Financial Management*, 14, 293. <https://doi.org/10.3390/jrfm14070293>
- López-Cabarcos, M. Á., Pérez-Pico, A. M., Piñeiro-Chousa, J., & Šević, A. (2020). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 38, 101399. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101399>
- Mosmer S., & Başarı Ç. (2023). Türkiye'deki bireysel kripto para yatırımcılarının kripto paralara yaklaşımları. *The Journal of International Scientific Researches*, 8(1), 46-63.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, 59(2), 347-370. <http://dx.doi.org/10.2307/2938260>
- Özaydın, O., (2023). Cryptocurrency volatility: before, during and after Covid-19. *İstanbul Nişantaşı Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(11), 624-635. <https://doi.org/10.52122/nisantasisbd.1381131>
- Quan, Y. X., Yang, T. X., Fei, C. Y., Cheong, C. W., & Min, L. (2023). Asymmetric volatility and risk analysis of bitcoin cryptocurrency market. *Journal of Quality Measurement and Analysis*, 19(2), 73-79.
- Sarmini, S., Widiawati, C., Febrianti, D., & Yuliana, D. (2024). Volatility analysis of cryptocurrencies using statistical approach and GARCH model a case study on daily percentage change. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(3), 838-848. <https://doi.org/10.47738/jads.v5i3.261>
- Şahin, E. E., & Özkan, O. (2018). Asimetric volatilitenin tahmini: kripto para bitcoin uygulaması. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(2), 240-247.
- Ural, M., & Demireli, E. (2020). Asymmetric GARCH-type and half-life volatility modelling of USD/KZT exchange rate returns. *Eurasian Research Journal*, 2(2), 7-18.
- Vurur, N. S. (2021). The asymmetric effect of panic index on cryptocurrencies. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 7, 661388. <https://doi.org/10.3389/fams.2021.661388>
- Wang, C. (2022). Different GARCH models analysis of returns and volatility in Bitcoin. *Data Science in Finance and Economics*, 2(3), 205-208.

Özdemir, L. (2025). Kripto paraların volatilité düzeylerinin asimetrik garch modeli ile karşılaştırılması. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(1), 493-509.

Yermack, D. (2013). *Is Bitcoin a Real Currency? An economic appraisal*. NBER Working Paper No. 19747, National Bureau of Economic Research, 1-12.

Yıldırım, H., & Bekun, F. V. (2023). Predicting volatility of bitcoin returns with ARCH, GARCH and EGARCH models. *Future Business Journal*, 9(1), 1-8. <https://doi.org/10.1186/s43093-023-00255-8>



**Etik Beyanı** : Bu çalışmanın tüm hazırlanma süreçlerinde etik kurallara uyulduğunu yazarlar beyan eder. Aksi bir durumun tespiti halinde ÖHÜİBF Dergisinin hiçbir sorumluluğı olmayıp, tüm sorumluluk çalışmanın yazar(lar)ına aittir.

**Ethics Statement** : The authors declare that ethical rules have been followed in all preparation processes of this study. In case of a contrary situation, ÖHÜİBF Journal has no responsibility and all responsibility belongs to the author(s) of the study.

---