

## EN YÜKSEK PİYASA DEĞERİNE SAHİP ÜÇ KRİPTO PARANIN VOLATİLİTELERİNİN TAHMİN EDİLMESİ

### VOLATILITY ESTIMATION FOR THREE CRYPTOCURRENCIES WITH THE HIGHEST MARKET CAP

İhsan Erdem KAYRAL\* 

#### Öz

Finansal zaman serilerinde görülen deęişen varyans sorununun (ARCH etkisi) sonucu olarak otoregresif kořullu deęişen varyans modelleri bulunmuřtur. alıřmamızda, piyasa deęeri en yüksek üç kripto paranın [Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ve Ripple (XRP)] getirileri incelenmiř ve söz konusu getirilerde finansal zaman serilerine benzer řekilde ARCH etkisi bulunmuřtur. Söz konusu üç kripto paranın volatiliteleri için en iyi modelin hesaplanmasında altı GARCH modelini karřılařtırılmıřtır. Bu modeller sırasıyla GARCH (1,1), EGARCH (1,1), TGARCH (1,1), APARCH (1,1), CGARCH (1,1) ve ACGARCH (1,1) modellerinden oluřmaktadır. alıřma kapsamında 01.10.2015 – 01.10.2018 tarihleri arasında Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ve Ripple (XRP) kripto paralarının günlük kapanıř verilerinden elde edilen getiriler kullanılmıřtır. Volatilite tahminlerinde Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) için en iyi model EGARCH (1,1), Ripple (XRP) için ise APARCH (1,1) modeli bulunmuřtur. alıřma kapsamında bu modeller kullanılarak volatiliteler üzerinde negatif řokların pozitif řoklardan daha fazla etkisinin bulunduęunu gösteren kaldıraç etkisi incelenmiřtir. Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) modellerinde kaldıraç etkisi bulunmamıř, bununla birlikte pozitif řoklar negatif řoklara göre daha fazla volatiliteye neden olmuřtur. Ancak, Ripple (XRP) volatilitte modelinde kaldıraç etkisi belirlenmiřtir.

**Anahtar Kelimeler:** Kripto Para, Volatilite, GARCH Modelleri, Kaldıraç Etkisi

**JEL Kodları:** G10, C58, C22, G12, G23

#### Abstract

Autoregressive conditional heteroskedasticity models (ARCH effect) are found in consequence of heteroskedasticity problem in financial time series. In our study, three cryptocurrencies' returns with the largest value market [Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), and Ripple (XRP)] are examined and ARCH effect is found in these returns similar to financial time series. Six GARCH models are compared to estimate the most appropriate

\* Dr. Öğretim Üyesi, Konya Gıda ve Tarım Üniversitesi, Sosyal ve Beřeri Bilimler Fakültesi, Ekonomi Bölümü, E-Mail: erdem.kayral@gidatarim.edu.tr

models for these three cryptocurrencies' volatilities. These models are GARCH (1,1), EGARCH (1,1), TGARCH (1,1), APARCH (1,1), CGARCH (1,1), and ACGARCH (1,1), respectively. In the scope of the study, daily closing prices data of Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), and Ripple (XRP) between the date of 10.01.2015 – 10.01.2018 are used. We find that the best models for volatility estimations are the EGARCH (1,1) model for Bitcoin (BTC), and Ethereum (ETH) and APARCH (1,1) for Ripple (XRP). In the scope of the study, the leverage effect, shows that negative shocks have more impact on the volatilities than positive shocks, is examined by using these models. There is no leverage effect in Bitcoin (BTC) and Ethereum (ETH) volatility models, but positive shocks are the result of more volatility than negative shocks. However, the leverage effect is determined for Ripple (XRP) volatility model.

**Keywords:** Cryptocurrency, Volatility, GARCH Models, Leverage Effect

**JEL Codes:** G10, C58, C22, G12, G23

## 1. Giriř

2008 Kresel Finans Krizinin etkilerinin azalmaya başlamasıyla piyasalarda yatırım yapılabilecek farklı finansal varlıklara iliřkin talepte artış grlmřtr. 2008 yılında Nakamoto tarafından retilen Bitcoin (BTC) ile kripto paralar bu anlamda en nemli yatırım araları arasında yer almaya başlamıřtır. Muhasebe kayıtlarına konu olmayan sz konusu paraların iřlem hacmi ve piyasa deęerinde kısa srede ok nemli dzeylere ulařılmıřtır. Bu durumun bir sonucu olarak, Bitcoin bařta olmak zere kripto paralar ile ilgili olarak gerekleřtirilen akademik alıřmalar yakından izlenmeye başlamıřtır.

Oluřan yksek talep ve yatırım dzeyleri nemli kurum ve kuruluşların dikkatini ekmiř, sz konusu kurumlar piyasa deęeri en yksek olan Bitcoin (BTC)'i merkeze alacak řekilde kripto paralar ile ilgili raporlar yayımlamıřtır. Avrupa Merkez Bankası (2012) raporunda kripto para piyasasının ok sayıda yatırımcıyı ekmekle birlikte diđer para birimleri ve yatırım araları ile kıyaslandığında volatilitesi ok daha yksek ve speklatif zellik gsteren varlıklardan oluřtuęunu ifade etmiřtir. Katsampa (2017) kripto paraların yksek ve greceli olarak uzun vadeli dalgalanmalar gsterse de bir yatırım aracı olarak finans piyasalarında yerini aldığını belirtmiřtir. Buna gre piyasa deęeri en yksek olan Bitcoin (BTC) bařta olmak zere kripto paralarla ilgili akademik alıřmaların son dnemde artış gstermeye başladığı grlmektedir.

alıřmamız kapsamında, farklı alıřmalarda nemli dalgalanmaların grldę ifade edilen kripto paralardan, 1 Ekim 2018 itibariyle toplam 161.63 milyar ABD Dolarına ulařan piyasa deęeriyle sz konusu piyasanın %70'lik blmn kapsayan en byk 3 kripto paranın volatilitelerinin tahminindeki en iyi modelin belirlenmesi amalanmıřtır. Bu alıřma ile lkemizde son dnemde dikkat eken kripto paraların volatilitelerinin modellenmesi ve  byk kripto paranın modellendięi akademik alıřmaların gerek lkemizde gerekse de uluslar arası dzeydeki alıřmalarda sınırlı kalmasına baęlı olarak literatre nemli bir katkı yapılacaęı dřnlmektedir.

Yeni kripto paraların ortaya ıkmasıyla birlikte toplam piyasa deęerindeki oranı Ekim 2015'e gre %35 azalan Bitcoin (BTC), sz konusu dnemde piyasa deęerini 3.5 milyar ABD Dolarından, 114.5 milyar ABD Dolarına ykseltmiřtir. alıřmamız kapsamında piyasa deęeri aısından en byk ikinci ve nc kripto paralar Ethereum (ETH) ve Ripple (XRP)'da da benzer bir geliřim gzlenmiř,

söz konusu paraların toplam piyasa değeri üç yıllık bir süreçte 200 milyon Dolardan 47 milyar Dolara ulaşmıştır.

Çalışmanın ikinci başlığında koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak elde edilen volatilitelere yönelik olarak temel literatüre, üçüncü başlığında ise ampirik çalışma kapsamında kullanılan GARCH tipi modellere ilişkin genel değerlendirmelere yer verilmiştir. Makalenin dördüncü başlığı kapsamında ise piyasa değeri en yüksek üç kripto paranın getirilerine ilişkin volatilitelerin tahmin edildiği ampirik bir çalışma gerçekleştirilmiştir.

## 2. Literatür

2008 yılında sanal bir para birimi olarak piyasalarda ortaya çıkan Bitcoin ile birlikte, kripto paralar özellikle 2013 yılı itibariyle uluslar arası piyasalarda önemli yatırım araçları arasında yer alma potansiyeli göstermeye başlamıştır. Bu durumun bir sonucu olarak kripto paralar başta Bitcoin olmak üzere akademik çalışmalara konu olmaya başlamıştır. Söz konusu çalışmaların, makalemizin ilk bölümünde de ifade ettiğimiz üzere ülkemizde yok denecek kadar az, uluslar arası ölçekte de oldukça sınırlı düzeyde kaldığı görülmüştür.

Grinberg (2011) ve Cheah ve Fry (2015) çalışmalarında Bitcoin piyasasının oldukça spekülatif olduğunu ve diğer finansal varlıklara göre volatilitelerinin daha yüksek olduğunu ifade etmiştir. Rogoju ve Badea (2014) çalışmasında Bitcoin'i ele alarak söz konusu kripto paranın olumlu ve olumsuz yönlerini incelemiştir.

Cheung vd. (2015) çalışmasında Bitcoin piyasasında fiyatlarda kısa ve uzun süreli balonların görüldüğünü tespit etmiştir. Carpenter (2016) çalışmasında Bitcoin fiyatlarının diğer finansal varlıklar ile ilişkisinin sınırlı olduğunu ortaya koymuştur. Baur vd. (2017) Bitcoin'in diğer finansal araçlarla olan düşük korelasyonu sayesinde bir çeşitlendirme aracı olabileceğini iddia etmiştir. Öztürk vd. (2018) Bitcoin'in bir hedge enstrümanı olarak değerlendirilme potansiyelini Johansen eş bütünlüşme testleri kullanarak incelemiş, diğer varlıklardan büyük ölçüde bağımsız hareket eden Bitcoin'in varyansının azalması halinde gelecekte portföylerin riskini düşüren bir varlığa dönüşebileceğini ifade etmiştir.

Dwyer (2015) çalışmasında, gerçekleştirdiği karşılaştırmalı analizlerde Bitcoin'in getirilerinin altın ve yabancı para birimlerinin üzerinde bulunduğunu, bununla birlikte söz konusu kripto paranın getirilerine ait varyansların da diğer varlıkların üzerinde olmasına nedeniyle riskli bir yatırım aracı olarak değerlendirilebileceğini belirtmiştir. Catania vd. (2018) çalışmasında dört önemli kripto paranın volatilitelerindeki asimetrik etkiden yola çıkarak gelecek fiyatlara ilişkin tahmin yapılıp yapılamayacağını incelemiş, söz konusu tahminlerin uzun vadeli olarak gerçekleştirilemeyeceği sonucuna ulaşmıştır. Thies ve Molnár (2018) çalışmasında Bitcoin'in volatilitelere süreçlerinde çok sayıda yapısal kırılma olduğunu ortaya koymuştur.

Dyhrberg (2016) çalışmasında Bitcoin'in volatilitelerinin hesaplanmasında GARCH modellerinin kullanılabilirliğini belirtmiştir. Oluşturdukları modelde Bitcoin üzerinde döviz kurları ve altın

fiyatlarının da etkisi de bağımsız deęişken olarak yer almıştır. Bitcoin'in volatilitelerinde asimetrik etkinin bulunduęu ve kaldıraç etkisi tespit edildięi alıřma kapsamında belirtilmiştir.

Glaser vd. (2014) ve Gronwald (2014) alıřmalarında Bitcoin getirilerinin volatilitelerinde GARCH tipi modellerin kullanılabilceęini ifade etmişlerdir. Bouoiyour ve Selmi (2015) ile Bouri vd. (2017) Bitcoin volatilitelerinin modellenmesine ilişkin alıřmalarda TGARCH modelini kullanmıştır. Bouoiyour ve Selmi (2016) Bitcoin volatilitelerine ilişkin gerekleřtirdięi ikinci alıřmada volatiliteleri ok deęişkenli GARCH tipi modeller ile tahmin etmiştir. Katsiampa (2017) 2010-2016 döneminde Bitcoin'in getirilerinden yola ıkarak farklı GARCH modellerini karşılařtırmış ve volatilitelerin hesaplanmasında en iyi modelin CGARCH modeli olduęunu bulmuştur. Charles ve Darne (2018) alıřmasında Bitcoin'in getirilerinden volatilitelerinin tahmin edilmesine yönelik olarak Katsiampa'nın (2017) alıřmasını aynı veri dönemi için getirilerin hesaplanma yöntemlerini deęiřtirerek gerekleřtirmiş ve en iyi model olarak AR-ACGARCH modelini bulmuştur.

### 3. GARCH Tipi Modeller

ARCH modelleri zaman serilerinin hata terimlerinin deęişen varyansa sahip olabileceęinin gösterilmesi aısından önemli bir sonucu ortaya koymuştur. Bununla birlikte söz konusu modeller tarihsel süreçte sahip oldukları kısıtların okluęu, řoklara ge tepki vermesi ve asimetrik etkileri dikkate almaması gibi nedenlerle eleřtirilmiştir.

alıřma kapsamında ampirik analizlerde kullanılan Genelleřtirilmiş Otoregresif Kořullu Deęişen Varyans Modeli (GARCH) modelinin de yer aldıęı GARCH tipi modellere ilişkin genel bilgiler ve denklemler verilmiştir.

GARCH modelleri Bollerslev (1986) tarafından ortaya koyulmuş olup, ARCH modelinin eleřtirileri arasında yer alan asimetrik bilgiyi ölçemese de volatilitelerin tahmininde göreceli olarak daha iyi sonuçlar verebileceęi gösterilmiştir. Bunun da etkisiyle GARCH modelleri günümüzde yaygın olarak kullanılmaktadır. Genelleřtirilmiş Otoregresif Kořullu Deęişen Varyans (GARCH) Modeli, ARMA(p,q) sürecinden yola ıkarak elde edilmiş olup, alıřma kapsamında kullanılan GARCH (1,1) modeli (1) nolu denklemde gösterilmiştir.

$$h_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}^2 \quad (1)$$

alıřma kapsamında GARCH modeli dıřındaki modellerde volatilitelere gelen pozitif ve negatif řokların etkilerinin ayrıştırılmasını mümkün kılan kaldıraç etkisinin (leverage etkisi) varlıęı test edilebilmektedir. Nelson (1991) volatilitelerdeki olası asimetriyi test edebilmek için kořullu varyansa ait gecikmeli hata terimlerinin iřaretlerini de dikkate alan Üssel Genelleřtirilmiş Otoregresif Kořullu Deęişen Varyans (EGARCH) Modelini ortaya koymuştur. Analizlerimizde yer aldıęı řekliyle EGARCH (1,1) modeli (2) nolu denklemde gösterilmiştir:

$$\log(h_t^2) = \omega + \alpha \left[ \frac{|u_{t-1}|}{h_{t-1}} - \sqrt{2/\pi} \right] + \beta \log(h_{t-1}^2) + \delta \frac{u_{t-1}}{h_{t-1}} \quad (2)$$

EGARCH modelinde kaldıraç etkisi logaritmik modellerle açıklanırken, Zakoian (1994) tarafından ortaya koyulan Eşik Değerli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (TGARCH) Modelinde söz konusu etki kuadratik formdaki modeller kullanılarak açıklanmaktadır. Buna göre çalışma kapsamında kullanılan TGARCH (1,1) modeli (3) nolu denklemde gösterilmiştir:

$$h_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (3)$$

Taylor (1986)'ın koşullu standart sapmayı, hata terimlerinin gecikmeli mutlak değerlerinin bir dağılımı olarak göstermesinden yola çıkarak Ding vd. (1993) Asimetrik Üstel ARCH (APARCH) modelini ortaya koymuştur. APARCH (1,1) modeli (4) nolu denklemde gösterilmiştir:

$$h_t^2 = \omega + \alpha (|u_{t-1}| - \gamma u_{t-1})^\delta + \beta h_{t-1}^2 \quad (4)$$

Engle ve Lee (1993) volatilitenin kısa ve uzun dönemli hareketlerini incelemek amacıyla Bileşen GARCH (CGARCH) modelini ortaya koymuştur. Model kapsamında, koşullu varyans ile trend arasındaki fark kısa dönem bileşenini, zaman değişimleri ( $q_t$ ) uzun dönem bileşenini oluşturmaktadır. CGARCH (1,1) modeli (5) ve (6) nolu denklemlerde gösterilmiştir:

$$h_t^2 = q_t + \alpha (u_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta (h_{t-1}^2 - q_{t-1}) \quad (5)$$

$$q_t = \omega + \rho (q_{t-1} - \omega) + \theta (u_{t-1}^2 - h_{t-1}^2) \quad (6)$$

Engle ve Lee (1993) çalışmalarını CGARCH modeli üzerine yoğunlaştırmış, gelen şoklara karşı volatilitenin asimetrik olarak etkileneceğini ifade etmiştir. Bu çalışma sonucunda asimetrik CGARCH (ACGARCH) modeli elde edilmiş olup, çalışmamız kapsamındaki analizlerde kullanılan ACGARCH (1,1) modeli (7) ve (8) nolu denklemlerde gösterilmiştir:

$$q_t = \omega + \rho (q_{t-1} - \omega) + \theta (u_{t-1}^2 - h_{t-1}^2) \quad (7)$$

$$h_t^2 = q_t + \alpha (u_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \gamma (u_{t-1}^2 - q_{t-1}) D_{t-1} + \beta (h_{t-1}^2 - q_{t-1}) \quad (8)$$

## 4. Ampirik Çalışma

### 4.1. Veriler ve Yöntem

Başta en yüksek piyasa değerine sahip Bitcoin olmak üzere kripto paralara ilişkin gerçekleştirilen çalışmaların büyük bir bölümünde getirilerin volatilitelerinin yüksek olduğu tespit edilmiştir. Bu çalışmanın amacı, en yüksek piyasa değerine sahip (01/10/2018 tarihi itibarıyla) üç kripto paranın getirilerinin farklı GARCH modelleri kullanılarak volatilitelerinin hesaplanmasında en iyi modelin tahmin edilmesidir.

Analizlerde yer alan üç kripto paranın (Bitcoin, Ethereum ve Ripple) piyasa değerleri ve kripto para piyasasının toplam piyasa değeri içerisindeki oranları Tablo 1'de gösterilmiştir.

**Tablo 1.** Bitcoin (BTC), Ethereum (ERH) ve Ripple (XRP) Kripto Paralarının Piyasa Deęeri

Dönem	Bitcoin (BTC)		Ethereum (ETH)		Ripple (XRP)	
	Piyasa Deęeri*	Tüm Piyasadaki Oranı	Piyasa Deęeri*	Tüm Piyasadaki Oranı	Piyasa Deęeri*	Tüm Piyasadaki Oranı
01 / 10 / 2015	3.463	86.57	0.054	1.24	0.179	4.39
01 / 10 / 2016	9.696	79.72	1.116	9.04	0.313	2.39
01 / 10 / 2017	72.047	48.85	28.615	19.36	7.578	5.15
01 / 10 / 2018	114.509	51.61	23.856	10.66	23.265	9.94

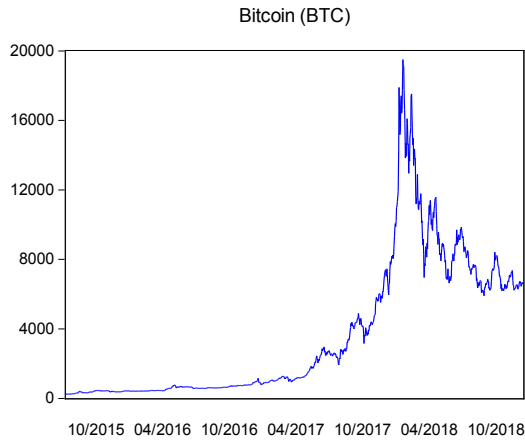
\* Milyar ABD Doları

**Kaynak:** Coinmarket Cap

Tablo 1’de de görüldüğü üzere analiz döneminde, modellerde kullanılan kripto paraların piyasa değeri toplamının tüm kripto paraların piyasa değeri toplamı içerisindeki oranı %72 ile %91 arasında deęişmektedir. 2017 yılı itibariyle piyasalarda işlem gören kripto para sayısında görülen büyük artışların, üç paranın piyasa değeri oranının toplam piyasa değeri oranı içerisindeki düşüşlerin ana nedeni olduğu değerlendirilmiştir. Bununla birlikte söz konusu paraların piyasa değeri yıllar içerisinde ciddi oranlarda artış göstermiştir. Örneğin Ekim 2015 itibariyle piyasadaki tüm kripto paraların toplam piyasa değerinin %86.5’ine sahip Bitcoin’in söz konusu dönemdeki piyasa değeri 3.5 milyar dolar düzeyinde iken, söz konusu kripto paranın toplam piyasa değerindeki oranının %51.6’ya gerilediği 1 Ekim 2018 tarihinde piyasa değeri 114 milyar dolar düzeyini aşmıştır.

Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ve Ripple (XRP) kripto para piyasaları dikkate alındığında piyasa değeri açısından (Ekim 2015 hariç, söz konusu dönemde Ethereum 4.) ilk üç sıradadır. alıřma kapsamında 01.10.2015 ile 01.10.2018 arasındaki 3 yıllık analiz döneminde üç kripto paranın kapanıř deęerlerine ait günlük veriler kullanılmıřtır. Veriler coinmarket.com adresinden elde edilmiştir. Kripto paraların haftanın tüm günlerinde işlem görmesine baęlı olarak analizlerde 1097 güne ait veri kullanılmıřtır. Analizler Eviews 10 programı kullanılarak gerekleřtirilmiştir.

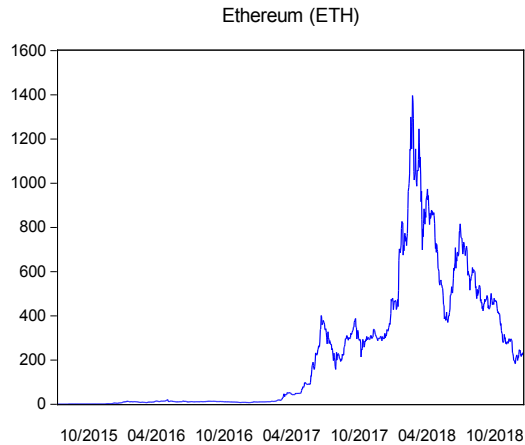
alıřma kapsamında incelenen kripto paraların kapanıř fiyatlarına iliřkin seriler kapanıř fiyatlarındaki farklılıklar dikkate alınarak üç ayrı grafik halinde Grafik 1, Grafik 2 ve Grafik 3’te gösterilmiştir.

**Grafik 1.** Bitcoin (BTC) Kapanış Fiyatları

**Kaynak:** Coinmarket Cap

Grafik 1 incelendiğinde Bitcoin (BTC) kapanış fiyatlarında göreceli olarak 2015 yılının son çeyreği ile 2016 yılının son çeyreği arasında istikrarlı fiyat hareketleri görülürken, 2017 yılı itibariyle yaşanan hızlı yükselişlerin sonucunda 2017 yılının son çeyreği ile 2018 yılının ilk çeyreği arasında en yüksek kapanış fiyatlarına ulaşıldığı görülmüştür.

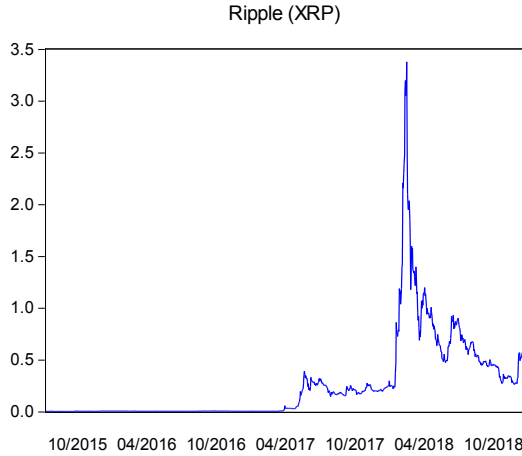
Grafik 2 kapsamında Ethereum (ETH) kapanış fiyatları gösterilmiştir. Buna göre söz konusu kripto paranın fiyat hareketlerinin Bitcoin'e benzer şekilde olduğu görülmüştür. Bununla birlikte Ethereum fiyatlarının 2018 yılının son çeyreğine doğru 2017 yılında başlayan hızlı yükseliş düzeyine doğru gerilediği tespit edilmiştir.

**Grafik 2.** Ethereum (ETH) Kapanış Fiyatları

**Kaynak:** Coinmarket Cap

Grafik 3 kapsamında analizler kapsamında deęerlendirilen son kripto para olan Ripple (XRP)'in kapanıř fiyatları gsterilmiřtir.

**Grafik 3.** Ripple (XRP) Kapanıř Fiyatları



**Kaynak:** Coinmarket Cap

Ripple (XRP)'in fiyat hareketlerinin alıřma kapsamında incelenen iki kripto para ile benzer řekilde olduęu grlmüřtir. Bununla birlikte Ripple'in fiyat hareketlerinin Bitcoin'e daha benzer bir yapı gsterdięi tespit edilmiřtir. Buna gre, 2017 yılında gerekleřen hızlı fiyat artıřlarının ardından gerekleřen düřüřlerin sonucunda 2018 yılındaki fiyat dzeyi hızlı artıřların bařladıęı dnemin üzerinde kalmıřtır.

## 4.2. Bulgular

### 4.2.1. n Testler

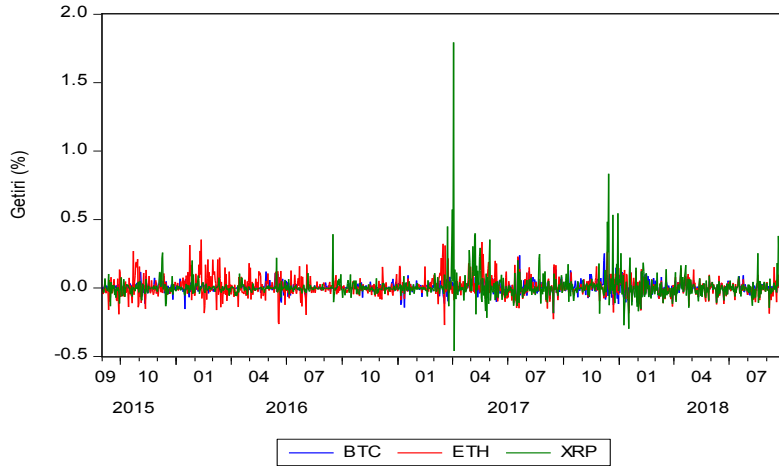
alıřma kapsamında kullanılacak kripto paralara iliřkin getiriler 9 nolu denklemde gsterildięi řekilde gnlük kapanıř fiyatları baz alınarak elde edilmiřtir.

$$CCR_t = \frac{CCP_t - CCP_{t-1}}{CCP_{t-1}} \quad (9)$$

9. denklemde yer alan  $CCR_t$  ilgili kripto paranın t gnündeki getirisini,  $CCP_t$  ise sz konusu kripto paranın t gnünde oluřan kapanıř deęerini gstermektedir.

9. denklemden yola çıkılarak alıřma kapsamında yer alan kripto paralara iliřkin getiriler Grafik 4'te gsterilmiřtir.



**Grafik 4.** Kripto Paraların Getirileri

Grafik 4 incelendiğinde Ripple (XRP) getirilerinin 2017 yılının ilk çeyreğinde gösterdiği aşırı dalgalanma dışında kripto paraların getirilerinde benzer bir yapının izlediği görülmektedir. Çalışma kapsamında yer alan üç kripto paranın getirilerine ilişkin tanımlayıcı istatistikler Tablo 2’de verilmiştir. Söz konusu getirilerin sola çarpık olduğu ve normal dağılıma göre aşırı basıklığının bulunduğu tespit edilmiştir. Buna göre kripto paralara ait getirilerin finansal zaman serilerine benzer şekilde kalın kuyruk özelliği gösterdiği görülmüştür.

**Tablo 2.** Kripto Para Getirilerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

Tanımlayıcı İstatistikler	BTC	ETH	XRP
Ortalama	0.0037	0.0068	0.0072
Medyan	0.0032	-0.0009	-0.0035
Maksimum	0.2524	0.3536	1.7937
Minimum	-0.1874	-0.2705	-0.4600
Std. Sapma	0.0399	0.0683	0.0941
Çarpıklık	0.2469	0.7868	7.7574
Basıklık	8.0721	6.7217	127.9726
Jarque-Bera	1219.553	766.707	744,705.2

Jarque-Bera test istatistiklerine göre kripto para getirilerinin normal dağılım göstermediği sonucu elde edilmiştir. Tanımlayıcı istatistiklere ilişkin sonuçlar incelenen getiri serisinin değişen varyans yapısı gösterebileceğine ilişkin güçlü işaretler vermektedir.

Tanımlayıcı istatistiklerin verilmesinin ardından volatilitelerin modellenmesinde kullanılacak kripto paraların getirilerine ilişkin durağanlıklar genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) Testleri ve Phillips-Perron (PP) Testleri kullanılarak incelenmiş, test sonuçları Tablo 3’te gösterilmiştir.

**Tablo 3.** Getiri Serilerine İliřkin Durađanlık Test Sonuları

Testler	Model	BTC		ETH		XRP	
		Test İst.	p	Test İst.	p	Test İst.	p
ADF	Sabit Terimli	-32.919***	0.000	-32.988***	0.000	-19.510***	0.000
	Sabit Terimli ve Trendli	-32.914***	0.000	-32.041***	0.000	-19.517***	0.000
PP	Sabit Terimli	-32.929***	0.000	-32.283***	0.000	-34.582***	0.000
	Sabit Terimli ve Trendli	-32.923***	0.000	-32.285***	0.000	-34.573***	0.000

Not: H<sub>0</sub>: Seri birim ke sahiptir. \*\*\*  %1 dzeyinde anlamlıdır.

Gerekleřtirilen birim kk testlerinde kripto paraların getirilerine iliřkin tm hipotezler reddedilmiř olup, deđiřkenlerin birim kk iermediđi ve dolayısıyla da durađan olduđu sonucu elde edilmiřtir.

Getiri serisinin durađan bulunmasının ardından en uygun kořullu ortalama denkleminin tahmininde en kk kareler yntemi kullanılmıřtır. Kořullu ortalama denkleminin tahmininde, katsayıların anlamlılıđı ve otokorelasyonlara bakılarak farklı modeller denenmiř, BTC ve ETH kripto paraları en iyi modelin ARMA (1,1) modeli, XRP iin ise AR (2) olduđu tespit edilmiřtir. Elde edilen modellere iliřkin sonular Tablo 4'te gsterilmiřtir.

**Tablo 4.** Kořullu Ortalama Denklemleri

Model	BTC		ETH		Model	XRP	
	Katsayı	p	Katsayı	p		Katsayı	p
Sabit Terim (c)	0.004*	0.061	0.007*	0.059	Sabit Terim (c)	0.077*	0.098
AR (1)	-0.566***	0.000	0.960***	0.000	-	-	-
MA (1)	0.585***	0.000	-0.932***	0.000	AR (2)	0.187***	0.000

Not: \*\*\*  %1 dzeyinde anlamlıdır. \*  %10 dzeyinde anlamlıdır.

 modelin sabit terimleri %10, AR ve MA katsayıları ise %1 dzeyinde anlamlı bulunmuřtur. Bununla birlikte AR(1) < 1, AR(2) < 1 ve MA(1) < 1 kořulları tm modeller iin sađlanmıřtır.

Kripto paraların getirilerine iliřkin modelden yola ıkılarak sz konusu deđiřkenlerde heteroskedastisite sorununun varlıđı ARCH testi [ARCH (5)] ile otokorelasyon sorununun varlıđı ise Q<sup>2</sup> test [Q<sup>2</sup> (5)] istatistikleri ile incelenmiř ve test sonuları Tablo 5'te gsterilmiřtir.

**Tablo 5.** ARCH-LM ve Q<sup>2</sup> Testi Sonuları

Test İstatistikleri	BTC		ETH		XRP	
	F İst.	N*R <sup>2</sup>	F İst.	N*R <sup>2</sup>	F İst.	N*R <sup>2</sup>
ARCH (5)	19.899***	91.650	24.399***	110.281	4.976***	24.457
	Q <sup>2</sup> İst.	p	Q <sup>2</sup> İst.	p	Q <sup>2</sup> İst.	p
Q <sup>2</sup> (5)	1.447	0.695	3.699	0.296	6.021	0.198

Not: \*\*\*  %1 dzeyinde anlamlıdır.

$Q^2$  testi sonuçları incelendiğinde kripto paraların getiri serileri açısından herhangi bir otokorelasyon sorunu tespit edilmemiştir. Bununla birlikte tüm modellerdeki artıkların sabit varyanslı olduğuna ilişkin hipotez farklı dereceler (5. ve 10.) açısından reddedilmiş olup, değişen varyans sorununun ve ARCH etkisinin bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bulunan bu güçlü ARCH etkisine bağlı olarak getiri serilerinin ARCH tipi modellenmelere uygun olduğu bulunmuştur.

#### 4.2.2. Volatilitelerin Tahmin Edilmesi

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen ön testler sonucunda en yüksek piyasa değerine sahip üç kripto paraya ait getirilerin koşullu değişen varyans süreçleri ile modellenmesinin uygun olduğu sonucuna varılmıştır. Buna göre söz konusu kripto paralara ait getirilerin volatilitelerinin tahmin edilmesinde altı farklı model kullanılmıştır. Bu modeller sırasıyla GARCH (1,1), EGARCH (1,1), TARARCH (1,1), PARARCH (1,1), CGARCH (1,1) ve ACGARCH (1,1) modellerinden oluşmaktadır. Söz konusu modeller arasında en uygun modelin belirlenmesinde Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ve Schwarz Bilgi Kriteri (SIC) ve Hannan-Quinn Kriteri değerleri incelenmiş ve en küçük değere sahip olan modeller en iyi modeller olarak tespit edilmiştir.

Volatilite tahminlerine yönelik olarak her bir kripto para için sonuçlar farklı tablolarda gösterilmiştir. Buna göre Bitcoin (BTC)'e ilişkin modellerin test sonuçları Tablo 6 kapsamında verilmiştir. Söz konusu tablo kapsamında volatilitelerin heteroskedastisite sorununun varlığının devam edip etmediği (ARCH testi) ve otokorelasyon sorununun bulunup bulunmadığına ( $Q^2$  test istatistiği) ilişkin test sonuçları da gösterilmiştir.

**Tablo 6.** Bitcoin (BTC) Getirilerine İlişkin Modellerin Test Sonuçları

Parametreler	GARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APARCH (1,1)	CGARCH (1,1)	ACGARCH (1,1)
c	0.0023***	0.0026***	0.0028***	0.0029***	0.0023***	0.0022***
AR (1)	0.4606	0.8755***	-0.4482	-0.5168	-0.6072	-0.5855
MA (1)	-0.4268	-0.8664***	0.4647	0.5270	0.6067	0.5876
$\omega$	0.0001***	-0.4550***	0.0001***	0.0001	0.2393**	0.0690***
$\alpha$	0.1439***	0.2908***	0.1705***	0.1445***	0.1426***	0.1537***
$\beta$	0.8650***	0.9621***	0.8739***	0.8755***	0.2343**	0.3283***
EGARCH ( $\delta$ )	-	0.0340***	-	-	-	-
TGARCH ( $\gamma$ )	-	-	-0.0676***	-	-	-
APARCH ( $\delta$ )	-	-	-	1.5907***	-	-
APARCH ( $\gamma$ )	-	-	-	-0.1267***	-	-
CGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	0.9999***	-
CGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	0.1133***	-
ACGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	-	0.9998***
ACGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	-	0.1135***

ACGARCH (y)	-	-	-	-	-	-0.0433
Akaike	-3.9033	<b>-3.9143</b>	-3.9081	-3.9076	-3.9136	-3.9120
Schwarz	-3.8759	<b>-3.8824</b>	-3.8762	-3.8712	-3.8771	-3.8710
Hannah-Quinn	-3.8929	<b>-3.9022</b>	-3.8961	-3.8938	-3.8998	-3.8965
ARCH (5) (F)	1.2355	1.2263	1.2180	1.3095	0.2225	0.2184
Q <sup>2</sup> (5)	6.4109	6.3032	6.3429	6.7394	1.1141	1.1068

Not: \*\*\* $\hat{e}$  %1 dzeyinde anlamlıdır. \*\* $\hat{e}$  %5 dzeyinde anlamlıdır. \*  $\hat{e}$  %10 dzeyinde anlamlıdır.

Bitcoin (BTC) getiri serisinin volatilitelerinin tahmini iin incelenen modeller ierisinde Akaike, Schwarz ve Hannah-Quinn Bilgi Kriterleri en kk olan model EGARCH (1,1) modeli olarak tespit edilmiřtir. Bu sonuca gre analiz dneminde BTC'nin volatilitelerinin tahmininde en iyi model olarak EGARCH (1,1) modeli belirlenmiřtir. Sz konusu model kapsamında tm katsayılar %1 dzeyinde anlamlı bulunmuř olmakla birlikte kaldıra etkisi tespit edilmemiřtir. Bununla birlikte pozitif ve negatif řokların volatilitelere etkisinin farklılařtıęı sonucu elde edilmiřtir. Buna gre volatiliteler tahmininin en iyi řekilde gerekleřtirildięi EGARCH (1,1) modeline gre pozitif řoklar (getiri artacak řekilde BTC'nin deęer kazanması) negatif řoklara gre (BTC'nin deęer kaybetmesi) BTC'nin getirilerine ait volatiliteleri artıracak řekilde etki gstermektedir. Ayrıca elde edilen volatilitelerde ARCH Testi sonularına gre heteroskedastisite sorununun ortadan kaldırıldıęı, otorokorelasyon sorununun ise bulunmadıęı grlmřtir.

BTC'nin volatiliteler tahminindeki en iyi modelin belirlenmesinin ardından dięer kripto paralar aısından benzer bir yntem izlenerek sonular verilmiř ve deęerlendirmelerde bulunulmuřtur. Buna gre Ethereum (ETH) getirilerinin volatilitelerine iliřkin tahmin sonuları Tablo 7'de gsterilmiřtir.

**Tablo 7.** Ethereum (ETH) Getirilerine İliřkin Modellerin Test Sonuları

Parametreler	GARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH(1,1)	APARCH (1,1)	CGARCH (1,1)	ACGARCH (1,1)
c	0.0025	0.0025	0.0027***	0.0028***	0.0025***	0.0024
AR (1)	-0.3169	-0.3650*	-0.3206	-0.3611	-0.3207	-0.0349
MA (1)	0.3501	0.3829*	0.3537	0.3723	0.3448	0.0681***
$\omega$	0.0003***	-0.8137***	0.0003***	0.0048*	0.0073**	0.0102**
$\alpha$	0.2350***	0.3711***	0.2448***	0.2127***	0.1046***	0.1597***
$\beta$	0.7158***	0.9021***	0.7160***	0.7562***	0.4861**	0.0843
EGARCH ( $\delta$ )	-	0.0372**	-	-	-	-
TGARCH ( $\gamma$ )	-	-	-0.0279	-	-	-
APARCH ( $\delta$ )	-	-	-	1.0748***	-	-
APARCH ( $\gamma$ )	-	-	-	-0.1132**	-	-
CGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	0.9657***	-
CGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	0.1867***	-
ACGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	-	0.9766***

ACGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	-	0.2198***
ACGARCH ( $\gamma$ )	-	-	-	-	-	-0.1656***
Akaike	-2.7503	<b>-2.7579</b>	-2.7488	-2.7532	-2.7509	-2.7504
Schwarz	-2.7229	<b>-2.7260</b>	-2.7169	-2.7167	-2.7144	-2.7094
Hannah-Qu- inn	-2.7399	<b>-2.7458</b>	-2.7367	-2.7394	-2.7371	-2.7349
ARCH (5) (F)	0.2413	0.2411	0.2486	0.4017	0.1779	0.2755
Q <sup>2</sup> (5)	1.2347	1.2448	1.2719	2.0596	0.9031	1.4010

Not: \*\*\* $\hat{e}$  %1 düzeyinde anlamlıdır. \*\* $\hat{e}$  %5 düzeyinde anlamlıdır. \*  $\hat{e}$  %10 düzeyinde anlamlıdır.

BTC'ye benzer şekilde Ethereum (ETH) getirilerinin volatilitelerini tahmininde de kriterler açısından en küçük değerleri alan EGARCH (1,1) modeli en iyi model olarak bulunmuştur. Ortalama denkleminde sabit terim anlamlı bulunmazken AR(1) ve MA(1) katsayıları %10 düzeyinde anlamlı bulunmuştur. Varyans denkleminde tüm katsayılar %1 düzeyinde (kaldıraç etkisinin değerlendirildiği katsayı %5 düzeyinde) anlamlı bulunmuştur. BTC'ye benzer şekilde  $\delta$  katsayısının pozitif işaretli olmasına bağlı olarak kaldıraç etkisi bulunmamıştır. Bununla birlikte söz konusu katsayının anlamlı bulunması nedeniyle pozitif şokların negatif şoklara göre volatiliteleri artıracak şekilde etki göstereceği sonucuna ulaşılmıştır. Söz konusu model için elde edilen sonuçlara göre ARCH Testi sonuçlarına göre heteroskedastisite sorununun ortadan kaldırıldığı, otokorelasyon sorununun ise bulunmadığı görülmüştür.

Çalışma kapsamında volatiliteleri tahmin edilen son kripto para olan Ripple (XRP)'a ilişkin analiz sonuçları Tablo 8'de gösterilmiştir.

**Tablo 8.** Ripple (XRP) Getirilerine İlişkin Modellerin Test Sonuçları

Parametreler	GARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH(1,1)	APARCH (1,1)	CGARCH (1,1)	ACGARCH (1,1)
c	-0.0041***	-0.0059***	-0.0018	0.0015***	-0.0032**	0.0001
AR (2)	-0.0147	-0.0044	-0.0281	-0.0761***	-0.0054	0.0656***
$\omega$	0.0005***	-1.1248***	0.0006***	0.0597***	0.0479*	0.0069***
$\alpha$	0.6329***	0.4733***	0.9935***	0.3599***	0.4937***	0.2851***
$\beta$	0.5086***	0.8541***	0.4610***	0.5731***	0.4894***	0.4248***
EGARCH ( $\delta$ )	-	0.1972**	-	-	-	-
TGARCH ( $\gamma$ )	-	-	-0.6905***	-	-	-
APARCH ( $\delta$ )	-	-	-	0.4323***	-	-
APARCH ( $\gamma$ )	-	-	-	-0.6727***	-	-
CGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	0.9982***	-
CGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	-0.0437	-
ACGARCH ( $\rho$ )	-	-	-	-	-	0.9742***
ACGARCH ( $\theta$ )	-	-	-	-	-	0.0757***

ACGARCH ( $\gamma$ )	-	-	-	-	-	0.1387***
Akaike	-2.7736	-2.7384	-2.8027	<b>-2.8266</b>	-2.8050	-2.7762
Schwarz	-2.7508	-2.7111	-2.7754	<b>-2.7947</b>	-2.7731	-2.7398
Hannah-Qu- inn	-2.7649	-2.7281	-2.7924	<b>-2.8145</b>	-2.7929	-2.7624
ARCH (5) (F)	0.1184	0.0660	0.1815	0.1025	0.0619	0.1914
Q <sup>2</sup> (5)	0.5831	0.3338	0.8791	0.5148	0.3117	0.9450

Not: \*\*\* $\hat{e}$  %1 dzeyinde anlamlıdır. \*\* $\hat{e}$  %5 dzeyinde anlamlıdır. \*  $\hat{e}$  %10 dzeyinde anlamlıdır.

Ripple (XRP) getirilerinin volatilitelerini tahmininde kriterler aısından en kk deęerleri alan APARCH (1,1) modeli en iyi model olarak bulunmuřtur. Ortalama denklemde yer alan sabit terim ve AR(2) katsayıları ile varyans denklemde yer alan tm katsayılar %1 dzeyinde anlamlı bulunmuřtur. Aynı zamanda  $\gamma$  katsayısı negatif olup aynı zamanda anlamlı bulunmuřtur. Buna gre negatif řokların pozitif řoklara gre volatiliteleri artıracak řekilde etki gstereceęi yani kaldıra etkisinin bulunduęu sonucuna ulařılmıřtır. Sz konusu model iin elde edilen sonulara gre ARCH Testi sonularına gre heteroskedastisite sorununun ortadan kaldırıldıęı, otorokorelasyon sorununun ise bulunmadıęı grlmřtr.

Gerekleřtirilen analizler sonucunda elde volatilitelerin duraęanlıęı geniřletilmiř Dickey-Fuller (ADF) ve PP Phillips-Perron (PP) Testleri ile incelenmiř ve sonular Tablo 9'da gsterilmiřtir.

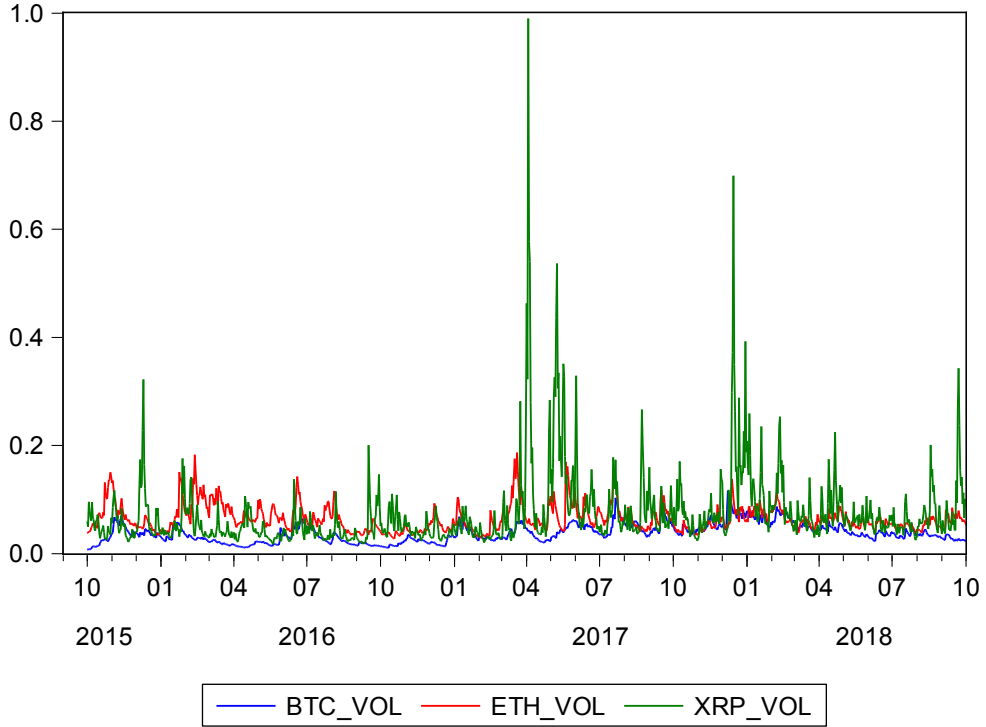
**Tablo 9.** Volatilitelere İliřkin Duraęanlık Test Sonuları

Testler	Model	BTC		ETH		XRP	
		Test İst.	p	Test İst.	p	Test İst.	p
ADF	Sabit Terimli	-4.701***	0.000	-7.836***	0.000	-10.659***	0.000
	Sabit Terimli ve Trendli	-4.898***	0.000	-7.938***	0.000	-10.944***	0.000
PP	Sabit Terimli	-4.578***	0.000	-7.892***	0.000	-11.763***	0.000
	Sabit Terimli ve Trendli	-4.843***	0.000	-8.004***	0.000	-12.113***	0.000

Not: \*\*\* $\hat{e}$  %1 dzeyinde anlamlıdır.

Gerekleřtirilen birim kk testlerinde kripto paraların volatilitelerine iliřkin tm hipotezler reddedilmiř olup, deęiřkenlerin birim kk iermedięi ve dolayısıyla da duraęan olduęu sonucu elde edilmiřtir. Kořullu deęiřen varyans modelleri sonucunda tespit edilen en iyi modellerden elde edilen volatiliteler Grafik 5 kapsamında gsterilmiřtir.

Grafik 5. Kripto Paraların Volatiliteleri



Grafik 5 incelendiğinde üç kripto paranın volatilitelerinin benzer bir şekilde hareket ettiği tespit edilmiştir. Volatilité serilerinde en düşük dalgalanma düzeyi piyasa değeri en yüksek olan Bitcoin (BTC)'de görülmüştür. Bununla birlikte Ripple (XRP) volatilitelerinin 2017 yılının ilk çeyreği itibarıyla diğer kripto paralara göre çok daha yüksek bir dalgalanma gösterdiği görülmektedir.

## 5. Sonuç

Başta Bitcoin olmak üzere göreceli olarak yeni bir yatırım aracı olarak değerlendirilmeye başlayan kripto paraların volatilitelerinin modellenmesine ilişkin akademik çalışmalar yalnızca ülkemizde değil, dünyada da çalışmaların yeni ortaya çıkmaya başladığı bir alan olarak dikkat çekmektedir.

Literatürdeki çalışmaların bir bölümü Bitcoin'in yatırım aracı olarak pozisyonunu, bir bölümü ise volatilitelerinin nasıl hesaplanabileceğini incelemiştir. Katsiampa (2017) ile Charles ve Darne (2018) gibi sınırlı sayıda çalışmada GARCH modellerinin karşılaştırılarak kripto paraların volatilitelerinin hesaplandığı görülmüştür. Söz konusu çalışmalar da kripto paralar arasında piyasa değeri en yüksek Bitcoin (BTC) ile sınırlı kalmıştır.

Bu çalışma kapsamında ise en yüksek piyasa değerine sahip üç kripto paranın (Bitcoin, Ethereum ve Ripple) 01.10.2015 – 01.10.2018 döneminde farklı koşullu değişen varyans modelleri kullanılarak

getirilerinden volatilitelerinin elde edilmesinde en uygun modelin belirlendiđi bir ampirik alıřma gerekleřtirilmiřtir. Boyelikle alandaki literatre nemli bir katkı yapılacađı dřnlmektedir.

alıřma kapsamında Akaike, Schwarz ve Hannah-Quinn Kriterileri dikkate alındıđında Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) volatilitelerinin tahmininde en iyi model olarak EGARCH (1,1), Ripple (XRP) volatilitelerinin tahmininde ise APARCH (1,1) bulunmuřtur.

Tm modellerde kaldıra etkisinin incelendiđi katsayılar istatistiksel olarak anlamlı bulunmuřtur. Ripple (XRP) volatilitelerinde kaldıra etkisi olduđu tespit edilmiř olup, sz konusu kripto paraya gelecek negatif řokların volatiliteleri artırma etkisinin pozitif řokların zerinde olacađı belirlenmiřtir. Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) volatilitelerinde ise kaldıra etkisinin deđerlendirildiđi katsayının sahip olduđu ters iřarete bađlı olarak kaldıra etkisinin bulunmadıđı, bununla birlikte sz konusu varlıklara gelecek pozitif řokların negatif řoklara gre volatilitiyi daha fazla artıracak řekilde etki gstereceđi sonucuna ulařılmıřtır.

### KAYNAKA

- BAUR, Dirk G., HONG, KiHoon ve LEE, Adrian D. (2017). "Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?", [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2561183](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2561183)
- BOLLERSLEV, Tim. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- BOUOYOUR, Jamal ve SELMI, Refk. (2015). "Bitcoin price: Is It Really That New Round of Volatility Can Be On Way?", *Munich Pers. RePEc Arch.* 6558 (August).
- BOUOYOUR, Jamal ve SELMI, Refk. (2016). "Bitcoin: A Beginning of A New Phase?", *Economic Bulletin*, 36 (3), 1430-1440.
- BOURI, Elie, AZZI, Georges ve DYHRBERG, Anne Haubo. (2017). "On the Return-Volatility Relationship in The Bitcoin Market Around The Price Crash Of 2013", *Economics*, 11 (2), 1-16.
- CARPENTER, Andrew. (2016). "Portfolio Diversification with Bitcoin", *Journal of Undergraduate in France*, 1-27.
- CATANIA, Leopold, GRASSI, Stefano ve RAVAZZOLO, Francesco. (2018). "Predicting the Volatility of Cryptocurrency Time-Series", *Centre For Applied Macro and Petroleum Economics (CAMP), CAMP Working Paper Series, No 3/2018*, 1-7.
- CHARLES, Amelie ve DARNE, Olivier. (2018). "Volatility Estimation for Bitcoin: Replication and Extension", *International Economics*, 1-15.
- CHEAH, Eng-Tuck ve FRY, John. (2015). "Speculative Bubbles in Bitcoin Markets? An Empirical Investigation Into the Fundamental Value of Bitcoin", *Economics Letters*, 130, 32-36.
- CHEUNG, Adrian, ROCA, Eduardo ve SU, Jen-Je. (2015). "Crypto-currency Bubbles: An Application of the Phillips-Shi-Yu (2013) Methodology on Mt.Gox Bitcoin Prices", *Applied Economics*, 47, 2348-2358.
- DING, Zhuaxin, GRANGER, Clive W.J. ve ENGLE, Robert F. (1993). "A Long Memory Property Of Stock Market Returns And A New Model", *Journal of Empirical Finance*, 1(1), 83-106.
- DWYER, Gerald P. (2015). "The Economics of Bitcoin and Similar Private Digital Currencies", *Journal of Financial Stability*, 81-91.
- DYHRBERG, Anne Haubo. (2016). "Hedging Capabilities of Bitcoin. Is It the Virtual Gold?", *Finance Research Letters*, 139-144.



- ENGLE, Robert F. ve LEE, Gary G. J. (1993). "A Permanent and Transitory Component Model of Stock Return Volatility", Department of Economics, UCSD, Discussion Paper No: 92-44R.
- EUROPEAN CENTRAL BANK (ECB). (2012). "Virtual Currency Schemes", <http://www.ecb.int/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>.
- GLASER, Florian, ZIMMERMANN, Kai, HAFERHORN, Martin, WEBER, Moritz Christian ve SIERING, Michael. (2014). "Bitcoin – Asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions", In: Twenty Second European Conference on Information Systems, ECIS 2014, Tel Aviv, 1–14.
- GRINBERG, Reuben. (2011). "Bitcoin: An Innovative Alternative Digital Currency", *Hastings Sci. Tech. LJ.*, 4, 160–211.
- GRONWALD, Marc. (2014). "The Economics of Bitcoins – Market Characteristics and Price Jumps", CESifo Working Paper, (5121).
- KATSIAMPA, Paraskevi. (2017). "Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models", *Economics Letters*, 158, 3-6.
- NELSON, Daniel B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 59, 347-370.
- ÖZTÜRK, Mutlu Başaran, ARSLAN, Halil, KAYHAN, Temur ve UYSAL, Mustafa. (2018). "Yeni Bir Hedge Enstrummanı Olarak Bitcoin: Bitconomi", *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 217-232.
- ROGOJANU, Angela ve BADEA, Liana. (2014). "The Issue of Competing Currencies. Case Study–Bitcoin", *Theoretical Applications Economics*, 103–114.
- TAYLOR, Stephen J. (1986). "Modelling Financial Time Series", John Wiley and Sons Ltd., 1st edition, New York, USA.
- THIES, Sven ve MOLNÁR, Peter. (2018). "Bayesian Change Point Analysis of Bitcoin Returns", *Finance Research Letters*, 27, 223-227.
- ZAKOIAN, Jean-Michel. (1994). "Threshold Heteroskedasticity Models", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 15, 931-955.