

Kripto Paralar ile Dolar Endeksi Arasında Varyansta Nedensellik İlişkisi

Serhat Sezen¹

Özet

Bu çalışmada, Dolar endeksi ile en yüksek piyasa değerine sahip ilk on kripto para birimi arasından en geniş örneklem hacminin elde edilebildiği yedi kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin) arasındaki volatilitate yayılma etkisinin olası varlığının tespit edilebilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, 31 Aralık 2017 ile 09 Şubat 2023 tarihleri arasında günlük veriler kullanılarak, Dolar endeksi ile kripto para birimleri arasında getiri ve volatilitede yayılma etkisinin olası varlığı Hong (2001) tarafından geliştirilen ortalamada ve varyansta nedensellik testi ile araştırılmıştır. Ortalamada nedensellik testinden elde edilen sonuçlara göre, Dolar endeksinden Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano'ya doğru tek yönlü nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Bu sonuç, getirilerde Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano kripto para birimlerinin fiyatlarında görülen değişimlerin, Dolar endeksinde görülen fiyat hareketlerinden etkilendiklerini göstermektedir. Diğer taraftan, Dolar endeksi ile Tether ve Dogecoin arasında herhangi bir nedensellik ilişkisine rastlanılmamıştır. Varyansta nedensellik test sonuçlarına göre ise, Dolar endeksi ile çalışmada yer alan tüm kripto para birimleri arasında çift yönlü volatilitate yayılma etkisi olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuç, Dolar endeksi hakkında piyasaya gelecek yeni bir haber karşısında, Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin kripto para birimlerinin anında tepki göstereceğini ve volatilitelerinin artacağını; benzer şekilde, çalışmada yer alan kripto para birimleri hakkında piyasaya yeni bir haber gelmesi halinde Dolar endeksinin de anında tepki göstereceği, volatilitelerinin artacağını göstermektedir.

1 Öğr. Gör. Dr., Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi, Malkara Meslek Yüksekokulu, Yönetim ve Organizasyon Bölümü, İşletme Yönetimi Programı, ssezen@nku.edu.tr, ORCID: 0000-0002-8018-2769

GİRİŞ

Tarihsel açıdan geçmişten günümüze kadar piyasalar genel olarak incelendiğinde, çok büyük bir gelişimin yaşandığı görülmektedir. Malların birbirleriyle takas edilmesi yoluyla yapılan ticaret, zamanla takas aracı olarak kullanılan enstrümanların değişime uğramasına yol açarken aynı zamanda piyasaların ihtiyaçlarına göre de gelişerek alım satım işlemlerini olabildiğince kolaylaştırmayı amaçlamıştır (Bunjaku vd., 2017: 32). Bu bağlamda ticaret, önceleri altın ve gümüş gibi kıymetli metallerle yapılırken, günümüzde çek, döviz gibi para olarak görülebilen kağıt varlıkların kullanılmasıyla gerçekleştirilmektedir.

Modern ekonomilerde para, değiş tokuşa duyulan güven eksikliği sorununu çözerek ticareti kolaylaştıran bir sosyal sözleşme olarak tanımlanabilir. Bu tanımlama paranın bir değişim aracı olduğunu ifade ederken, para aynı zamanda bir ekonomide ticareti yapılan mal ve hizmetler için ortak bir değer ölçüsü olarak bir hesap birimi ve satın alma gücünü bugünden geleceğe aktarmak için bir değer biriktirme deposu olarak da işlev görmektedir (Claeys vd., 2018: 3). Bununla birlikte, paranın işlevleri ekonomide işlem yapma yöntemi olan ödemeler sisteminin gelişimine bakılarak ve zaman içinde aldığı biçimler incelenerek de değerlendirilebilir. Özellikle bilim ve teknolojinin hızla geliştiği günümüzde, elektronik ödeme teknolojisinin keşfedilmesi ve kısa sürede yaygınlaşmasıyla birlikte, tüketiciler çek, nakit para gibi kağıt varlıkların yerine banka ve kredi kartlarını kullanarak banka hesaplarından doğrudan bir tüccarın hesabına elektronik olarak para aktarabilmekte ve istedikleri mal ve hizmetleri satın alabilmektedirler (Mishkin, 2015: 99-100).

Bilim ve teknolojideki hızlı gelişime ilaveten internet kullanımının da dünya çapında yaygınlaşmasıyla birlikte internet üzerinden alışveriş yapan tüketici sayısı hızla artmış ve bu durum perakende sektörleri açısından devrime yol açmıştır. Hızla artan çevrimiçi ticarete, elektronik ödemelerin gerçekleştirilmesi, güvenilir bir üçüncü taraf olarak hizmet veren finansal kurumlar tarafından sağlanmıştır. Bu sistemde her ne kadar pek çok işlemin gerçekleştirilmesi sağlansa da finansal kuruluşun gizlilik ve güvenlik kontrollerinden dolayı işlem hızı oldukça yavaş ve yapılan işlemlerin komisyon tutarları nedeniyle de maliyetli olmaktadır. Bu durum, elektronik ödeme işlemlerinin çok hızlı, sorunsuz ve ucuz olarak gerçekleştirilmesini sağlayan, mali müfettişleri atlatan ve merkezi olmayan kripto para birimlerinin ortaya çıkmasını tetiklemiştir (Sovbetov, 2018: 2).

İlk kripto para birimi Bitcoin adıyla 2008 yılında “Satoshi Nakamoto” takma adını kullanan bir grubun yayınladığı makale ile ortaya çıkmıştır

(Berentsen ve Schar, 2018: 1). Bitcoin, finansal işlemlerin herhangi bir aracı olmadan gerçekleşmesini sağlayan bir dijital para birimi ağıdır. Ödeme geri alınamaz, hızlı ve ucuzdur (Salim, 2023: 42). Bitcoin'in altyapısı, matematiksel bir algoritmaya dayanmakta olup, halka açık anlık ödemeleri eşler arası ağ aracılığıyla gerçek zamana yakın işlem izlemeye izin vermekte ve tüm işlem geçmişi bir işlemler zincirinde depolanmaktadır (Nakatomo, 2008; Bartos, 2015: 11).

Kripto para birimleri, geleneksel para birimlerine kıyasla bazı avantajlara sahiptirler. Bir kripto para birimi, gerçek bir para birimi gibi olmakla birlikte merkez bankaları tarafından çıkarılmazlar ya da kripto para birimi olarak ulusal para birimi ile finansal olarak desteklenmeleri gerekmez. Bunun yerine, para birimini oluşturmak için bir kriptografik algoritma kullanılır (Albuquerque vd., 2015:5). Ayrıca, protokolü tarafından garanti edilen diğer para birimlerine kıyasla muazzam bir esnekliğe ve uluslararası transfer hızına sahiptirler. Bu itibarla, kripto para birimleri, kullanıcılarının kimlikleri bilinmediği için izleme listelerine veya ambargo uygulanan ülkelere dayalı transferleri kısıtlanmamaktadır (Dyhrberg, 2016: 86).

Bitcoin'le başlayan kripto para birimleri özellikle son on yılda yatırımcılardan ve politika yapıcılardan birçok nedenden dolayı kapsamlı ve artan bir ilgi görmesiyle birlikte çok sayıda yeni kripto biriminin ortaya çıkmasına neden olmuştur (Mokni ve Ajmi, 2021: 238). 2023 şubat ayı itibarıyla kripto para piyasasında işlem gören 8778 adet kripto para birimi bulunmaktadır. Bitcoin dışında kalan diğer kripto para birimleri altcoinler olarak adlandırılmaktadır.

Çevrimiçi ticarete, elektronik ödeme aracı olarak ortaya çıkan kripto para birimleri aynı zamanda finansal varlık olarak da kullanılabilir (Giudici vd., 2020: 8). Özellikle fiyatlarında görülen yüksek volatilité bu para birimlerine olan ilginin giderek artmasına neden olmuş; kurumsal ve bireysel yatırımcılar açısından kripto para birimleri spekülâtif bir yatırım aracı olarak değerlendirilmeye başlanmıştır (Baek ve Elbeck, 2014: 30).

Bu çalışmada, kripto para birimleri ile bireysel döviz kurları arasında tam olarak yansıtılamayan volatilité yayılma etkisi, altı yabancı para birimi (euro, yen, sterlin, İsviçre frangı, Kanada doları ve İsveç kronu) tarafından oluşturulan sepete göre değeri belirlenen Amerikan doları endeksi ile en yüksek piyasa değerine sahip ilk on kripto para biriminden en geniş örneklem hacminin sağlandığı yedi tanesi arasındaki volatilité yayılma etkisi araştırılarak, kripto para birimlerinin alternatif yatırım araçları olup olamayacağına yanı sıra, yatırımcıların yatırım kararlarındaki belirsizliği

azaltmasına ve kaynakların etkin bir şekilde tahsis edilmesini sağlmasına yardımcı olabilmesi amaçlanmaktadır.

1. LİTERATÜR İNCELEMESİ

İlk kripto para birimi olan Bitcoin'den bu yana kısa zamanda çok sayıda kripto para biriminin ortaya çıktığı görülmüştür. İlk kripto para olması ve kripto para birimleri arasında en yüksek piyasa değerine sahip olması nedeniyle Bitcoin hakkında literatürde çok sayıda çalışmaya rastlamak mümkündür. Bu çalışmalarda genellikle Bitcoin'in kendine has özelliklerinin tanıtılmasının yanı sıra Bitcoin ile geleneksel para birimleri arasındaki ilişkilerin incelendiği görülmektedir. Bununla birlikte, literatürde az da olsa yüksek piyasa değerli kripto para birimlerinin kendi aralarında ve geleneksel para birimleri ile olan nedensellik ilişkilerinin araştırıldığı çalışmalara rastlamak da mümkündür.

Koutmos (2018), en yüksek piyasa değerine sahip 18 kripto para birimi arasındaki karşılıklı bağımlılıkları getiri ve volatilité yayılmaları bağlamında incelediği çalışmasında, Bitcoin'in, araştırmada yer alan diğer kripto para birimleri arasında getiri ve volatilité yayılmalarında baskın rolünün olduğu, getiri ve volatilité yayılma etkilerinin zaman içinde istikrarlı bir şekilde arttığı, kripto para birimleri ile ilgili piyasaya gelen önemli haberler sırasında yayılmalarda ani artışların olduğunu saptamıştır. Bu bağlamda, bulguların kripto para birimleri arasında artan karşılıklı bağımlılığa işaret ettiği ve buna bağlı olarak daha yüksek derecede bulaşma riskini gösterdiği sonucuna ulaşmıştır. Radovanov vd., (2018), piyasa değerine göre dört büyük kripto para birimi olan Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin'in ABD Doları karşısında günlük getirilerini ve kripto para birimleri arasındaki fiyat hareketlerini GARCH, GJR ve EGARCH modellerini kullanarak incelemişlerdir. Sonuçlar, oynaklığın zaman içindeki kalıcılığını ve günlük getiriler açısından küçük bir volatilité asimetrisi olduğunu göstermektedir.

Katsiampa (2019), piyasa değeri açısından en büyük iki kripto para birimi olan Bitcoin ile Ethereum arasında volatilité dinamiklerini iki değişkenli Diagonal BEKK-GARCH modelini kullanarak incelediği çalışmasında, iki kripto para biriminin koşullu oynaklığının ve aralarındaki korelasyonun büyük haberlere duyarlı olduğunu, ayrıca Ethereum'un Bitcoin'e karşı etkili bir hedge olabileceğini ve optimal portföy ağırlıkları analizi açısından Bitcoin'in Ethereum'a göre daha ağır basması gerektiğini belirtmiştir. Kristjanpoller ve Bouri (2019), geleneksel para birimleri (İsviçre Frangı, Euro, İngiliz Sterlini, Yen ve Avustralya doları) ile ana kripto para birimleri (Bitcoin, Litecoin, Ripple, Monero ve Dash) arasındaki uzun vadeli çapraz korelasyonları ve asimetrik çok yönlülüğü MF-ADCCA modelini kullanarak inceledikleri

çalışmalarında, en fazla Bitcoin ve Litecoin'in asimetrik çok yönlü davranış sergileyen kripto para birimleri olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Kumar ve Anandarao (2019), dört büyük kripto para birimi olan Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin arasında getiri ve volatilité yayılımını DCC-IGARCH(1, 1) modeli ve dalgacık yöntemleri kullanarak analiz etmişlerdir. DCC-IGARCH model sonuçları, getiri çiftleri arasında orta düzeyde volatilité yayılma olasılığına işaret etmektedir. Ayrıca, bir kripto para biriminin volatilitésinin büyük ölçüde kendi dalgalanmalarıyla açıklanabileceği, döviz çiftleri arasındaki korelasyon yapısının, özellikle Bitcoin fiyatları başta olmak üzere piyasanın çöktüğü anlarda zayıflayarak yatırımcılarda paniğe neden olduğunu ortaya koymaktadır.

Urquhart ve Zhang (2019), Bitcoin'in dünya para birimlerine karşı bir korunma (hedge) veya çeşitlendirici olup olamayacağını Asimetrik DCC-GARCH modelini kullanarak inceledikleri çalışmalarında, Bitcoin'in CHF, EUR ve GBP için bir gün içi korunma (hedge) olabileceğini, AUD, CAD ve JPY için ise bir çeşitlendirici görevi gördüğünü tespit etmişlerdir. Aksoy vd., (2020), kripto para birimleri arasında en yüksek işlem hacmine sahip olan beş kripto paranın fiyat dinamiklerini ve aralarındaki nedensellik ilişkilerini Toda- Yamamoto nedensellik testini kullanarak inceledikleri çalışmalarında, Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum ve Ripple'dan Litecoin'e doğru tek yönlü nedensellik ilişkisi olduğu, ethereum'un diğer tüm kripto para birimlerini etkilediği ve çalışmada yer alan beş kripto para biriminin aralarında farklı kombinasyonlarla en az iki kripto para birimiyle iki yönlü nedensellik ilişkisi olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Chancharat ve Butda (2021), Bitcoin, altın ve petrol getirileri arasındaki dinamik ilişkileri analiz etmek amacıyla köşegen BEKK-GARCH modelini kullanmışlardır. Sonuçlar, gecikmeli getirilerin petroldeki mevcut getirileri ters yönde etkilediğini; ayrıca Bitcoin'den altına ve petrolden de Bitcoin'e doğru tek yönlü getiri yayılımı olduğunu göstermiştir. Çevik vd., (2021), Bitcoin ile geleneksel döviz kurları arasında getiri ve volatilité yayılma etkisinin varlığını Hong (2001) testini kullanarak inceledikleri çalışmalarında, getirilerde Bitcoin üzerinde Euro, Sterlin ve Kanada Doları'nın etkili olduğunu tespit etmişler, ayrıca Bitcoin ile Euro ve Sterlin arasında da çift yönlü volatilité yayılımı olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Palazzi vd., (2021), Bitcoin ile ABD doları cinsinden ifade edilen geleneksel altı para birimi arasındaki dinamik bağlantıları doğrusal olmayan nedensellik testi ve çok değişkenli BEKK-GARCH modelini kullanarak incelemişlerdir. Sonuçlar, Avrupa ve Çin döviz piyasalarının kripto para piyasası ile daha entegre hale geldiğini, Euro'nun diğer para birimlerine

kıyasla Bitcoin üzerinde en büyük etkiye sahip olduğunu, bununla birlikte 2014 yılında yaşanan yapısal kırılmadan sonra sadece Yuan'dan Bitcoin'e doğru bir ilişki olduğunu göstermiştir. Erdaş ve Yağcılar (2022), G7 ve E7 olarak adlandırılan ülkelerin teknoloji endeksleri ile Bitcoin arasında nedensel bir ilişkinin varlığını Hatemi-J (2012) testini kullanarak incelemişlerdir. Sonuçlar, gelişmiş ülke endekslerinin Bitcoin fiyatları üzerinde etkili olduğunu gösterirken, gelişmekte olan ülkelerin endeksleri üzerinde ise Bitcoin fiyatlarının etkili olduğunu göstermiştir. Buna göre G7 ve E7 ülkeleri arasında asimetrik bir ilişki söz konusudur.

2. EKONOMETRİK METODOLOJİ

Çalışmada, kripto para birimleri ile Amerikan doları endeksi arasındaki volatilité yayılma etkisinin varlığı Hong (2001) tarafından geliştirilen test ile araştırılacaktır.

Cheung ve Ng (1996), iki zaman serisi arasında varyansta nedensellik ilişkisini inceleyebilmek amacıyla kalıntı çapraz korelasyon fonksiyonuna (CCF) dayalı ve dağılım varsayımlarına karşı dayanıklı iki aşamadan oluşan bir test yöntemi önermiştir. Test istatistiği şu şekilde tanımlanmıştır:

X_t ve Y_t gibi iki durağan zaman serisi; $I_t = \{X_{t-j}, J \geq 0\}$ ve $J_t = \{X_{t-j}, Y_{t-j}, J \geq 0\}$ olarak iki bilgi seti şeklinde tanımlanmıştır. Y_t 'nin X_{t+1} 'in varyansta nedeni olabilmesi için;

$$E\{(X_{t+1} - \mu_{x,t+1})^2 | I_t\} \neq E\{(X_{t+1} - \mu_{x,t+1})^2 | J_t\} \quad (1)$$

şeklinde yazılan eşitsizliğin gerçekleşmesi gerekmektedir. Burada, $\mu_{x,t+1}$, I_t 'ye koşullu olarak bağlı olan X_{t+1} 'in ortalamasıdır. Varyansta geri bildirim X Y 'nin ve Y 'de X 'in nedeni ise gerçekleşmektedir. (Cheung ve Ng, 1996: 35).

İki değişkenin ortalaması ve varyansında nedenselliğin test edilebilmesi için, X_t ve Y_t değişkenlerine ilişkin ortalama denklemler şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$U_t = \{(X_t - \mu_{x,t})^2 / h_{x,t}\} = \varepsilon_t^2 \quad (2)$$

$$V_t = \{(Y_t - \mu_{y,t})^2 / h_{y,t}\} = \zeta_t^2 \quad (3)$$

burada, ε_t^2 ve ζ_t^2 standartlaştırılmış kalıntı karelerini göstermektedir. $r_{uv}(k)$, k 'ncü gecikme için standartlaştırılmış kalıntı karelerinin çapraz korelasyon katsayılarını, $r_{\varepsilon\zeta}(k)$ ise standartlaştırılmış kalıntıların çapraz korelasyon katsayılarını göstermektedir. $r_{uv}(k)$ ve $r_{\varepsilon\zeta}(k)$ çapraz korelasyon fonksiyonu (CCF) varyans ve ortalamada nedenselliğin belirlenebilmesi için kullanılmaktadır (Cheung ve Ng, 1996: 36).

Hong (2001), Cheung ve Ng (1996) yönteminde yer alan gecikmelere aynı ağırlıkları vermenin çapraz korelasyonların verimlerini düşürdüğünü belirterek, her gecikmeye kernel ağırlık fonksiyonu vasıtasıyla farklı ağırlıklar vererek esnek bir ağırlıklandırma sağlamış ve S test istatistiğini yeniden tanımlamıştır (Köseoğlu ve Çevik, 2013: 71). Buna göre Hong (2001) test istatistiğini şu şekilde tanımlamıştır:

$$Q_1 = \left\{ T \sum_{j=1}^{T-1} k^2(j/M) \hat{\rho}_{UV}^2(j) - C_{1T}(k) \right\} / \{2D_{1T}(k)\}^{1/2} \quad (4)$$

burada, $k(j/M)$ bir ağırlık fonksiyonudur.

$$C_{1T}(k) = \sum_{j=1}^{T-1} (1 - j/T) k^2(j/M) \quad (5)$$

$$D_{1T}(k) = \sum_{j=1}^{T-1} (1 - j/T) \{1 - (j + 1)/T\} k^4(j/M) \quad (6)$$

$C_{1T}(k)$ ve $D_{1T}(k)$ ortalama ve varyansı göstermektedir. Q-istatistiği testi tek yanlı bir test olup, kalın kuyruklu normal dağılım kritik değerlerini kullanmaktadır (Hong, 2001: 191). Buna göre, Hong (2001) tarafından geliştirilen test yöntemi şu şekilde ifade edilebilir:

Öncelikle, tek değişkenli GARCH (p; q) modelleri tahmin edilerek, koşullu varyans tahmincileri kaydedilir. Daha sonra, merkezi standartlaştırılmış kalıntı kareleri arasındaki örneklem çapraz korelasyon fonksiyonu tahmin edilerek, M gibi tam sayı seçilir ve $C_{1T}(k)$ ve $D_{1T}(k)$ hesaplanır. Son olarak, test istatistiği Q_1 hesaplanır ve hesaplanan Q_1 , kritik değer ile karşılaştırılır. Eğer Q_1 kritik değerden büyükse, sıfır hipotezi reddedilir (Hong, 2001: 193).

3. ÇALIŞMANIN KAPSAMI VE ANALİZ SONUÇLARI

Dolar endeksi ile en yüksek piyasa değerine sahip ilk on kripto para birimi arasından en geniş örneklem hacminin elde edilebildiği yedi kripto para birimi (Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin) arasındaki volatilité yayılma etkisinin olası varlığının araştırıldığı çalışmada, 31 Aralık 2017 ile 09 Şubat 2023 tarihleri arasında günlük verilerden oluşan 1334 adet gözlem kullanılmıştır. Kripto para birimlerine ilişkin fiyat serileri, ABD Doları cinsinden, Amerikan doları endeksine ait seri ise altı yabancı para birimi (euro, yen, sterlin, İsviçre frangı, Kanada doları ve İsveç kronu) tarafından oluşturulan sepet ile belirlenen değeri göstermektedir.

Tablo 1. Toplam Piyasa Değerlerine Göre İlk 10 Kripto Para

Kripto Para	Sembol	Piyasa Değeri (\$)	Fiyat (\$)
Bitcoin	BTC	432.933.381.201	22.413,75
Ethereum	ETH	191.907.953.493	1.567,55
Tether	USDT	71.591.673.265	1,00
BNB	BNB	45.306.551.583	286,61
USD Coin	USDC	43.658.342.799	0,9999
Ripple	XRP	19.107.226.611	0,3744
Cardano	ADA	11.371.453.155	0,3276
Polygon	MATIC	10.052.046.703	1,15
Dogecoin	DOGE	9.851.830.969	0,07419
Binance USD	BUSD	8.412.808.566	0,9999

Kaynak: Coinmarketcap.com (07.03.2023)

Tüm seriler, $r_t = 100 * \ln(P_t / P_{t-1})$ formülü ile hesaplanarak getiri serilerine dönüştürülmüştür. Çalışmada yer alan değişkenlere ait serilerin tamamı investing.com sitesinden elde edilmiştir.

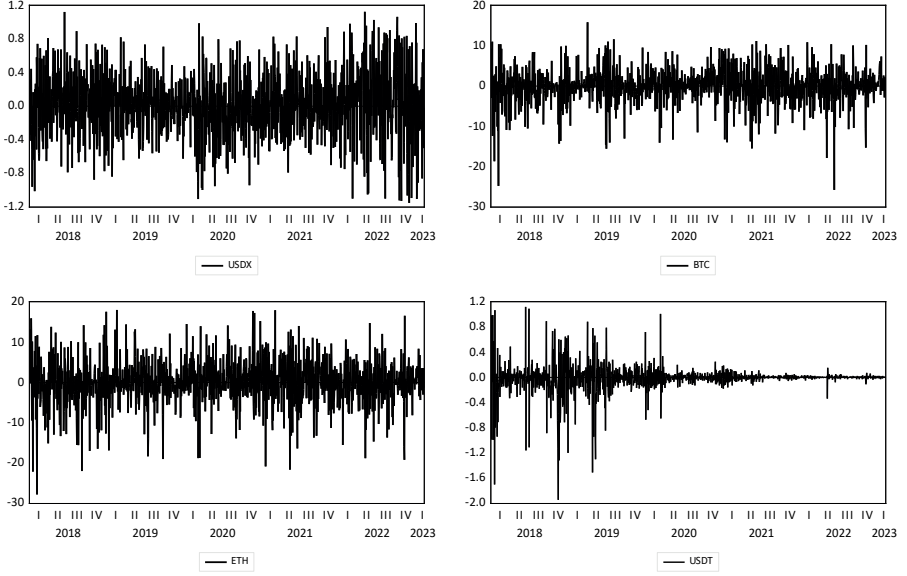
Zaman serilerinin kullanıldığı ve yüksek örneklem hacminden oluşan ARMA tipi modellerde, “sapan değer” olarak adlandırılan, veri setleri içerisinde büyük farklılıkların görüldüğü gözlem değerleri ile karşılaşılabilir. Bu sapan değerler, hatalı veri girişinden kaynaklanması ve ilgili gözlemi etkilemesinin yanı sıra beklenmedik bir şok karşısında da ortaya çıkıp kendinden sonraki tüm gözlem değerlerini etkileyebilmektedir (Fox, 1972). Bu durum ile ilgili olarak Perron (1990), sapan değerlerin olduğu veri setleri ile kurulan ARMA modellerinden elde edilen parametre tahmin sonuçlarının sapmalı ve tutarsız olacağını ve modellerin öngörü performanslarının da düşük olacağını ifade etmiştir.

Çalışmada, yüksek örneklem hacmi ile çalışılması nedeniyle sapan değerlerle karşılaşma ihtimaline karşı tüm getiri serileri için Verardi ve Vermandele (2018) tarafından geliştirilen sapan değer analizi yapılarak, sapan değerler belirlenmiş ve gereken düzeltmeler yapılmıştır.

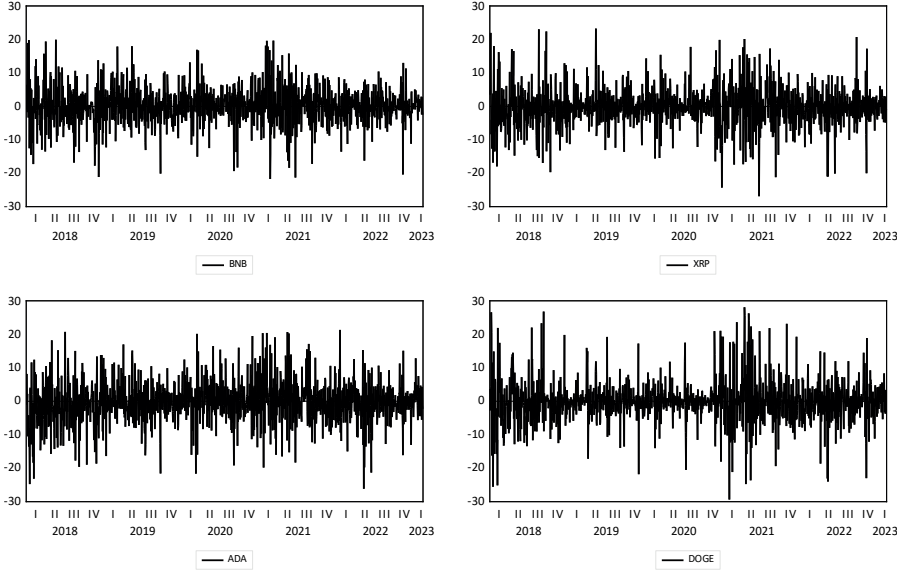
Tablo 2. Getiri Serilerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

	USDX	BTC	ETH	USDT
Gözlem	1334	1334	1334	1334
Ortalama	0.006	0.036	0.041	-0.010
Maksimum	1.124	15.896	18.043	1.122
Minimum	-1.158	-25.896	-27.871	-1.948
Std. Sapma	0.376	4.219	5.491	0.220
Çarpıklık	-0.057	-0.722	-0.379	-1.579
Basıklık	3.354	6.511	5.107	20.614
Jargue-Bera	7.287 [0.026]	202.51 [0.000]	130.03 [0.000]	1148.0 [0.000]
Q(50)	61.665 [0.125]	53.028 [0.358]	56.256 [0.252]	117.94 [0.000]
Qs(50)	400.30 [0.000]	131.00 [0.000]	79.980 [0.005]	863.91 [0.000]
ARCH(5)	38.777 [0.000]	31.303 [0.000]	27.201 [0.000]	260.695 [0.000]
ADF	-36.027*	-37.359*	-37.095*	-15.842*
PP	-36.026*	-37.357*	-37.091*	-40.809*
KPSS	0.266*	0.189*	0.347*	0.504*
	BNB	XRP	ADA	DOGE
Gözlem	1334	1334	1334	1334
Ortalama	0.280	-0.177	-0.191	0.171
Maksimum	20.008	23.343	21.420	28.205
Minimum	-21.850	-27.030	-26.263	-29.465
Std. Sapma	5.455	5.759	6.310	6.338
Çarpıklık	-0.086	-0.019	-0.087	0.361
Basıklık	5.064	5.584	4.551	6.893
Jargue-Bera	148.61 [0.000]	219.85 [0.000]	95.251 [0.000]	345.31 [0.000]
Q(50)	61.653 [0.125]	43.624 [0.726]	60.385 [0.149]	60.147 [0.154]
Qs(50)	167.54 [0.000]	168.94 [0.000]	109.67 [0.000]	531.40 [0.000]
ARCH(5)	39.359 [0.000]	54.725 [0.000]	42.052 [0.000]	133.42 [0.000]
ADF	-36.777*	-37.785*	-37.393*	-35.201*
PP	-36.783*	-37.798*	-37.445*	-35.293*
KPSS	0.093*	0.074*	0.680*	0.078*

Tablo 2’de getiri serilerinin tanımlayıcı istatistikleri verilmiştir. Buna göre, örneklem dönemi içinde günlük ortalama getirilerde Dolar endeksi, Bitcoin, Ethereum, BNB ve Dogecoin’in pozitif, Tether, Ripple ve Cardano’nun negatif olduğu, en yüksek ve en düşük yüzde getirilerin sırasıyla en yüksek %28.205 (13.04.2021 tarihinde), en düşük %-29.465 (01.02.2021 tarihinde) Dogecoin’de olduğu görülmektedir. Ayrıca, standart sapma değerinin en yüksek (6.338) olduğu getiri serisinin de yine Dogecoin iken en düşük standart sapma değeri (0.220) ile Tether’dir. Sonuçlar, en yüksek volatilitenin Dogecoin’de olduğunu, dolayısıyla Dogecoin’in çalışmadaki tüm getiri serileri arasında en riskli getiri serisi olduğunu göstermektedir. Çarpıklık ve basıklık değerlerinde, Dogecoin haricindeki tüm getiri serilerinin negatif değerli olmasından dolayı sola asimetrik, Dogecoin’in ise sağa asimetrik olduğu söylenebilirken; basıklık değerleri incelendiğinde, tüm getiri serilerinin basıklık değerleri üçten büyük olduğu için, serilerin aşırı basık ve kalın kuyruklu bir dağılıma sahip oldukları görülmektedir. Jargue-Bera normallik test sonuçları, dolar endeksi getiri serisinin %5, geriye kalan diğer getiri serilerinin ise %1 anlamlılık düzeyinde normal dağılmadığını göstermektedir. Getiri serilerinde otokorelasyonun varlığını incelemek için yapılan Box- Pierce Q istatistikleri ise ortalamada Tether, varyansta ise tüm getiri serilerinin otokorelasyonlu olduğunu göstermektedir. Ayrıca, getiri serilerinde sabit varyans varsayımının geçerli olup olmadığının incelendiği ARCH-LM test sonuçlarına göre, tüm getiri serilerinin varyanslarının sabit olduğu varsayımının %1 anlamlılık düzeyinde reddedildiği görülmekte olup, bu durum tüm getiri serilerinde ARCH etkisinin varlığına işaret etmektedir. Son olarak, getiri serileri için yapılan durağanlık analizlerine ilişkin (ADF, PP, KPSS) sonuçlara göre ise tüm getiri serilerinin %1 anlamlılık düzeyinde durağan oldukları görülmektedir.



Şekil 1. Getiri Serileri



Şekil 2. Getiri Serileri (Devamı)

Şekil 1 ve Şekil 2'deki düzeltilmiş getiri serilerine ilişkin sonuçlar incelendiğinde, Covid-19 salgınının etkin olduğu 2020 ve 2021 yıllarında Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple, Cardano ve özellikle de Dogecoin getiri serilerinde volatilitenin yükseldiği görülmektedir.

Çalışmada, ortalama ve varyansta nedensellik analizlerinin yapılabilmesi için öncelikle getiri serilerinin modellenmesi gerekmektedir. Getiri serilerinde modelleme yapabilmek için öncelikle ARMA modelleri tahmin edilmeli ve ortalama denklem için en uygun ARMA model yapısı belirlenmelidir. Buna göre, en fazla ARMA (4,4) modeli tahmin edilmiş ve tüm getiri serilerinde en uygun ARMA yapısı Akaike bilgi kriteri tercih edilerek belirlenmiştir.

Ortalama denklemi için belirlenen en uygun ARMA model tahmin sonuçlarından elde edilen hata terimlerinde ARCH etkisine rastlanılmıştır. Bu durum, en uygun ARMA-GARCH modelinin belirlenmesini gerektirmektedir. Buna göre, getiri serileri için belirlenen ARMA- GARCH modelleri tahmin edilerek, elde edilen sonuçlar Tablo 3’de verilmiştir.

Tablo 3. ARMA-GARCH Model Tahmin Sonuçları

	USDX	BTC	ETH	USDT
	GARCH	GARCH	GARCH	EGARCH
Ortalama				
μ	0.005 [0.560]	0.047 [0.000]	0.064 [0.812]	-0.0001 [0.838]
Φ_1	-	-	-	0.355 [0.000]
δ_1	-	-	-	-0.637 [0.000]
Varyans				
ω	0.001 [0.148]	0.494 [0.031]	3.132 [0.148]	-6.846 [0.000]
α	0.032 [0.000]	0.081 [0.000]	0.084 [0.020]	-0.552 [0.000]
β	0.962 [0.000]	0.894 [0.000]	0.814 [0.000]	0.994 [0.000]
θ_1	-	-	-	0.113 [0.002]
θ_2	-	-	-	0.529 [0.000]
γ	-	-	-	-
Δ	-	-	-	-
$\ln(\alpha)$	-	-	-	-
d	-	-	-	-
v	1.718 [0.000]	0.983 [0.000]	1.082 [0.000]	3.475 [0.000]
$Q(150)$	178.003 [0.058]	143.775 [0.627]	155.102 [0.370]	146.315 [0.523]
$Q_S(150)$	157.962 [0.272]	133.402 [0.799]	178.870 [0.042]	11.991 [1.000]
ARCH (5)	0.581 [0.714]	0.261 [0.934]	1.024 [0.401]	0.018 [0.999]
Ln(L)	-542.135	-3656.104	-4073.845	1636.398
AIC	0.820	5.488	6.115	-2.439
SBC	0.839	5.508	6.134	-2.404
H-Q	0.827	5.496	6.122	-2.426
	BNB	XRP	ADA	DOGE

	FIGARCH	HYGARCH	FIEGARCH	FIEGARCH
Ortalama				
μ	0.152 [0.065]	-0.165 [0.063]	-0.176 [0.063]	-0.135 [0.106]
Φ_1	1.457 [0.000]	0.116 [0.001]	-0.984 [0.000]	-0.057 [0.062]
Φ_2	-0.548 [0.002]	-0.303 [0.001]	-0.729 [0.000]	0.021 [0.417]
Φ_3	-	-0.093 [0.458]	-	-
δ_1	-1.501 [0.000]	-0.232 [0.000]	0.929 [0.000]	-
δ_2	0.588 [0.000]	0.309 [0.000]	0.731 [0.000]	-
δ_3	-	0.050 [0.709]	-0.027 [0.175]	-
Varyans				
ω	5.701 [0.005]	-7.184 [0.455]	3.705 [0.000]	6.136 [0.000]
α	-0.511 [0.001]	-0.738 [0.000]	0.006 [0.989]	-0.834 [0.000]
β	-0.338 [0.042]	-0.655 [0.000]	0.531 [0.000]	0.677 [0.000]
θ_1	-	-	-0.008 [0.748]	0.111 [0.032]
θ_2	-	-	0.217 [0.004]	0.763 [0.000]
γ	-	-	-	-
Δ	-	-	-	-
$\ln(\alpha)$	-	0.792 [0.022]	-	-
d	0.278 [0.000]	0.162 [0.035]	0.424 [0.004]	0.807 [0.000]
v	1.147 [0.000]	2.864 [0.000]	1.140 [0.000]	2.504 [0.000]
$Q(150)$	153.053 [0.328]	136.539 [0.658]	153.478 [0.298]	117.893 [0.083]
$Q_S(150)$	130.885 [0.840]	140.884 [0.648]	119.200 [0.071]	51.699 [0.000]
ARCH (5)	0.300 [0.912]	0.414 [0.838]	1.359 [0.193]	0.220 [0.331]
$\ln(L)$	-4034.001	-4046.635	-4257.703	-4033.357
AIC	6.062	6.086	6.402	6.062
SBC	6.101	6.137	6.453	6.100
H-Q	6.077	6.105	6.421	6.076

Not: d volatilitede uzun hafıza parametresini, v ise GED parametresi tahmin değerini göstermektedir. Q ve Q_S sırasıyla hata terimleri ve hata terimlerinin karesi için Box-Pierce Q istatistikleridir. ARCH(5) değişen varyans test sonuçlarını göstermektedir. $\ln(L)$ log-olabilirlik değerini, AIC, SBC ve H-Q ise sırasıyla Akaike, Schwarz ve Hannan-Quinn model seçim kriterlerini göstermektedir. Köşeli parantez içindeki değerler p-değeridir.

Hong (2001) ortalamada ve varyansta nedensellik testinin uygulanabilmesi için, öncelikle ARMA-GARCH model tahminlerinden standardize hatalar ve standardize hata kareleri hesaplanmış ve Q istatistikleri elde edilmiştir. Buna göre, Dolar endeksi ile kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilité yayılmalarına ilişkin yapılan nedensellik testlerinin sonuçları,

ortalamada nedensellik için Tablo 4'te ve varyansta nedensellik için de Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 4. Hong (2001) Ortalamada Nedensellik Test Sonuçları

Nedenselliğin Yönü	M = 2	M = 3	M = 4	M = 5
USD _X →BTC	5.517*	5.283*	5.083*	4.998*
BTC→USD _X	-0.544	-0.666	-0.417	-0.118
USD _X →ETH	8.825*	8.397*	7.902*	7.577 *
ETH→USD _X	-0.647	-0.705	-0.630	-0.556
USD _X →USD _T	0.650	0.699	0.656	0.552
USD _T →USD _X	-0.434	-0.393	-0.409	-0.404
USD _X →BNB	11.363*	10.857*	9.985*	9.223*
BNB→USD _X	1.009	0.956	1.040	1.131
USD _X →XRP	1.781**	1.562	1.476	1.441
XRP→USD _X	-0.696	-0.265	-0.004	0.080
USD _X →ADA	4.558*	4.299*	4.019*	3.835*
ADA→USD _X	-0.256	-0.407	-0.450	-0.466
USD _X →DOGE	1.023	0.830	0.863	1.091
DOGE→USD _X	1.110	0.933	0.698	0.475

*Not: * ve ** sırasıyla %1 ve %5 düzeyinde anlamlı nedensellik ilişkisini göstermektedir. M gecikme sayısıdır.*

Tablo 4'teki sonuçlar, getirilerde Dolar endeksinden Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano'ya doğru tek yönlü nedensellik ilişkisi olduğunu göstermektedir. Buna göre, Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano kripto para birimlerinin fiyatlarında görülen değişimler, Dolar endeksinde görülen fiyat hareketlerinden etkilenmektedir. Diğer taraftan, Dolar endeksi ile Tether ve Dogecoin arasında herhangi bir nedensellik ilişkisine rastlanılmamıştır.

Tablo 5'teki sonuçlar ise, Dolar endeksi ile çalışmada yer alan tüm kripto para birimleri arasında %1 anlamlılık düzeyinde çift yönlü volatilité yayılma etkisi olduğunu göstermektedir. Bu sonuçlara göre, Dolar endeksi hakkında piyasaya gelecek yeni bir haber karşısında, Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin kripto para birimlerinin anında tepki göstereceği ve volatilitelerinin artacağı beklenmektedir. Benzer şekilde, bu kripto para birimleri hakkında piyasaya yeni bir haber gelmesi halinde de Dolar endeksinin anında tepki gösterip, volatilitésinin artacağı beklenmektedir.

Tablo 5. Hong (2001) Varyansta Nedensellik Test Sonuçları

Nedenselliğin Yönü	M = 2	M = 3	M = 4	M = 5
USDX→BTC	38.976 *	46.528*	55.069*	63.750*
BTC→USDX	45.788*	57.282*	67.027*	74.605*
USDX→ETH	58.971*	69.353*	81.295*	93.329*
ETH→USDX	66.658*	80.100*	92.059*	102.173*
USDX→USDT	16.541*	16.325*	15.640*	15.140*
USDT→USDX	0.944	1.189	1.584**	2.771*
USDX→BNB	61.227*	71.507*	81.585*	91.727*
BNB→USDX	59.614*	72.126*	85.304*	98.180*
USDX→XRP	41.466*	53.587*	66.033*	77.735*
XRP→USDX	58.703*	70.351*	80.902*	89.973*
USDX→ADA	71.965*	84.327*	97.454*	110.076*
ADA→USDX	83.780*	98.725*	111.963*	124.626 *
USDX→DOGE	24.340*	28.443*	33.153*	37.973*
DOGE→USDX	19.813*	23.931*	27.650*	31.132*

Not: * ve ** sırasıyla %1 ve %5 düzeyinde anlamlı nedensellik ilişkisini göstermektedir. M gecikme sayısıdır.

SONUÇ

20. yüzyılın sonlarına doğru internet devriminin de etkisiyle bilgi ve iletişim teknolojilerinde baş döndürücü hızda gelişmeler yaşanmıştır. Bu gelişmeler sadece gelişmiş bazı ülkeler çapında olmayıp dünya geneline yayılmıştır. Böylece, dünyanın herhangi bir yerinde yaşayan birinin, binlerce kilometre ötede olan gelişmeleri internet aracılığıyla saniyelerle öğrenebilmesi sağlanmış, dolayısıyla bilgiye erişim süresi önemli ölçüde kısalmıştır. İletişim teknolojisindeki gelişmeler bilgiye erişim süresini oldukça kısalttığı gibi, zamanla internetin hızla ticarileşmesinin de etkisiyle bilgiye ulaşma maliyetinin de azalmasına yol açmıştır. Yaşanan bu süreçle birlikte vaktinin önemli bir kısmını elektronik ortamda geçiren ve teknolojik gelişmelere merak duyan başta genç nesil olmak üzere tüketicilerin, internet vasıtasıyla dünyanın diğer ucunda faaliyet gösteren ama elektronik ortamda da ticaret yapan işletmelerin ürünlerini görebilme ve anında sipariş verebilmesi sağlanmıştır.

21. yüzyılın ilk yıllarından itibaren mağazasız perakendecilik olarak da adlandırılan internet üzerinden yapılan ticarete görülen olağanüstü artış beraberinde bazı ödeme problemlerini de getirmiştir. İnternette ticarete

ödemeler elektronik ortamda gerçekleşmekte olup, bu durum işlemlerin gerçekleşmesini sağlayan finansal kurumların ara sıra da olsa gizlilik ve güvenilirliğinin sorgulanmasına yol açarken, ayrıca işlem maliyetlerinin de yüksek olması tüketicileri alternatif ödeme yöntemleri arayışına sürüklemiştir; bu durum kripto paralar olarak da adlandırılan dijital para birimlerinin ortaya çıkış sürecini hızlandırmıştır.

2008 yılında, internet üzerinden gerçekleştirilen alışverişlerde alternatif ödeme araçları arayan tüketicilerin dikkatini çeken önemli bir gelişme yaşandı. Bitcoin olarak adlandırılan ilk kripto para birimi tanıtılmış ve böylece dijital para teknoloji ortaya çıkmıştır. Bu yeni teknoloji, alternatif ödeme aracı arayan tüketicilerin yanı sıra kısa zamanda yatırımcıların da ilgisini çekmiş ve izleyen on yılda yeni kripto paraların ortaya çıkışını hızlandırmıştır. Kısa zamanda sayısı hızla artan kripto para birimleri, beraberinde bunların alternatif ödeme aracı olarak kullanılmasından ziyade birer yatırım aracı olarak görülüp görülemeyeceği sorusunu gündeme getirmiştir. Ancak, kripto para birimlerinin fiyatlarında görülen yüksek volatilité, bu paraların kur riskinden kaçabilmek için geleneksel paralar karşısında alternatif yatırım araçları olarak değerlendirilmesinden ziyade spekülâtif yatırım araçları olarak dikkate alınmasını gerektirmektedir.

Bu çalışmada, kripto para birimleri ile bireysel döviz kurları arasında tam olarak yansıtılamayan volatilité yayılma etkisi, altı yabancı para birimi (euro, yen, sterlin, İsviçre frangı, Kanada doları ve İsveç kronu) tarafından oluşturulan sepete göre değeri belirlenen Amerikan doları endeksi ile en yüksek piyasa değerine sahip ilk on kripto para biriminden en geniş örneklem hacminin sağlandığı yedi tanesi (Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin) arasındaki volatilité yayılma etkisinin olası varlığı araştırılmış, ayrıca kripto para birimlerinin alternatif yatırım araçları olup olamayacağı sorusuna cevap aranmıştır. Ortalamada nedensellik testinden elde edilen sonuçlara göre, Dolar endeksinden Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano'ya doğru tek yönlü nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Bu sonuç, getirilerde Bitcoin, Ethereum, BNB, Ripple ve Cardano kripto para birimlerinin fiyatlarında görülen değişimlerin, Dolar endeksinde görülen fiyat hareketlerinden etkilendiklerini göstermektedir. Diğer taraftan, Dolar endeksi ile Tether ve Dogecoin arasında herhangi bir nedensellik ilişkisine rastlanılmamıştır. Varyansta nedensellik test sonuçlarına göre ise, Dolar endeksi ile çalışmada yer alan tüm kripto para birimleri arasında %1 anlamlılık düzeyinde çift yönlü volatilité yayılma etkisi olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuç, Dolar endeksi hakkında piyasaya gelecek yeni bir haber karşısında, Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, Ripple, Cardano ve Dogecoin kripto para birimlerinin anında tepki

göstereceğini ve volatilitelerinin artacağını; benzer şekilde, çalışmada yer alan kripto para birimleri hakkında piyasaya yeni bir haber gelmesi halinde Dolar endeksinin de anında tepki göstereceği, volatilitelerinin artacağını göstermektedir. Elde edilen sonuçlar kripto para birimlerinin alternatif yatırım araçları olup olmayacağı sorusuna cevap arayan yatırımcılar açısından değerlendirildiğinde ise altı yabancı para birimi tarafından oluşturulan Dolar endeksi ile incelenen tüm kripto para birimleri arasında güçlü volatiliteler yayılma etkisi olmasından dolayı, kripto para birimlerinin portföylerini çeşitlendirerek risklerini azaltmak isteyen yatırımcılar için alternatif bir yatırım aracı olmayacağını göstermektedir.

KAYNAKÇA

- Aksoy, E., Teker, T., Mazak, M., & Kocabıyık, T. (2020). Kripto paralar ve fiyat ilişkileri üzerine bir analiz: Toda-Yamamoto nedensellik analizi ile bir inceleme. *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (37), 110-129.
- Albuquerque, B.S.D., & Callado, M. D. C. (2015). Understanding Bitcoins: Facts and questions. *Revista Brasileira de Economia*, 69(1), 3-16.
- Baek, C., & Elbeck, M. (2015). Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, 22(1), 30-34.
- Bartos, J. (2015). Does Bitcoin follow the hypothesis of efficient market? *International Journal of Economic Sciences*, 4(2), 10-23.
- Berentsen, A., & Schär, F. (2018). A short introduction to the world of cryptocurrencies. *Federal Reserve Bank of St. Louis Working Review*, 100(1), 1-16.
- Bunjaku, F., Gjorgieva-Trajkovska, O., & Miteva-Kacarski, E. (2017). Cryptocurrencies—advantages and disadvantages. *Journal of Economics*, 2(1), 31-39.
- Chancharat, S., & Butda, J. (2021). Return and volatility linkages between bitcoin, gold price, and oil price: Evidence from diagonal BEKK–GARCH model. *In Environmental, social, and governance perspectives on economic development in Asia*, 29, 69-81.
- Cheung, Y., & Ng, L. K. (1996). A Causality-in Variance Test and Its Applications to Financial Market Prices. *Journal of Econometrics*, 72, 33-48.
- Claeys, G., Demertzis, M., & Efstathiou, K. (2018). Cryptocurrencies and monetary Policy. *Bruegel Policy Contribution*, 10, 1-12.
- Çevik, E., Çalışkan, H., & Çevik, E. İ. (2021). Bitcoin ile Önemli Döviz Kuruları Arasında Nedensellik İlişkisi. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 108-130.
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar—A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- Erdaş, M. L., & Yağcılar, G. G. (2022). Bitcoin as An Investment Vehicle: The Asymmetric Relationships Between Bitcoin and Global Technology Indexes. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 9(3), 2070-2093.
- Fox, A. J. (1972). Outliers in Time series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 55, 559-567.
- Giudici, G., Milne, A., & Vinogradov, D. (2020). Cryptocurrencies: market analysis and perspectives. *Journal of Industrial and Business Economics*, 47, 1-18.
- Hong Y. (2001). A Test for Volatility Spillover with Application to Exchange Rates. *Journal of Econometrics*, 103, 183-224.

- Katsiampa, P. (2019). Volatility co-movement between Bitcoin and Ether. *Finance Research Letters*, 30, 221-227.
- Koutmos, D. (2018). Return and volatility spillovers among cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 122-127.
- Köseoğlu, S. D., & Çevik, E. İ. (2013). Testing for Causality in Mean and Variance between the Stock Market and the Foreign Exchange Market: An Application to the Major Central and Eastern European Countries. *Czechs Journal of Economics and Finance*, 63(1), 65- 86.
- Kristjanpoller, W., & Bouri, E. (2019). Asymmetric multifractal cross-correlations between the main world currencies and the main cryptocurrencies. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 523, 1057-1071.
- Kumar, A. S., & 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.
- Mishkin, F. S. (2015). *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*. London: Pearson Education.
- Mokni, K., & Ajmi, A. N. (2021). Cryptocurrencies vs. US dollar: Evidence from causality in quantiles analysis. *Economic Analysis and Policy*, 69, 238-252.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>, (23.02.2023).
- Palazzi, R. B., Júnior, G. D. S. R., & Klotzle, M. C. (2021). The dynamic relationship between bitcoin and the foreign exchange market: A nonlinear approach to test causality between bitcoin and currencies. *Finance Research Letters*, 42, 101893.
- Perron, P. (1990). Testing for a unit root in a time series with a changing mean. *Journal of Business and Economic Statistics*, 8(2), 153-162.
- Radovanov, B., Marcikić, A., & Gvozdenović, N. (2018). A time series analysis of four major cryptocurrencies. *Facta Universitatis, Series: Economics and Organization*, 15(3), 271- 278.
- Salim, J. (2023). Simulation of Bitcoin in Dollarized Economies. *Journal of Economics and Technology Research*, 4(1), 41-45.
- Sovbetov, Y. (2018). Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 2(2), 1-27.
- Urquhart, A., & Zhang, H. (2019). Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis. *International Review of Financial Analysis*, 63, 49-57.
- Verardi, V. ve Vermandele, C. (2018). Univariate and multivariate outlier identification for skewed or heavy-tailed distributions. *The Stata Journal*, 18(3), 517-532.