

TWİTTER BAZLI BELİRSİZLİK ENDEKSİ KRIPTO PARALARIN VOLATİLİTESİNİ ETKİLER Mİ?*

Does The Twitter-Based Uncertainty Index Affect the Volatility of Cryptocurrencies?

Sümevra GAZEL**

Öz

Bu çalıřma 2011 yılından itibaren temel olarak “belirsizlik” ve “ekonomi” anahtar kelimelerini içeren tweetlerin baz alınarak oluşturulduđu Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin, son yılların gözde yatırım araçlarından olan kripto paraların volatilitesine etkisini incelemeyi amaçlamaktadır. Piyasa değeri en yüksek, Binance, Bitcoin, Cardano, Ethereum, Ripple ve Tether kripto paralar 18/01/2018- 11/07/2021 dönemi için günlük verilerle ARCH-GARCH ailesi modelleri ile incelenmiştir. Çalıřmada öncelikle ortalama denklemi oluşturulan modellerin ARCH-GARCH modellerine uygunluđu sınanmış ve incelenen dönemde Bitcoin ve Ethereum için ARCH etkisinin olmadığı ancak Binance, Cardano, Ripple ve Tether için volatilité modellerinin kullanımının uygun olduđu bulgusu elde edilmiştir. Binance için GARCH (1,1), Cardano için GARCH-M (1,1), Ripple için ARCH (2) modeli volatilitéyi en iyi yakalayan model olarak seçilmiştir. Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin bu modellerin hepsinde istatistiki olarak anlamlı ve pozitif bir etkiye sahip olduđu tespit edilmiştir. Bu sonuçlara göre bir sosyal medya platformu olan Twitter’da yer alan belirsizlik ve ekonomi içerikli tweetlerin kripto varlıkların volatilitésini etkilediđini söylemek mümkündür.

Anahtar Kelimeler:

Kripto Varlık,
Volatilité,
ARCH-GARCH,
Twitter Bazlı
Belirsizlik Endeksi.

JEL Kodları:

C22, C58, D89

Keywords:

Crypto Asset,
Volatility,
ARCH-GARCH,
Twitter-Based
Uncertainty Index.

JEL Codes:

C22, C58, D89

Abstract

This study examines the effect of the Twitter-Based Uncertainty Index which has created according to tweets containing the keywords "uncertainty" and "economy" since 2011 on the volatility of cryptocurrencies which is one of the most popular investment tools of recent years. Binance, Bitcoin, Cardano, Ethereum, Ripple and Tether assets which are have high market value are examined with ARCH-GARCH family models with daily data for the period 18/01/2018-11/07/2021. According to the results of the study, while the ARCH effect cannot be determined for Bitcoin and Ethereum for the period examined, it is found that the use of volatility models is appropriate for Binance, Cardano, Ripple and Tether. GARCH (1.1) for Binance, GARCH-M (1.1) for Cardano, ARCH (2) for Ripple is chosen as the most suitable model. It is determined that the Twitter-Based Uncertainty Index has a significant and positive effect in all of these models. According to these results, it is possible to say that uncertainty and economic tweets affect the volatility of crypto assets.

* Bu çalıřma 5. Ekonomi Arařtırmaları ve Finansal Piyasalar Kongresi’nde (IERFM) sunulan “Twitter Belirsizlik Endeksi Kripto Varlıkların Volatilitésini Etkiler mi?” isimli bildirinin gözden geçirilmiş ve düzenlenmiş halidir

** Doç. Dr., Yozgat Bozok Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Finans ve Bankacılık Bölümü, sumeyra.gazel@bozok.edu.tr, ORCID: 0000-0001-8687-0928

Makale Geliř Tarihi (Received Date): 16.11.2021 Makale Kabul Tarihi (Accepted Date): 26.12.2021

1. Giriş

2008 Küresel Finans Krizi Lehman Brothers’ın ABD tarihinin en büyük iflası olması, Bank of America’nın Merrill Lynch’i 50 Milyar dolara satın alması, hükümetin 700 milyar dolarlık Sorunlu Varlıkları Kurtarma Programını ilan etmesi dahil olmak üzere birçok benzeri görülmemiş değişikliğe sahne olmuştur. Böyle bir ortamda günümüzün gözde yatırım enstrümanlarından biri olan Bitcoin’in, 2008 Küresel Finansal Krizi ile Wall Street’in çöküşünün küllerinden bir anka kuşu gibi yükseldiğini söylemek yanlış olmaz. Tam olarak kim ya da kimler olduğu bilinmeyen ancak Satoshi Nakamoto adını kullanan kişi ya da kişilerin “Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System” adlı Bitcoin’i tanıtan bir makale yayımlaması ile birlikte kripto paralar dikkat çekmeye başlamıştır. Satoshi’nin kriptografi, bilgisayar bilimi, ekonomi ve psikoloji dahil olmak üzere geniş bir konu yelpazesinde sergilediği ustalık ve hepsini akıcı bir şekilde iletme yeteneği, Satoshi’nin birden fazla kişi olabileceği hipotezini desteklemektedir (Burniske ve Tatar, 2018, s. 3).

Kriz sonrası oluşan bu değişim finansal ortamın, dağıtım kanalları, ürünler ve hizmetlerde meydana gelen yeni gelişmelerle sürekli olarak geliştiğini göstermektedir. Dijitalleşme ile birlikte finansal tüketicilere sunulan dijital finansal ürün ve hizmet yelpazesi günden güne ciddi bir artış kaydetmektedir. Kripto varlıklar, dijitalleşme ile gerçekleşen bir gelişme olarak nitelendirilebilir. Kripto varlıklar halktan, politika yapıcılardan ve gözetim otoritelerinden önemli derecede ilgi görmektedir (Organisation for Economic Co-operation and Development [OECD], 2019).

Son zamanlarda sıklıkla karşımıza çıkan bu dijital varlıklar için kullanılan başlıca kavramlar aşağıdaki gibidir (Financial Action Task Force [FATF], 2014, s. 5-6; Reza, 2021, s. 20-21).

Kripto: Hassas verileri kodlar ve anahtarlarla koruma eylemidir (genel ve gizli).

Kripto Para: Satın almalar ve mal veya hizmetler için değer değişimi olarak kullanılan bir kripto varlığıdır. Başka bir ifade ile kriptografi ile korunan matematik tabanlı, merkezi olmayan dönüştürülebilir sanal para birimini ifade eder.

Kripto Varlık: Kripto para biriminden daha kapsayıcı olan ve kripto alanında tutulan birçok değer biçimidir.

Blok Zincir: Cüzdan adreslerinin, tutulan fonların ve cüzdanlar arasındaki işlemlerin merkezi olmayan bir kaydı veya defteridir.

Bitcoin: İlk merkezi olmayan dönüştürülebilir sanal para birimi ve ilk kripto para birimidir

Altcoin: orijinal para birimi olan Bitcoin dışındaki matematik tabanlı merkezi olmayan dönüştürülebilir sanal para birimini ifade eder.

Klasik para sisteminde hükümetlerin gerekli görüldüğünde ek para ihraç ettikleri sistemin aksine merkezi olmayan bir yapıda olan kripto paralarda arzın şekli ve zamanlaması kripto sistemin kuruluş aşamasında belirlenir. Yine geleneksel para sisteminde paranın transferi ve saklanmasında güven unsuru olarak üçüncü bir kişi ya da kurumun varlığı söz konusu iken kripto sistemde aracı yoktur ve güven unsuru sistemin güvenilirliğinden kaynaklanmaktadır. Örneğin en bilinen kripto varlık olarak Bitcoin, bir merkezden üretilmez ve arzı merkezi olmayan küresel ağdaki gönüllü bilgisayarların işlemci güçleriyle yapılmaktadır. İnternet ağını kullanan Bitcoin ağına bağlı her bilgisayara uç (node) adı verilir (Çarkacıoğlu, 2016, s. 13). Uç ya da düğüm şeklinde Türkçeye çevrilen Node, Burniske ve Tatar (2018) tarafından Bitcoin yazılımının

indirildiđi ve Bitcoin blok zincirinin korunduđu bir konum olarak tanımlanmaktadır. Küresel bazda Bitcoin düđümlerinin dađılımına bakılarak genel aktivitenin daha çok nerelerde yoğunlařtıđı hakkında bilgi edinilebilir. Dađılımda sırasıyla ilk on ÷lke, ABD (1836), Almanya (1800), Fransa (545), Hollanda (382), Kanada (310), Birleřik Krallık (260), Rusya (189), Finlandiya (182), Çin (145) ve Singapur (139) olarak karřımıza çıkmaktadır (Global Bitcoin node dađılımı, 2021).

Bitcoin'in ilk defa fiyatının belirlendiđi 5 Ekim 2009'da dolar başına 1,309 Bitcoin veya Bitcoin başına 7/100 Cent olarak fiyatlandırıldıđı düşün÷ldüğünde (Burniske ve Tatar, 2018, s. 83), bugünlerde Bitcoin başına 61.166 \$'lık bir fiyat oluşumu ile 12 yıllık bir süreçte Bitcoin'nin benzersiz bir artış gösterdiđini söylemek yanlış olmaz. Bu ölçüde bir deđişim, Bitcoin'in on yıl önce bir yatırım aracı olarak çok az kiři ya da kiřiler tarafından dikkate alındıđını ancak bugün için portföy çeřitlendirmesinde kullanılan önemli bir finansal enstrüman olarak portföye dahil edilebildiđini göstermektedir.

Reza (2021), kripto paraların neden iyi bir finansal enstrüman olduđunu birkaç madde ile açıklamaktadır. (i) Piyasaların kapanmaması ve çođunlukla dünya çapında erişilebilir olması, (ii) Yatırım yapabilmek için fazla sermaye gereksiniminin olmaması ve madeni paraların sekiz ondalık basamađa bölünebilmesi, (iii) geleneksel varlıkların haftalar ya da aylar boyunca alabileceđi fiyat seviyelerine daha kısa sürede ulařılması kripto paraları diđer araçlara göre ön plana çıkarmaktadır.

Piyasa deđerin en fazla 10 Kripto paranın güncel fiyatları ve işlem hacimleri Tablo 1'de yer almaktadır. Tablo 1, 2009 yılında ortaya çıkan Bitcoin'in güncel fiyat ve piyasa deđeri açısından açık ara diđer kripto para birimlerinden yüksek olduđunu göstermektedir. 12.072 adet kripto paranın bulunduđu piyasanın toplam deđerı ise 2 trilyon doları bulmaktadır (Kripto para piyasa deđerleri, 2021). İki trilyon dolarlık deđerle kripto piyasası, dünyanın en deđerli řirketleri arasında yer alan Facebook, Tesla, Amazon, Microsoft ve Alibaba gibi řirketleri geride bırakmıřtır.

Tablo 1. Piyasa Deđerı En Yüksek İlk On Kripto Para Birimi

Kripto Para Birimi	Sembol	Güncel Fiyat (\$)	Piyasa Deđerı (\$)	Piyasa Hacmi (\$)
Bitcoin	BTC	44.155	832.597.075.124	37.079.704.309
Ethereum	ETH	3.135	369.809.230.089	22.222.524.263
Cardano	ADA	2.25	72.703.876.196	4.542.780.500
Tether	USDT	1	68.687.055.994	78.056.228.738
Binance	BNB	379	64.466.063.859	1.653.155.253
Ripple	XRP	1	46.949.182.323	4.601.259.782
Solana	SOL	151	45.085.048.925	4.654.338.701
Polkadot	DOT	31	31.481.969.408	2.651.120.027
USD Coin	USDC	1	30.125.296.783	3.505.820.576
Dogecoin	DOGE	0.224	29.817.050.696	1.662.469.409

Kaynak: Kripto para piyasa deđerleri, Ekim-2021

Günümüzün önemli finansal enstrümanı haline gelen kripto varlıkları konu alan bu çalıřma Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksini de dikkate almaktadır. Haziran 2011 tarihinden günümüze kadar devam eden belirsizlik ve ekonomi kavramlarını içeren tweetlerden oluşturulan Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi Baker, Bloom, Davis ve Renault (2021) tarafından geliştirilmiřtir. Bu

endeks İngilizce olarak paylaşılan tweetlerin önemli bir kısmını oluşturan ABD'deki kullanıcılar dikkate alınarak oluşturmuştur (Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi, 2021).

Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin, piyasa değeri en yüksek altı kripto para biriminin volatilitelerini etkileyip etkilemediğinin araştırıldığı bu çalışmada, sosyal medya kaynaklı belirsizlik kavramının kripto paralar üzerinde bir etki unsuru olup olmadığı tartışılmaktadır. Kripto paralara ilişkin yapılan araştırma neticesinde, Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin kripto paraların volatilitelerine etkisini inceleyen bir çalışmaya rastlanamamıştır. Çalışmanın, önemli sosyal medya araçlarından biri olan Twitter ile kripto varlıkların volatilitelerinin etkileşiminin ilk defa incelenmesi sebebi ile literatüre katkı sağlaması beklenmektedir.

Çalışmanın sonraki bölümü kripto paraların volatilitelerini araştıran akademik çalışmaların kısa bir özetini içermektedir. Üçüncü bölümde veri seti, ekonometrik yöntem ve bulguların yer aldığı çalışma, sonuç ve değerlendirme kısmı tamamlanmıştır.

2. Literatür Özeti

Kripto paraların piyasada yer almasının üzerinden çok uzun zaman geçmemesine rağmen literatürde kripto varlıklara ilişkin özellikle son 5 yılda birçok çalışmaya rastlamak mümkündür. Kripto varlıkların diğer yatırım araçları ve menkul kıymet borsaları ile ilişkisi, fiyat tahmini ve volatiliteler modellemesi gibi konuların irdelendiği bu çalışmalar içerisinde kripto paraların volatilitelerini dikkate alan çalışmalardan bazılarının aşağıda yer verilmiştir.

Dyhrberg (2016), asimetrik GARCH modellerini kullanarak Bitcoin'in Financial Times Borsa Endeksinde yer alan hisse senetlerine karşı bir hedge unsuru olduğunu, kısa vadede ise ABD dolarına karşı da bir korunma sağladığını tespit etmiştir. Bouoiyour ve Selmi (2016), Bitcoin volatilitelerini negatif ve pozitif şoklarla inceledikleri çalışmada negatif şoklardan ziyade pozitif şokların etkili olduğunu tespit etmişlerdir.

Katsiampa (2017), Bitcoin için optimal koşullu değişen varyans modelini tespit etmeyi amaçladıkları çalışmada AR-CGARCH modelinin hem kısa hem de uzun vadeli koşullu varyans bileşenlerini ortaya koyan iyi bir model olduğunu tespit etmişlerdir.

Catania, Grassi ve Ravazzolo (2018), en çok işlem gören dört kripto para biriminin (Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple) koşullu oynaklığını tahmin etmeye odaklandıkları çalışmalarında, oynaklık seviyelerini tahmin etmek için, oynaklık sürecinde uzun hafızayı hesaba katmanın etkisini ve aynı zamanda serinin geçmiş değerlerine asimetrik tepkisini araştırmışlardır. Bulgular, kaldıraç ve zamanla değişen çarpıklığı içeren daha karmaşık oynaklık modellerinin, daha standart alternatiflere kıyasla farklı tahmin ufuklarında oynaklık tahminlerini %1'den %6'ya kadar iyileştirebileceğini göstermektedir.

Thies ve Molnar (2018), Bitcoin fiyatının ortalama getirisi ve oynaklığındaki yapısal kırılmaların varlığını Bayes modeli ile ölçmeye çalışmışlardır. Bitcoin'in ortalama getirilerinde ve oynaklığında yapısal kırılmaların çok sık olduğunu tespit ettikleri çalışmada bazı istisnalar haricinde, daha yüksek oynaklığın daha yüksek ortalama getiri ile ilişkili olduğu bulgusuna ulaşılmıştır.

Şahin ve Özkan (2018), Bitcoin getiri volatilitelerini inceledikleri çalışmada TARARCH modelinin Bitcoin'in volatilitelerini en iyi tespit edebilen model olduğuna karar vermişlerdir.

Ertuğrul (2019) Bitcoin için volatilitate tahmininde EGARCH ve TGARCH modellerini kullanmış ve TARCH modelinin volatilitateyi yakalayan en başarılı model olduğunu tespit etmiştir.

Kahraman, Küçükşahin ve Çağlak (2019), işlem hacmi en yüksek kripto paralar olarak Bitcoin, Ethereum ve Ripple'a ait günlük getiri verileri ile ARCH, GARCH, E-GARCH, AP-GARCH, T-GARCH ve C-GARCH yöntemlerini kullanarak en iyi modeli belirlemeyi amaçlamışlardır. Çalışmada bu kripto paralar için kaldıraç etkisinin olmadığı ve Ripple'ın uzun hafıza etkisi taşımazken Bitcoin ve Ethereum'un uzun hafıza özelliği taşıdığı bulgusuna ulaşılmıştır.

Kumar ve Anandarao (2019), Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin arasındaki volatilitate yayılım dinamiklerini GARCH modelleri ile arařtırmıştır. Sonuçlar incelenen dönemde Bitcoin'den Ethereum ve Litecoin'e istatistiki olarak anlamlı bir volatilitate yayılımının olduğunu göstermektedir.

Kayral (2020) incelenen dönem itibariyle piyasa değeri en yüksek üç kripto para birimi olan Bitcoin, Ethereum ve Ripple'in getirilerini ARCH ailesi modelleri ile incelemiş ve Bitcoin ve Ethereum için EGARCH (1,1), Ripple için ise APARCH (1,1) modellerinin en uygun modeller olduğuna karar verilmiştir. Kaldıraç etkisinin de incelendiği çalışmada sadece Ripple için bir kaldıraç etkisi tespit edilmiştir.

Teker, Konuşkan, Ömürberk ve Bekçi (2020) Bitcoin ve kripto paralarla ilişkili haberlerin Bitcoin fiyatlarını ne derece etkilediğini arařtırmış ve söz konusu olumlu ya da olumsuz haberlerin Bitcoin fiyatları ve işlem hacimleri üzerine anlamlı bir etki oluşturmadığını tespit etmiştir.

Cheikh, Zaied ve Chevallier (2020), Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin için asimetrik volatilitate dinamiklerini eşikli GARCH modellerini kullanarak arařtırmışlardır. Kripto paraların önemli bir kısmı için ters asimetrik reaksiyon tespit edilmiştir. Ayrıca diğer geleneksel varlıklardan farklı olarak pozitif getiri-volatilitate ilişkisinin varlığı kripto para birimlerinde güvenli liman hipotezini destekler niteliktedir.

Almansour, Alshater ve Almansour (2021), kripto varlık piyasasının %80'inden fazlasını temsil eden 9 kripto paranın volatilitatesini ARCH ve GARCH modelleri ile incelemişlerdir. ARCH ve GARCH modellerinin kripto paraların piyasa volatilitatesini tahmin etmede anlamlı bir etkisinin olduğunu ve tüm kripto paraların volatilitatesinin iyi ve kötü haberlerden etkilendiğini tespit etmişlerdir.

Smales (2021), DCC-MGARCH modelini kullanarak kripto paraların üç farklı sınıfını analiz etmiştir. Arařtırma bulguları koşullu korelasyonun zamanla değiştiğini, Mart 2020'deki COVID-19 pandemisi satışlarının yoğun olduğu dönemde zirve yaptığını ve hem ARCH hem de GARCH etkilerinin kripto paralar arasındaki volatilitateyi belirlemede önemli bir rol oynadığını tespit edilmiştir.

Koy, Yaman ve Mete (2021) Bitcoin'in volatilitatesinin ABD borsa endeks getirilerinden etkileyip etkilemediğini arařtırdıkları çalışmalarında S&P500, Nasdaq ve Dow Jones endekslerinin Bitcoin'in volatilitatesini açıklamada anlamlı olduğunu tespit etmişlerdir.

Yen ve Cheng (2021), ekonomi politikası belirsizlik endeksi (EPU) ile kripto para birimi oynaklığı arasındaki ilişkiyi arařtırmışlardır. Çin'in EPU'sundaki bir değişikliğin kripto para birimi oynaklığını öngördüğünü, ancak ABD, Japonya veya Kore'nin EPU'sundaki bir

değişikliğin böyle bir etkisi olmadığını tespit etmişleridir. Bununla birlikte, Çin’in ekonomi politikası belirsizliğindeki değişikliklerin, Bitcoin ve Litecoin’in gelecekteki oynaklığı ile olumsuz ilişkili olduğunu ve bunun Bitcoin ve Litecoin’in EPU riskine karşı korunma araçları olduğu anlamına gelebileceğini belirtmektedirler.

Literatürdeki kripto paraların volatilitelerini inceleyen çalışmalar dikkate alındığında bu çalışmanın kripto varlıkların volatilitelerini etkileyen faktörleri araştıran Koy vd. (2021) ile Yen ve Cheng’in (2021) çalışması ile daha fazla benzerlik gösterdiği söylenilebilir.

3. Veri Seti, Ekonometrik Yöntem ve Bulgular

Bu çalışmada kripto paralar içerisinde piyasa değeri en yüksek olan Binance, Bitcoin, Cardano, Ethereum, Ripple ve Tether’in volatilitelerinin Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinden etkilenip etkilenmediği 18/01/2018- 11/07/2021 dönemi için günlük verilerle ARCH-GARCH ailesi modelleri ile incelenmiştir. Dünya Sağlık Örgütü’nün Mart 2020’de pandemi olarak açıkladığı COVID-19 salgınının etkilerinin daha yakından incelendiği bu çalışmada, daha fazla kripto para inceleyebilmek amacı ile son 3 yıl dikkate alınmaktadır. Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi verisi policyuncertainty.com ve kripto para verileri investing.com’dan elde edilmiştir. Veriler logaritmik formda dikkate alınmıştır².

Zaman serilerinin analizinde sıklıkla kullanılan ve Engle (1982) tarafından geliştirilen ARCH (Oto regresif Koşullu Değişen Varyans) modeli geleneksel zaman serileri yöntemlerinden farklı olarak değişen varyansı modele dahil etmektedir. Bollerslev (1986), ARCH modelinin koşullu varyans denklemindeki bazı katsayı kısıtlarını GARCH (Genelleştirilmiş Oto regresif Koşullu Değişen Varyans) modeli ile gidermiş ve daha sonraki süreçte ARCH-M, E-GARCH, TARARCH, PARARCH, GJR-GARCH gibi koşullu varyansı farklı şekillerde denkleme dahil eden modeller ortaya konmuştur. Bu modeller genel olarak ARCH-GARCH ailesi modelleri olarak bilinmektedir. Bollerslev’in GARCH(p,q) modeli Denklem 1’de tanımlanmaktadır.

$$\begin{aligned} u_t &= n_t \sqrt{h_t} \\ h_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i h_{t-i} \end{aligned} \quad (1)$$

Burada, $h_t > 0$ için, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$ dır.

Zaman serileri analizinin en temel koşulu serilerin durağan olmasıdır. İncelenen zaman diliminde sabit bir varyans ve ortalamayı ifade eden durağanlık birim kök testleri ile sınanmaktadır. Tablo 2, incelenen kripto paralara ilişkin düzeyde ve birinci farkta birim kök test sonuçlarını içermektedir.

² Bu çalışmada etik kurul izni, yasal ya da özel izin gerektirmeyen veri seti kullanılmıştır. Çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Tablo 2. Birim Kök Testleri

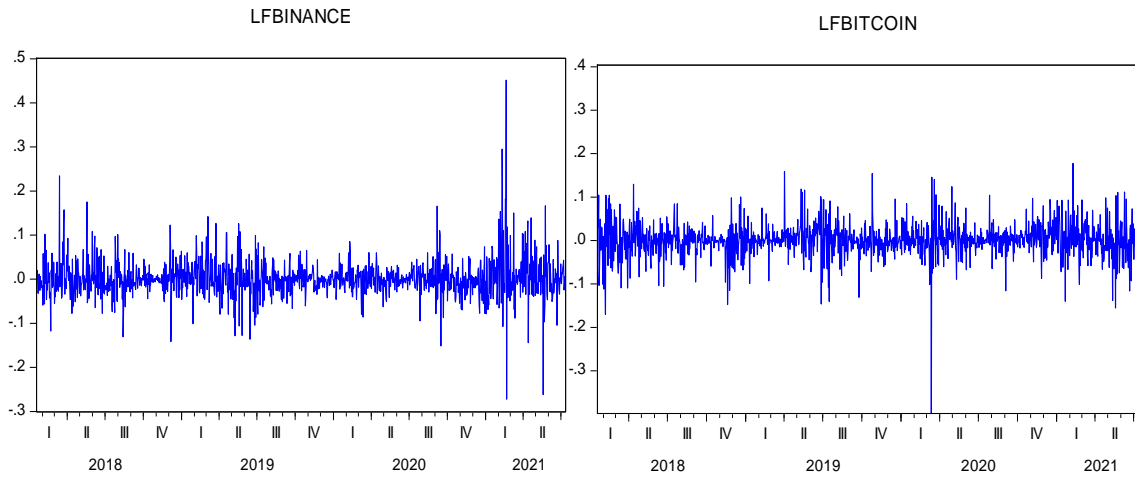
	Düzy			
	ADF		KPSS	
	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitli	Sabitli ve Trendli
LBinance	0.450	-1.301	2.424	0.511
LBitcoin	-0.183	-2.086	2.611	0.665
LCardano	-0.460	-1.724	1.290	0.899
LEthereum	-0.508	-1.809	1.481	0.905
LRipple	-2.929**	-2.725	0.876	0.747
LTether	-5.469***	-5.813***	0.688***	0.123***

	Birinci Fark			
	ADF		KPSS	
	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitli	Sabitli ve Trendli
Δ LBinance	-24.15***	-24.24***	0.367***	0.07***
Δ LBitcoin	-39.23***	-39.30***	0.323***	0.067***
Δ LCardano	-24.02***	-24.34***	1.017	0.039***
Δ LEthereum	-24.38***	-24.61***	0.714***	0.036***
Δ LRipple	-36.93***	-36.986***	0.234***	0.023***

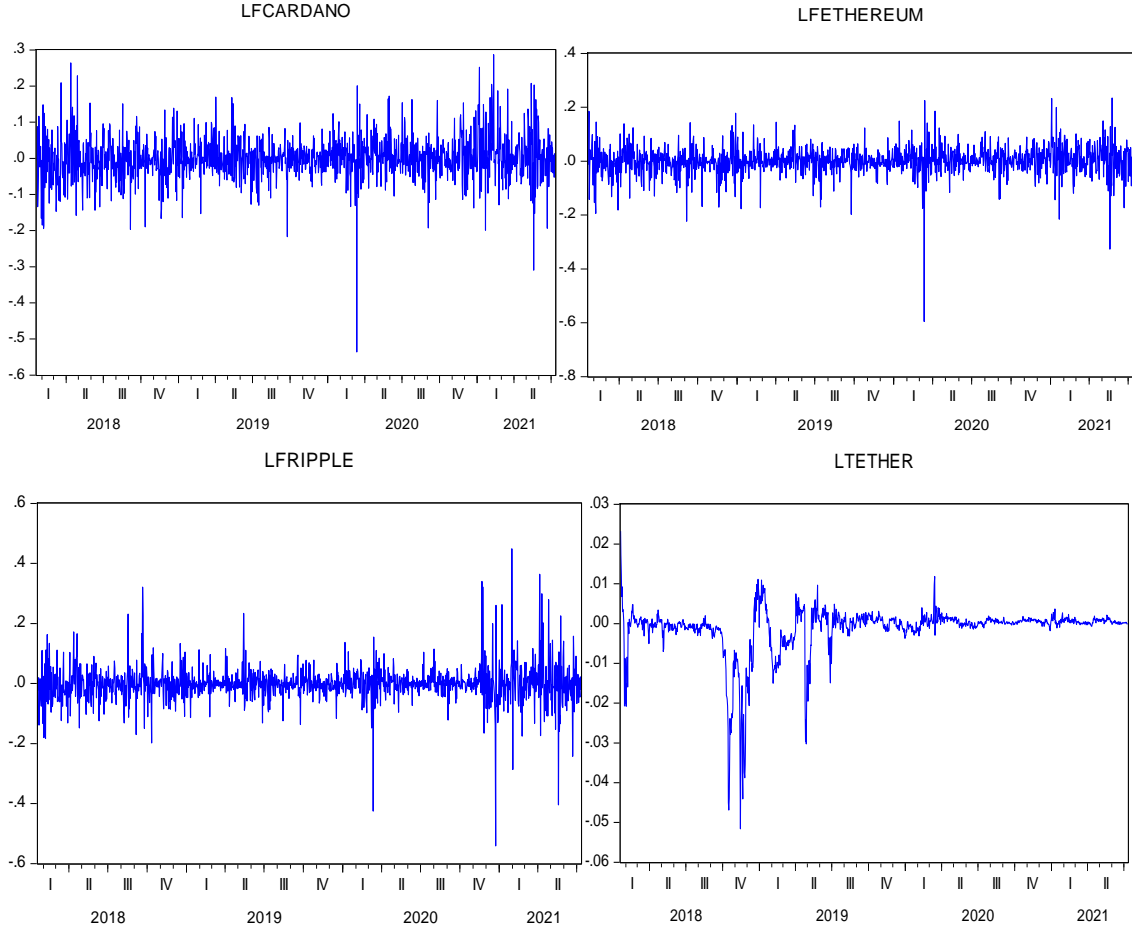
Not: *** %1 düzeyinde istatistikî anlamlılıęı ifade etmektedir.

Literatürde sıklıkla kullanılan Augmented Dickey Fuller (ADF) ve Kwiatkowski, Phillips, Schmidt ve Shin (KPSS) birim kök testi sonuçlarına göre Tether haricindeki dięer kripto para birimleri birinci farkta duraęan hale gelmektedir. Bařka bir ifade ile Tether düzeyde duraęan iken dięer kripto varlıklar birim kök içermektedir. Kripto paraların “doları” olarak ifade edilen ve stabil kabul edilen Tether için birim kök sonuçları bekleneni ifade etmektedir. Bu sebeple Tether dıřındaki kripto paraların birinci farkları alınarak analize devam edilmesi gerekmektedir.

Fark verilerine iliřkin Binance, Ripple, Bitcoin, Cardano ve Ethereum grafikleri serilerin volatiliteleri hakkında genel bir çıkarım yapılmasına yardımcı olabilmektedir. Grafik 1’de, kripto paraların fark serilerine iliřkin grafikler yer almaktadır.



Grafik 1. Kripto Para Fiyatları Fark Serileri



Grafik 1. Devamı

Kripto paralara ilişkin fiyat grafikleri içerisinde düzeyde durağan olan Tether'in diğerlerine göre oldukça farklı bir yapıda olduğu görülmektedir. Volatilite modellenmesi için grafikler yolu ile yapılan genel çıkarımda, Mandelbrot'un (1963) volatilite kümelenmesi için "küçük değişiklikler küçük değişiklikler, büyük değişiklikleri ise büyük değişiklikler takip etme eğilimindedir" tanımlaması dikkate alınabilir. Bu doğrultuda grafikler ile Tether'in volatilite modelleri için uygun olamayabileceği ön çıkarımı yapılabilir.

Volatilite tahmini gerçekleştirilmeden önce kripto paraların ortalama denklemi için en iyi ARIMA modelinin tespit edilmesi gerekmektedir. Çeşitli sınamalar neticesinde kripto varlıklara ilişkin tespit edilen en uygun ARIMA modelleri Tablo 3'te yer almaktadır.

Tablo 3. Ortalama Modeli

	Binance	Bitcoin	Cardano	Ethereum	Ripple	Tether
C	0.002	0.000	0.000	0.000	-0.000	-0.001***
AR (1)	0.243***	-0.091***	-0.725***	-0.115***	1.720***	
AR (2)	0.701***	0.060**		0.094***	-0.947***	
MA(1)	-0.318***		0.645***		-1.739***	
MA(2)	-0.604***				0.974***	

Not: ***, %1 düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.

Sonuçlar en uygun ve anlamlı modellerin Binance, AR(2) MA (2); Bitcoin, AR (2); Ripple, AR (2) MA (2); Cardano, AR (1) MA (1); Ethereum, AR (2) olduğunu göstermektedir. Tether için ise kendi geçmiş deęerleri ile anlamlı bir ortalama denklemi elde edilmemiřtir. Bu sebeple Tether için sadece sabit terimin yer aldığı bir ortalama denklemi oluşturulacaktır.

Uygun ortalama denkleminin tespit edilmesi sonrasında modelin volatilité modellemesine uygunluęunun test edilmesi ařamasına geçilmektedir. ARCH-LM testi volatilitésini sınanmak istenen modellerin ARCH-GARCH ailesi modelleri ile test edilip edilmeyeceęinin ön kořulu olarak gerçekleştirilmektedir. Bařka bir deyiřle, ortalama denklemi kurgulanmıř modeller ile arařtırmaya devam edebilmek için ARCH etkisi taşıyıp taşımadıęının sınanması gerekmektedir. Tablo 4, ARCH-LM testi sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 4. ARCH-LM Testi

Arch Testi	Binance	Bitcoin	Ripple	Cardano	Ethereum	Tether
F-İstatistięi	25.877	2.0244	30.166	11.943	4.1244	2378.1
Prob F(1,1267)	0.000	0.1550	0.000	0.000	0.0425	0.000
Obs*R-squared	25.399	2.0244	29.511	11.850	4.1175	828.33
Prob. Chi-Square (1)	0.000	0.1548	0.000	0.000	0.042	0.000

Tablo 4'e göre Binance, Cardano, Ripple ve Tether için ARCH etkisinin varlıęı tespit edilirken Bitcoin ve Ethereum için ARCH etkisinin varlıęına ulařılamamıřtır. Bu durumda analize Binance, Cardano, Ripple ve Tether kripto paraları ile devam edilecektir. Daha önce yapılan aęırlıklı Bitcoin'in volatilitésinin incelendięi çalıřmaların aksine bu çalıřmada böyle bir bulguya ulařılması incelenen dönemin etkisi olabilir. Zira daha önceki çalıřmalar ilk kripto para birimi olarak Bitcoin'in verilerine ulařılabilmesi sebebi ile daha önceki verileri de dikkate alan çalıřmalar olarak karřımıza çıkmaktadır.

Alternatifler arasında en uygun volatilité model seçimi Akaike ve Schwarz bilgi kriterlerine bakılarak yapılmaktadır. Ancak modelin birkaç şartı da taşıyor olması gerekmektedir. Bu şartlar kısaca; (i) kurulan modelin kalıntılarında ARCH etkisinin olmaması, (ii) varyans denkleminin katsayılarının pozitif ve anlamlı olması, ARCH ve GARCH parametre katsayılarının 1'den küçük olması maddeleri ile özetlenebilir.

Tablo 5, Binance için oluşturulan modellerin tahmin sonuçlarını içermektedir. AIC ve SIC kriterleri dikkate alındıęında en iyi katsayının EGARCH (1,1) modelinde yer aldığı görölse de bu model ARCH-GARCH için yukarıda bahsedilen kořul şartlarını yerine getirmedięi için uygun model olarak kabul edilememektedir. Binance için kořulları saęlayan ve AIC ve SIC kriterlerine göre en küçük katsayıya sahip modelin GARCH (1,1) olduęu görölmektedir.

Bu arařtırmanın "Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi kripto varlıkların volatilitésini etkiler mi?" temel sorusunun yanıtı Binance için istatistiki olarak anlamlı bulunan "lftwitter" deęiřkeni katsayısı ile verilebilir. Yaygın kullanımlı sosyal medya platformlarından biri olan Twitter'da bahsedilen belirsizlik ve ekonomi konularını içeren tweetler Binance'nin volatilitésini etkilemektedir.

Tablo 5. Binance İçin Alternatif ARCH-GARCH Modellerinin Tahmin Sonuçları

Binance							
	ARCH (1)	ARCH (2)	GARCH (1,1)	GARCH-M (1,1)	EGARCH (1,1)	TARCH (1,1)	PARCH (1,1)
Ortalama Denklemi							
C	0.001 (0.225)	0.000 (0.595)	0.002 (0.126)	0.000 (0.889)	0.002 (0.050)	0.000 (0.989)	0.002 (0.250)
AR (1)	-0.188 (0.296)	-0.029 (0.675)	-0.373 (0.000)	-0.352 (0.000)	-0.370 (0.000)	-0.033 (0.972)	0.513 (0.044)
AR (2)	-0.527 (0.000)	-0.425 (0.000)	-0.768 (0.000)	-0.744 (0.000)	-0.757 (0.000)	0.009 (0.983)	0.456 (0.063)
MA(1)	0.113 (0.492)	-0.025 (0.645)	0.323 (0.000)	0.301 (0.001)	0.324 (0.001)	-0.048 (0.960)	-0.595 (0.025)
MA (2)	0.578 (0.000)	0.627 (0.000)	0.787 (0.000)	0.767 (0.000)	0.779 (0.000)	0.013 (0.977)	-0.358 (0.159)
β_1 GARCH H in Mean				0.732 (0.396)			
Varyans Denklemi							
C	0.002825 (0.000)	0.001860 (0.000)	0.000172 (0.000)	0.000170 (0.000)	-0.454407	0.002152 (0.000)	0.001071 (0.109)
α_1	0.200594 (0.000)	0.117153 (0.000)	0.149839 (0.000)	0.150841 (0.000)	0.271977 (0.000)	0.147768 (0.000)	0.136712 (0.000)
α_2		0.517313 (0.000)					
β_1			0.815955 (0.000)	0.815821 (0.000)	0.955311 (0.000)	0.502618 (0.000)	0.863525 (0.000)
γ (Asymm- int)					-0.019860 (0.046)	0.025761 (0.615)	0.094390 (0.016)
δ							1.250422 (0.000)
lftwitter	0.001859 (0.000)	0.000902 (0.003)	0.001493 (0.000)	0.001468 (0.000)	0.834307 (0.000)	0.006285 (0.000)	0.011860 (0.070)
AIC	-2.873007	-2.919321	-3.013287	-3.012784	-3.020853	-2.805366	-3.012104
SIC	-2.840545	-2.882802	-2.976768	-2.972206	-2.980276	-2.764798	-2.967469
ARCH LM Testi (F İstatistiği)	0.128 (0.720)	0.012 (0.909)	0.538 (0.463)	0.580 (0.446)	0.0318 (0.858)	0.057 (0.811)	0.012 (0.912)

Ripple için alternatif modellerin yer aldığı Tablo 6'da koşulları sağlayan en iyi modelin ARCH (2) olduğu görülmektedir. Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi katsayısının bu modelde düşük olsa da anlamlı olduğu dikkat çekmektedir. Twitter Belirsizlik Endeksinin, Ripple'in volatilitelerini etkilediğini söylemek mümkündür.

Tablo 6. Ripple İçin Alternatif ARCH-GARCH Modellerinin Tahmin Sonuçları

Ripple							
	ARCH (1)	ARCH (2)	GARCH (1,1)	GARCH in Mean (1,1)	EGARCH (1,1)	TARCH (1,1)	PARCH (1,1)
Ortalama Denklemi							
C	-0.003 (0.003)	-0.002 (0.061)	-0.001 (0.189)	-0.001 (0.327)	-0.000 (0.293)	-0.001105 (0.418)	0.000 (0.957)
AR (1)	-0.334 (0.000)	-0.698 (0.000)	-1.106 (0.000)	-1.107 (0.000)	0.306 (0.214)	-1.113 (0.000)	-1.152 (0.000)
AR (2)	-0.773 (0.000)	-0.383 (0.000)	-0.759 (0.000)	-0.759 (0.000)	0.672 (0.005)	-0.755 (0.000)	-0.742 (0.000)
MA(1)	0.356 (0.000)	0.668 (0.000)	1.070 (0.000)	1.071 (0.000)	-0.359 (0.168)	1.073 (0.000)	1.104 (0.000)
MA (2)	0.872 (0.000)	0.462 (0.000)	0.761 (0.000)	0.761 (0.000)	-0.636 (0.014)	0.752 (0.000)	0.740 (0.000)
β_1 GARCH in Mean				0.078 (0.871)			
Varyans Denklemi							
C	0.001786 (0.000)	0.001533 (0.000)	0.000284	0.000283 (0.000)	-1.056960 (0.000)	0.000282 (0.000)	0.013457 (0.001)
α_1	0.943085 (0.000)	0.713652 (0.000)	0.401530 (0.000)	0.400127 (0.000)	0.507476 (0.000)	0.429171 (0.000)	0.298669 (0.000)
α_2		0.216989 (0.000)					
β_1			0.642339 (0.000)	0.643299 (0.000)	0.876681	0.644502 (0.000)	0.689281
γ (Asymm- int)					0.044287 (0.003)	-0.060195 (0.130)	-0.106818
δ							0.737111 (0.000)
lftwitter	0.000947 (0.000)	0.000586 (0.004)	0.001618 (0.000)	0.001616 (0.000)	0.593621 (0.000)	0.001634 (0.000)	0.029868 (0.000)
AIC	-2.875083	-2.913932	-2.980214	-2.978667	-2.986728	-2.979205	-2.995443
SIC	-2.842621	-2.877412	-2.943695	-2.938090	-2.946151	-2.938628	-2.950808
ARCH LM Testi (F İstatistiği)	3.029 (0.082)	1.236 (0.266)	0.259 (0.610)	0.269 (0.603)	0.024 (0.876)	0.266 (0.605)	0.002 (0.961)

Tablo 7, Cardano için denenen alternatif ARCH-GARCH modeli sonuçlarını göstermektedir. Model koşullarını sağlayan ve en düşük AIC ve SIC kriterine sahip olan GARCH-M modeli volatilitiyi en iyi şekilde modellemektedir. Twitter Belirsizlik Endeksi katsayısı diğerleri gibi düşük olsa da Cardano için istatistiki olarak anlamlıdır.

Tablo 7. Cardano İçin Alternatif ARCH-GARCH Modellerinin Tahmin Sonuçları

Cardano							
	ARCH (1)	ARCH (2)	GARCH (1,1)	GARCH-M (1,1)	EGARCH (1,1)	TARCH (1,1)	PARCH (1,1)
Ortalama Denklemi							
C	0.0000 (0.962)	0.0003 (0.824)	0.0001 (0.903)	-0.0080 (0.038)	0.00077 (0.594)	0.00000 (0.993)	0.0010 (0.429)
AR (1)	-0.714 (0.000)	-0.7371 (0.000)	-0.6332 (0.000)	-0.6751 (0.000)	-0.5597 (0.002)	-0.6366 (0.000)	-0.5431 (0.001)
MA(1)	0.633 (0.000)	0.6670 (0.000)	0.5526 (0.004)	0.0582 (0.000)	0.4669 (0.017)	0.5570 (0.004)	0.4452 (0.014)
β_1 GARCH in Mean				2.1125 (0.060)			
Varyans Denklemi							
C	0.003356 (0.000)	0.003154 (0.000)	0.000336 (0.000)	0.000342 (0.000)	-0.500804 (0.000)	0.000347 (0.000)	0.006954 (0.156)
α_1	0.140585	0.135240 (0.000)	0.100455 (0.000)	0.100565 (0.000)	0.194834 (0.000)	0.095900 (0.000)	0.103961 (0.000)
α_2		0.061776 (0.000)					
β_1				0.813078 (0.000)	0.936487 (0.000)	0.806516 (0.000)	0.862318 (0.000)
β_1			0.814959 (0.000)				
γ (Asymm-int)					-0.007795 (0.5332)	0.023005 (0.219)	0.082995 (0.2022)
δ							0.780950 (0.000)
lftwitter	0.001382 (0.000)	0.001434 (0.000)	0.002455 (0.000)	0.002527 (0.000)	1.037363 (0.000)	0.002488 (0.000)	0.046556 (0.009)
AIC	-2.732275	-2.735416	-2.798476	-2.802214	-2.808718	-2.797417	-2.809589
SIC	-2.707944	-2.707030	-2.770090	-2.769773	-2.776277	-2.764976	-2.773092
ARCH LM Testi (F İstatistiği)	0.0909 (0.763)	0.0844 (0.771)	0.0055 (0.813)	0.1643 (0.685)	0.0001 (0.988)	0.0956 (0.757)	0.0051 (0.942)

Tether için alternatif modellerin sonuçlarının yer aldığı Tablo 8'e göre ARCH-GARCH modelleri koşullarının sağlandığı bir model tespit edilememiştir. Kripto varlıkların grafiklerle volatilité için ön çıkarımının yapıldığı bölümde de belirtildiği gibi Tether'in oynaklığı volatilité modelleri için uygun değildir.

Tablo 8. Tether İin Alternatif ARCH-GARCH Modellerinin Tahmin Sonuları

Tether						
	ARCH (1)	ARCH (2)	GARCH(1,1)	EGARCH (1,1)	TARCH (1,1)	PARCH (1,1)
Ortalama Denklemi						
C	0.0004 (0.000)	-0.0001 (0.000)	0.0002 (0.000)	0.00019 (0.000)	0.000202 (0.000)	0.0002 (0.000)
Varyans Denklemi						
C	0.000000 (0.000)	0.000003 (0.000)	0.000000 (0.0214)	-1.008065 (0.000)	0.000000 (0.0207)	0.000000 (0.536)
α_1	1.056579 (0.000)	0.284931 (0.000)	0.392649 (0.000)	0.666293 (0.000)	0.404367 (0.000)	0.408399 (0.000)
α_2		0.167550 (0.000)				
β_1			0.684775 (0.000)	0.963118 (0.000)	0.682946 (0.000)	0.670608 (0.000)
β_1						
γ (Asymm-int)				-0.017112 (0.3662)	-0.018724 (0.6305)	-0.009552 (0.693)
δ						2.145516 (0.000)
lftwitter	0.000000 (0.000)	0.000004 (0.000)	0.000000 (0.115)	0.285009 (0.021)	0.000000 (0.137)	0.000000 (0.620)
AIC	-9.653868	-9.299307	-9.879457	-9.902269	-9.878114	-9.876792
SIC	-9.637658	-9.279044	-9.859194	-9.877953	-9.853799	-9.848424
ARCH LM Testi (F İstatistiđi)	0.206317 (0.649)	91.892 (0.000)	21.062 (0.000)	5.9791 (0.014)	20.453 (0.000)	16.327 (0.000)

4. Sonu

Kripto paralar, finansal piyasalarda ok uzun sredir yer alan finansal varlıklar deđildir. yle ki birok arařtırmacı bu varlıkların para sınıfına dahil edilecek tm Őartları tařımaması sebebi ile ‘‘para’’ olarak adlandırılmasını uygun grmemektedir. Aıkası bir taraftan, kripto paraların vasfı, bu paraları lkelerin geerli sayıp saymadıđı ve iřlem hacmi yksek olan paralar dıřındakilerin gelecek vadedip etmediđi tartıřılırken bir taraftan da teknolojinin nemli geliřmeler kaydettiđi bu srete kripto paraların gelecekte mutlaka yer alacađı dřnlmektedir. Byle bir ortamda kripto paralar, Trkiye dahil olmak zere birok yatırımcının dikkatini ekmiř ve gelecekte bugnden daha nemli bir deđer olarak karřılarına ıkacađına inanan yatırımcıların ilgi odađı olmuřtur. Bu noktada ani ykseliř ve dřřler kaydeden kripto paraların fiyat hareketlerinin ynnn ve volatilitenin belirlenmesi nem kazanmaktadır. Tıpkı diđer finansal varlıklar gibi kripto paraların volatilitenin de birok faktrden etkilenebileceđi ihtimal dahilindedir. Daha nce yapılan sınırlı alıřmada kripto varlıkların volatilitenin uluslararası endekslerden ve lke belirsizlik endekslerinden etkilenip etkilenmeme sorusuna yanıt aranmaya alıřılmıřtır. Bu alıřmada ise yakın bir zamanda yayımlanan Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin kripto varlıkların volatilitesine etkisi tartıřılmaktadır. Sosyal medya kullanımının olduka yaygınlařtıđı gnmzde 350 milyon kullanıcısı (Global Digital Overview) ile Twitter nemli gndem konularının tartıřıldıđı bir platform olarak bilinmektedir.

Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi ekonomi ve belirsizlik kelimelerinin yer aldıđı tweetler dikkate alınarak oluřturulmuřtur. Twitter’da birok kez gndem olan kripto paralar, bu alıřmada ampirik olarak incelenmiřtir. Arařtırmada, ekonomik belirsizliđin konu olduđu tweetlerin kripto paraların volatilitesine etkisi arařtırılmıřtır. Bu kapsamda piyasa deđerleri en yksek altı kripto para

biriminin öncelikle birim kök testleri yapılmış ve volatiliteler için düzeyde durağan olmayan seriler için fark verileri ile devam edilmiştir. ARCH-GARCH ailesi modellerinin kullanıldığı çalışma için bu modelleri uygulayabilmek için ön koşul olarak dikkate alınan ARCH etkisinin varlığı araştırılmış ve ARCH etkisi taşımayan kripto varlıklar analiz dışı bırakılarak hem bu çalışmada rapor edilen hem de edilemeyen birçok volatiliteler modeli denenmiştir.

Araştırma sonuçlarına göre Binance için volatiliteleri en iyi yakalayan model GARCH (1,1), Ripple ve Cardano için ise sırasıyla ARCH (2), GARCH – M olarak tespit edilmiştir. Araştırma sorusunun cevabı ise varyans denkleminde dahil edilen “Iftwitter” katsayısının anlamlılığına bakılarak verilmiştir. Binance, Ripple ve Cardano kripto paraları için katsayısı düşük olsa da Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu durumda bir sosyal medya platformu olarak Twitter’da yer alan belirsizlik ve ekonomi içerikleri tweetlerin kripto paraların volatilitelerini etkilemektedir. Volatiliteler modelleri oluşturulan tüm kripto varlıklar için anlamlı etki tespit etmek, piyasa büyüklükleri farklılık gösterse de Twitter platformunun etki alanının geniş olduğunu göstermektedir. Çalışma sonuçları daha önce Koy vd. (2021) ile Yen ve Cheng (2021) tarafından yapılan kripto varlıkların volatilitelerini etkileyen faktörlere ilişkin sonuçlara benzemektedir. Zira bahsi geçen çalışmalarda da kripto varlıkların volatilitelerinin uluslararası ölçütteki değerlerden etkilendiği bulgusu elde edilmiştir.

Daha sonra yapılacak çalışmalarda belirsizlik kavramı daha fazla genişletilerek, Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi ABD ve Avrupa’ya ilişkin çeşitli belirsizlik ölçütleri ile birlikte dikkate alınarak incelenebilir.

Araştırmacıların Katkı Oranı Beyanı

Yazar, makalenin tamamına yalnız kendisinin katkı sağlamış olduğunu beyan eder.

Çıkar Çatışması Beyanı

Bu çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynakça

- Almansour, B. Y., Alshater, M. M. and Almansour, A. Y. (2021). Performance of ARCH and GARCH models in forecasting cryptocurrency market volatility. *Industrial Engineering & Management Systems*, 20(2), 130-139. <https://doi.org/10.7232/iems.2021.20.2.130>
- Baker, S. B., Bloom, N., Davis, S. J. and Renault, T. (2020). *Twitter-derived measures of economic uncertainty* (Working Paper). Retrieved from http://policyuncertainty.com/media/Twitter_Uncertainty_5_13_2021.pdf
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouoiyour, J. and Selmi, R. (2015). What does Bitcoin look like? *Annals of Economics and Finance*, 16(2), 449-492. doi:10.1142/S2010495215500025
- Burniske, C. and Tatar, J. (2018). *Cryptoassets: The innovative investor's guide to Bitcoin and beyond*. New York: Mc Graw Hill Education.
- Çarkacıođlu, A. (2016). *Kripto-para Bitcoin*, (SPK Arařtırma Raporu). Eriřim adresi: <https://www.spk.gov.tr/siteapps/yayin/yayingoster/1130>
- Catania, L., Grassi, S. and Ravazzolo, F. (2018). Predicting the volatility of cryptocurrency time-series. In M. Corazza, M. Durban, A. Grane, C. Perna and M. Sibillo (Eds.), *Mathematical and statistical methods* (pp. 203-207). New York: Springer International Publishing.
- Cheikh, N. B., Zaied, Y. B. and Chevallier, J. (2020). Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: New evidence from smooth transition GARCH models. *Finance Research Letters*, 35, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.09.008>
- Dyrhberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of Bitcoin is it the virtual gold. *Finance Research Letters*, 16, 139-144. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Ertuđrul, M. (2019). Kripto paraların volatilité dinamiklerinin incelenmesi: GARCH modelleri üzerine bir uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Arařtırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71. <https://doi.org/10.11611/yead.555713>
- Financial Action Task Force. (2014). *Virtual currencies: Key definitions and potential AML / CFT risks*. Retrieved from <https://www.fatf-gafi.org/media/fatf/documents/reports/virtual-currency-key-definitions-and-potential-aml-cft-risks.pdf>
- Global Bitcoin node dađılımı. (2021). Global Bitcoin node dađılımı. Eriřim adresi: <https://bitnodes.io/>
- Kahraman, İ. K., Küçükşahin, H. ve Çađlak, E. (2019). Kripto para birimlerinin volatilité yapısı: GARCH modelleri karřılařtırması. *Fiscaoeconomia*, 3(2), 21-45. doi: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. K. (2020). En yüksek piyasa deđerine sahip üç kripto paranın volatilitelerinin tahmin edilmesi. *Finansal Arařtırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168. doi:10.14784/marufacd.688447
- Koy, A., Yaman, M. ve Mete, S. (2021). Kripto paraların volatilité modelinde ABD borsa endekslerinin yeri: Bitcoin üzerine bir uygulama. *Finansal Arařtırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(24), 159-170. <https://doi.org/10.14784/marufacd.880672>
- Kripto para piyasa deđerleri. (2021). Kripto para piyasa deđerleri. Eriřim adresi: <https://coinmarketcap.com/>
- Kumar, A. S. and Anandarao, S. (2019). Volatility spillover in crypto-currency markets: Some evidences from GARCH and wavelet analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 524, 448-458. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.154>

- Mandelbrot, B. (1963). The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*, 36(4), 394-419. Retrieved from <http://www.jstor.org/>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2019). *Cryptoassets in Asia: Consumer attitudes, behaviours and experiences*. Retrieved from <https://www.oecd.org/finance/2019-cryptoassets-in-asia.pdf>
- Reza, S. (2021). *Bitcoin, cryptocurrency and cryptoassets*. Canada: Unica Communications.
- Şahin, E. E ve Özkan, O. (2018). Asimetrik volatilitenin tahmini: Kripto para Bitcoin uygulaması. *Bilecik Şeyh Edipali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(2), 240-247. <https://doi.org/10.33905/bseusbed.450018>
- Smales, L. A. (2021). Volatility spillovers among cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(10), 493-505. <https://doi.org/10.3390/jrfm14100493>
- Teker, T., Konuşkan, A., Ömürberk, V. ve Bekçi, İ. (2020). Bitcoin ve kripto paralar hakkında çıkan haberlerin Bitcoin fiyatları üzerine etkisi. *Maliye ve Finans Yazıları*, 113, 65-74. <https://doi.org/10.33203/mfy.567989>
- Thies, S. and Molnar, P. (2018). Bayesian change point analysis of Bitcoin returns. *Finance Research Letters*, 27, 223-227. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3144623>
- Twitter Bazlı Belirsizlik Endeksi (2021). Twitter bazlı belirsizlik endeksi. Erişim adresi: <https://www.policyuncertainty.com/index.html>
- Yen, K. C. and Cheng, H. P. (2021). Economic policy uncertainty and cryptocurrency volatility. *Finance Research Letters*, 38, 101428. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101428>

DOES THE TWITTER-BASED UNCERTAINTY INDEX AFFECT THE VOLATILITY OF CRYPTOCURRENCIES?

EXTENDED SUMMARY

Aim of the Study

In this study, it is aim to examines the effect of the Twitter-Based Uncertainty Index which has created according to tweets containing the keywords "uncertainty" and "economy" since 2011 on the volatility of crypto currency which is one of the most popular investment tools of recent years. Binance, Bitcoin, Cardano, Ethereum, Ripple and Tether assets which have high market value are examined with daily data for the period 18/01/2018- 11/07/2021.

Literature

Although it has not been a long time since cryptocurrencies appeared in the market, it is possible to come across many studies on cryptocurrencies in the literature especially in the last 5 years. In the literature, there are studies on the relationship of cryptocurrencies with other investment instruments and stock exchanges, price prediction and volatility modeling of crypto assets.

This study is similar to the article by Koy et al. (2021), in which they investigated whether the volatility of Bitcoin is affected by the US stock market index returns. In the study examining the volatility of a single cryptocurrency, they determine that the S&P500, Nasdaq and Dow Jones indices are significant in explaining the volatility of Bitcoin.

The article of Yen and Cheng (2021) is also similar to this study. Yen and Cheng (2021) investigated the relationship between the economic policy uncertainty index (EPU) and cryptocurrency volatility. They state that a change in China's EPU predicted cryptocurrency volatility, but a change in the US, Japan's or Korea's EPU had no such effect.

As a result of the research on cryptocurrencies, no study has been found that examines the effect of the Twitter-Based Uncertainty Index on the volatility of cryptocurrencies. It is expected that the study will contribute to the literature as it is the first time to examine the interaction of twitter, which is one of the important social media tools, and the volatility of crypto assets.

Method

The ARCH (Autoregressive Conditional Varying Variance) model, which is developed by Engle (1982) and frequently used in the analysis of time series, includes varying variance in the model, unlike traditional time series methods.

Bollerslev (1986) eliminated some of the coefficient constraints in the conditional variance equation of the ARCH model with the GARCH (Generalized Autoregressive Conditionally Varying Variance) model, and later on, models such as ARCH-M, EGARCH, TARARCH, PARARCH, GJR-GARCH that included conditional variance in the equation in different ways emerged. These models are generally known as ARCH-GARCH family models.

Results

The Twitter-Based Uncertainty Index was created by considering tweets with the words economy and uncertainty. Cryptocurrencies, which are on the agenda many times on Twitter, have been empirically examined in this study. The research generally takes into account the effect of tweets about economic uncertainty on the volatility of cryptocurrencies. ARCH-GARCH family models were used in this study. In this context, unit root tests of the six cryptocurrencies with the highest market value were carried out first and continued with the difference data for the non-stationary series for volatility models. In order to apply these models, the existence of the ARCH effect was investigated and crypto assets that did not have the ARCH effect were excluded from the analysis, and many volatility models that were both reported and not reported in this study were tested. According to the results of the research, the model that best captures volatility for Binance is GARCH (1,1), and for Ripple and Cardano, ARCH (2), GARCH – M, respectively.

Conclusion

The basic research question can be answered by looking at the significance of the "lftwitter" coefficient included in the variance equation. Although the coefficient is low for Binance, Ripple and Cardano cryptocurrencies, the Twitter Based Uncertainty Index is statistically significant. In this case, the uncertainty and economy content on Twitter as a social media platform affects the volatility of cryptocurrencies. The results of the study are similar to the results of previous studies by Koy et al (2021) and Yen and Cheng (2021). In future studies, the concept of uncertainty can be expanded further and the Twitter Based Uncertainty Index can be examined by considering various uncertainty measures related to the USA and Europe.