

Kripto Para Birimleri Arasındaki Getiri ve Volatilite Yayılımının İncelenmesi

Önder BÜBERKÖKÜ¹

ÖZ: Bu çalışmada Bitcoin (BTC), Binance coin (BNB), Bitcoin cash (BCH), Stellar (XLM) ve Chainlink'ten (LINK) oluşan beş kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilite yayılımı günlük veriler kullanılarak incelenmiştir. Analizlerde hem getiri ve hem de volatilite yayılımını dikkate alabilen Cheung ve Ng (1996) testinden yararlanılmıştır. Çalışma bulgular öncelikle ilgili kripto para birimlerinin hem getiri oranları hem de volatilite değerleri arasında eşanlı güçlü bir etkileşimin olduğu sonucuna işaret etmektedir. Bulgular ayrıca Stellar'ın getiri yayılımı açısından kripto para piyasalarında öncü rolü oynadığını, Binance coin'in getiri oranlarının ise Chainlink dışındaki kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimlerden tek yönlü olarak etkilendiğini göstermektedir. Volatilite yayılımına ilişkin sonuçlar incelendiğinde ise kripto para piyasalarındaki öncü rolü belirgin bir şekilde Binance coin'in oynadığı görülmektedir. Bulgular ayrıca Bitcoin ile Chainlink ve Bitcoin cash ile Stellar'ı içeren iki varlıklı portföylerin beklenen portföy çeşitlendirme etkisini sunabileceklerini göstermektedir. Son olarak da tüm bu analizler sonucunda Bitcoin'in sahip olduğu piyasa değeri ve işlem hacmi büyüklüğüne rağmen ne getiri ne de volatilite yayılımında öncü bir rolünün bulunmadığı anlaşılmaktadır.

Anahtar Sözcükler: Kripto para birimleri, Getiri yayılımı, Volatilite yayılımı

JEL Kodu: C58,G11,G15

Examining the Return and Volatility Spillovers among Cryptocurrencies

ABSTRACT: In this study, we examine the return and volatility spillovers among five cryptocurrencies consisting of Bitcoin (BTC), Binance coin (BNB), Bitcoin cash (BCH), Stellar (XLM), and Chainlink (LINK) using daily data. In the analysis, we apply Cheung and Ng's (1996) test, which allows for both return and volatility spillovers in a dynamic framework. The findings of the study first show a strong positive simultaneous interaction between both the return rates and volatility of the related cryptocurrencies. The findings also indicate that Stellar plays a leading role in cryptocurrency markets in terms of return spillovers, while the return rates of Binance coin are unidirectionally affected by the changes in the return rates of all the other cryptocurrencies except for Chainlink. The volatility spillover results show that Binance coin plays the leading role in cryptocurrency markets. The findings also suggest that two-asset portfolios including Bitcoin with Chainlink and Bitcoin cash with Stellar offer the expected portfolio diversification effect. Finally, we find that despite the highest market value and trading volume of Bitcoin, it does not play a leading role in either return spillovers or volatility spillovers.

Keywords: Cryptocurrencies, Return spillover, Volatility spillover

JEL Code: C58,G11,G15

¹İşletme Bölümü, Erciş İşletme Fakültesi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Van.

Email: onderbuber@gmail.com

ORCID: 0000-0002-7140-557X

1.Giriş

Kripto para birimleri itibari paraların aksine asli değerleri olmayan varlıklardır. Ayrıca, kripto para birimlerine dönük yatırımlar da genelde yüksek getiri elde etme amacı taşıyan spekülasyon işlemlerinden oluşmaktadır (Kumar ve Anandarao, 2019: 449; Bouri vd., 2021:2). Fakat, bu tür dezavantajlarına rağmen kripto para piyasaları sundukları yüksek getiri potansiyeli ve blokzincir gibi yeni teknolojik altyapılara bağlı olarak küresel bazda önemli bir alternatif finansal piyasa haline gelmişlerdir (Huynh vd., 2020:1) Örneğin Coinmarketcap verilerine göre 6 Temmuz 2021 tarihi itibariyle kripto para piyasalarında işlem gören kripto para birimi sayısı 10.772'ye, bir günde gerçekleşen işlem hacmi yaklaşık 72 milyar 800 milyon dolara, kripto para birimlerinin toplam piyasa değeri ise 1 trilyon 430 milyar dolara ulaşmıştır.

Kripto para piyasalarının kısa sayılabilecek bir süre içerisinde ulaştığı bu boyutun kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilité yayılımının incelenmesini oldukça önemli bir konu haline getirdiği ifade edilebilir. Çünkü kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilité yayılımının incelenmesi yatırımcılar, portföy yöneticileri, risk yöneticileri ve politika yapımcılar açısından oldukça önemli sonuçlar içerebilmektedir. Örneğin, kripto para birimleri arasındaki getiri yayılımının incelenmesi yatırımcıların kısa vadede hangi kripto para biriminin getiri oranlarındaki değişimlere bakarak, önceden diğer bir kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimler konusunda fikir sahibi olabileceklerini göstermektedir. Bu durum da kripto para piyasalarındaki yatırımcıların daha etkin yatırım stratejileri uygulayabilmelerine imkan vermektedir.

Kripto para birimleri arasındaki volatilité yayılımının incelemesi ise herhangi bir kripto para biriminin volatilité düzeyi üzerinde etkili olan "bilgi akışının" diğer kripto para birimlerinin volatilité düzeyi üzerinde de etkili olup olmadığı konusunda bilgi vermektedir. Çünkü finansal piyasalar arasındaki "bilgi akışının" ikinci momentle veya bir diğer ifadeyle volatilité ile yayıldığı varsayılmaktadır (Ross, 1989; Kyle,1985). Bu nedenlerden dolayı kripto para birimleri arasındaki volatilité yayılımının incelenmesi aslında piyasaya dönük bilgi akışı sonrasında herhangi bir kripto para biriminde yaşanan bir volatilité şokunun yol açtığı riskin / belirsizliğin diğer kripto para birimlerinin risk / belirsizlik düzeyi üzerinde de etkili olup olmadığı konusunda bilgi vermektedir (Yousaf ve Ali, 2020:1). Bu tür bilgiler de portföy çeşitlendirmesi, hedging işlemleri, arbitraj olanakları ve risk yönetimi açısından oldukça önemli olabilmektedir (Beneki vd., 2019: 220).

Bu nedenlerden dolayı kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilité yayılımının incelenmesi literatürde oldukça ilgi gören bir konu haline gelmiştir. Örneğin Koutmos (2018) 18 tane kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilité yayılımını incelediği çalışmada, kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilité yayılımının giderek daha güçlü hale geldiğini ve Bitcoin'in getiri ve volatilité yayılımında baskın bir rolünün bulunduğunu ifade etmiştir. Katsiampa, Corbet ve Lucey (2019) Bitcoin, Ether ve Litecoin arasındaki volatilité yayılımını inceledikleri çalışmalarında, ilgili tüm kripto para birimleri arasında çift yönlü bir volatilité yayılımının söz konusu olduğunu ifade etmişlerdir. Beneki vd. (2019) Bitcoin ile Ethereum arasındaki volatilité yayılımını inceledikleri çalışmalarında, Ethereum'dan Bitcoin'e doğru tek yönlü bir volatilité yayılımının söz konusu olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Omane-Adjepong ve Alagidede (2019) Bitcoin, BitShares, Litecoin, Stellar, Ripple, Monera ve DASH arasındaki volatilité yayılımını inceledikleri çalışmalarında, bulguların incelenen zaman dilimine ve volatilitéyi temsilen kullanılan ölçüte bağlı olarak değişkenlik gösterebileceği sonucuna ulaşmışlardır. Kumar ve Anandarao (2019) Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin arasındaki volatilité yayılımını inceledikleri çalışmalarında Bitcoin'den hem Ethereum'a hem de Litecoin'e doğru tek yönlü bir volatilité yayılımının söz konusu olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca özellikle 2017 yılından sonra değişkenler arasındaki volatilité yayılımının önemli oranda arttığını belirtmişlerdir. Yousaf ve Ali (2020) Bitcoin, Ethereum ve Litecoin arasındaki getiri ve volatilité yayılımını pandemi öncesi dönem ile pandemi dönemi için ayrı ayrı inceledikleri çalışmalarında özellikle Bitcoin-Ethereum, Bitcoin-Litecoin ve Ethereum-Litecoin arasındaki getiri yayılımının dikkate alınan döneme göre değişkenlik gösterdiğini ve pandemi döneminde Bitcoin'den Ethereum'a doğru tek yönlü; Litecoin ile Ethereum arasında ise çift yönlü bir volatilité yayılımının söz konusu olduğunu belirtmişlerdir. Fasanya, Oyewole ve Odudu (2020) Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin ve Dogecoin arasındaki volatilité yayılımını inceledikleri çalışmalarında ilgili kripto para birimleri arasında önemli bir getiri ve volatilité yayılımının söz konusu olduğunu ifade etmişlerdir. Ayrıca özellikle Bitcoin'in volatilitésinin diğer kripto para birimlerinin volatilitésini üzerinde önemli

etkileri olduğu sonucuna ulaşmıştır. Huynh vd. (2020) 14 farklı kripto para birimi arasındaki volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında özellikle düşük piyasa değerine sahip kripto para birimlerinin kripto para piyasalarındaki şokları oluşturan temel unsurlar oldukları sonucuna ulaşmışlardır. Qiao, Zhu ve Hau (2020) 13 farklı kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında Bitcoin'in hem getiri hem de volatilite yayılımında baskın bir rolünün olduğunu ifade etmişlerdir. Sensoy vd. (2021) 12 farklı kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında getiri yayılımı ile volatilite yayılımının birbirinden farklı dinamiklere sahip olduklarını ve genel olarak Bitcoin, Litecoin ve Ethereum'un getiri ve volatilite yayılımında oldukça belirgin rollerinin bulunduğunu belirtmişlerdir. Mensi vd. (2021) Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Dash, Monero, Ripple, Nem ve Stellar arasındaki volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında özellikle 2017 yılından sonra değişkenler arasındaki volatilite yayılımının yoğunluk kazandığını, volatilite yayılımının yönünün ise dikkate alınan frekansa göre değişebildiğini belirtmişlerdir. Bouri vd. (2021) 15 farklı kripto para birimi arasındaki volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında volatilite yayılımının zamanla değişen bir yapısının olduğunu, kripto para birimleri arasında çeşitli düzeylerde volatilite yayılımının söz konusu olduğunu, fakat genel olarak Dash ile Bitcoin'in kripto para piyasalarındaki volatilite yayılımını yönlendiren varlıklar olduklarını ifade etmişlerdir. Gemici ve Polat (2021) Bitcoin, Ethereum ve Litecoin arasındaki getiri ve volatilite yayılımını inceledikleri çalışmalarında Bitcoin'den Litecoin'e ve Ethereum'a doğru tek yönlü bir getiri yayılımının bulunduğunu, volatilite yayılımının ise sadece Bitcoin ile Litecoin arasında söz konusu olduğunu belirtmişlerdir.

Bu çalışmanın amacı Bitcoin (BTC), Binance coin (BNB), Bitcoin cash (BCH), Stellar (XLM) ve Chainlink'ten (LINK) oluşan beş kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilite yayılımını 20 Eylül 2017 yılı ile 30 Nisan 2021 yılı arasındaki dönem için günlük veriler kullanılarak incelenmesidir. Çalışmada bu amaçla Cheung ve Ng (1996) testinden yararlanılmıştır.

Bu çalışmanın literatüre çeşitli açılardan katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Öncelikle geleneksel finansal varlıklar için literatürde getiri ve volatilite yayılımının incelenmesine dönük oldukça fazla sayıda çalışmanın bulunmasına rağmen, kripto para piyasaları için henüz bu konuda yoğun bir literatürün oluştuğunu söylemek güçtür (Fasanya, Oyewole ve Odudu, 2020: 327). Ayrıca var olan çalışmaların da oldukça baskın bir şekilde Bitcoin'e odaklandıkları veya Bitcoin ile Ethereum gibi az sayıda kripto para birimini inceledikleri görülmektedir (Omane-Adjepong ve Alagidede, 2019:191). Bu hususların yanı sıra bu çalışmada kripto para birimleri arasındaki getiri ve volatilite yayılımının incelenmesinde Cheung ve Ng (1996) testinden yararlanılmıştır. Bunun temel nedeni Cheung ve Ng (1996) testinin bazı önemli avantajlara sahip olmasıdır. Çünkü örneğin Cheung ve Ng (1996) testi farklı gecikme uzunlukları için değişkenler arasındaki getiri ve volatilite yayılımının incelenmesine imkan verebilmektedir. Ayrıca Cheung ve Ng (1996) testi analizlerde farklı GARCH model spesifikasyonlarının ve / veya farklı dağılım varsayımlarının kullanılması durumunda da tutarlı sonuçlar üretebilmektedir (Cheung ve Ng 1996; Gebka ve Serwa, 2007). Bu hususların yanı sıra Cheung ve Ng (1996) testi değişkenler arasındaki getiri ve volatilite yayılımının hızı ve büyüklüğü konusunda da bilgi vermektedir (Hu vd., 1997). Örneğin, değişkenler arasındaki getiri ve / veya volatilite yayılımının birinci gecikmede ortaya çıkması bir piyasadaki bilginin hızlıca diğer piyasaya yayıldığı anlamına gelmektedir. Fakat, örneğin değişkenler arasındaki getiri ve / veya volatilite yayılımının üçüncü ve / veya dördüncü gecikmede ortaya çıkması bir piyasadaki bilginin diğer piyasaya belli bir gecikme ile yayıldığı anlamına gelmektedir. Bu özelliklerinden dolayı da Cheung ve Ng (1996) testi literatürde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

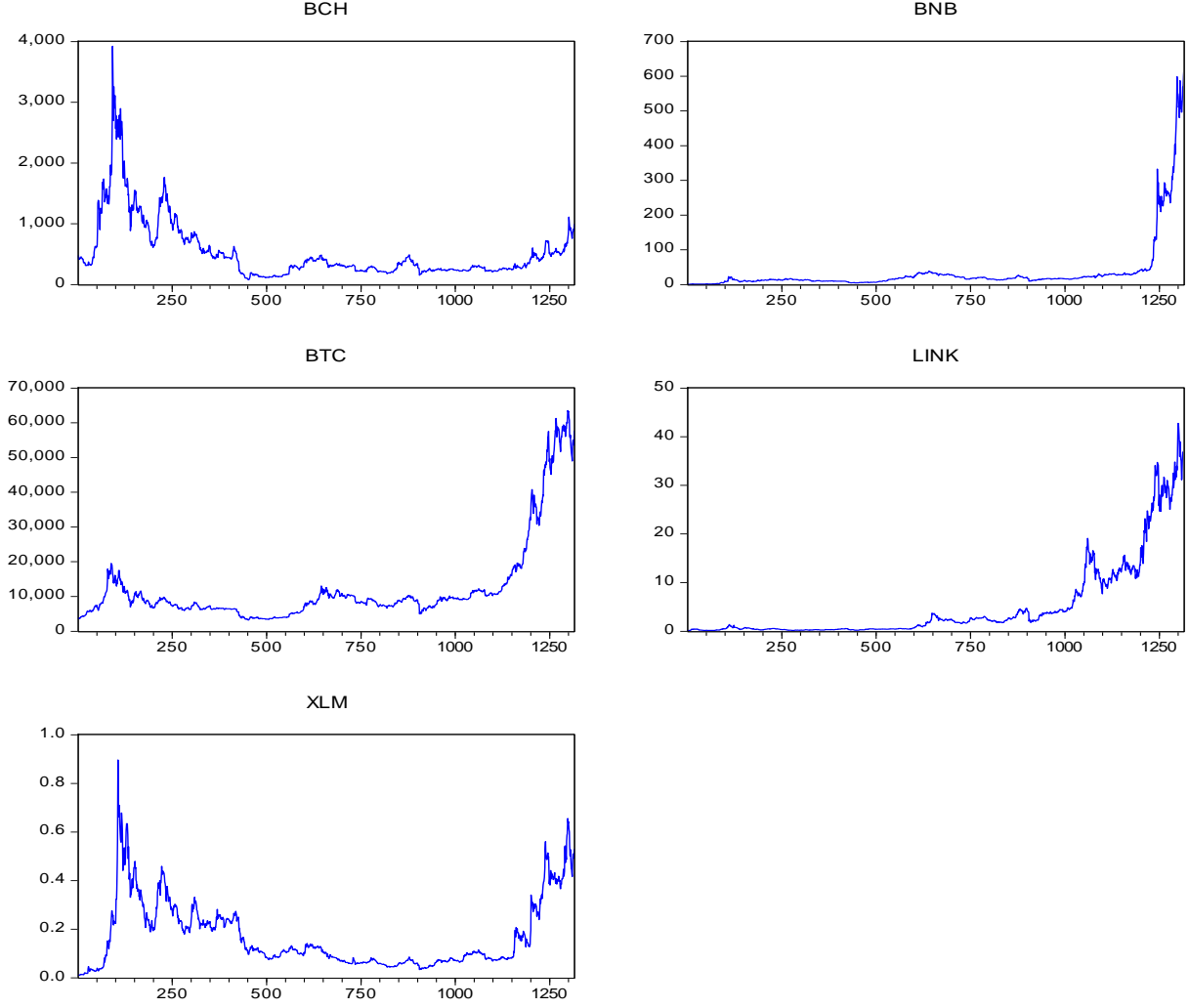
2. Veri ve Metodoloji

2.1. Veri

Bu çalışmada 20 Eylül 2017 yılı ile 30 Nisan 2021 yılı arasındaki dönemi kapsamakta ve günlük verilerden oluşmaktadır. Analizlerde Bitcoin, Binance coin, Bitcoin cash, Stellar ve Chainlink' ten oluşan beş kripto para birimi dikkate alınmıştır. Kripto para birimlerinin incelenen dönem için genel seyri Şekil 1'de sunulmuştur. Çalışmanın başlangıç tarihinin 20 Eylül 2017 yılı olması Chainlink'e ait verilere ilgili tarih itibariyle ulaşılabilmesinden kaynaklanmaktadır. Tüm veriler finance yahoo web sitesinden (<https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>) temin edilmiştir. Analizlerde ilgili kripto para birimlerinin Denklem (1)'deki gibi hesaplanan günlük logaritmik getiri oranları (r_t) kullanılmıştır.

$$r_t = \ln (P_t - P_{t-1}) \quad (1)$$

Burada P_t , ilgili kripto para birimlerinin t zamanındaki kapanış fiyatını göstermektedir.



Şekil 1. Kripto Para Birimleri (Logaritması Alınmamış Orijinal Fiyat Serileri)

2.2. Metodoloji

Çalışmanın bu aşamasında getiri ve volatilité yayılımının incelenmesinde kullanılan Cheung ve Ng (1996) testinin temel dinamikleri açıklanacaktır. Bu kapsamda Cheung ve Ng (1996:35-36), Inagaki (2007:164:165) ile Papież ve Śmiech'in (2013:597) çalışmalarında olduğu gibi bu testin getiri ve volatilité yayılımına dönük metodolojik altyapısı aşağıdaki bölümlerdeki gibi ifade edilmiştir.

2.2.1. Volatilité Yayılımının İncelenmesi

Cheung ve Ng (1996) testine dayalı analizlerde değişkenler arasında bir volatilité yayılımının söz konusu olduğunun söylenebilmesi için değişkenlerden birinin diğer değişkenin varyantsa Granger nedeni (Granger-causality-in-variance) olması gerekmektedir. Bunun için de Denklem (2)'deki eşitsizliğin sağlanması beklenmektedir:

$$E\{(Y_{1,t} - \mu_{1,t})^2 | I_{1,t-1}\} \neq E\{(Y_{1,t} - \mu_{1,t})^2 | I_{t-1}\} \quad (2)$$

Burada $Y_{1,t}$ ve $Y_{2,t}$ koşullu değişen varyans özelliği sergileyen ve durağan olan iki farklı seriyi temsil etmektedir.

Cheung ve Ng (1996) testi volatilité yayılımı için kullanılırken öncelikle her bir kripto para biriminin logaritmik getiri serileri dikkate alınarak GARCH modelleri tahmin edilmekte, ardından bu GARCH modellerinden elde edilen standardize edilmiş hata terimlerinin kareleri arasındaki çapraz korelasyon fonksiyonu (Cross correlation function, CCF) incelenmektedir. Standardize edilmiş hata terimlerinin kareleri arasındaki çapraz korelasyon fonksiyonu $\hat{\rho}_{v_1 v_2}(k)$ Denklem (3)'teki gibi

hesaplanmaktadır

$$\hat{p}_{v_1v_2}(k) = \hat{C}_{v_1v_2}(k)((\hat{C}_{v_1v_1}(0)\hat{C}_{v_2v_2}(0))^{-1/2}) \quad (3)$$

Burada $\hat{C}_{v_1v_2}(k)$ örneklem çapraz kovaryans fonksiyonunu ifade etmekte ve Denklem (4)'teki gibi tanımlanmaktadır:

$$\hat{C}_{v_1v_2}(k) \begin{cases} T^{-1} \sum_{t=1+k}^T \hat{v}_{1,t} \hat{v}_{2,t-k}, k \geq 0 \\ T^{-1} \sum_{t=1-k}^T \hat{v}_{2,t} \hat{v}_{1,t+k}, k < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Cheung ve Ng (1996) testine ait test istatistiği ise Denklem (5)'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$\sqrt{T} \hat{p}_{v_1v_2}(k) \quad (5)$$

Burada T toplam gözlem sayısını ifade etmektedir. $\sqrt{T} \hat{p}_{v_1v_2}(k)$ test istatistiği ise Denklem (6)'da gösterildiği gibi asimptotik olarak standart normal dağılım özelliği sergilemektedir.

$$\sqrt{T}(\hat{p}_{v_1v_2}(k_1), \dots, \hat{p}_{v_1v_2}(k_m)) \rightarrow^L N(0, I_m) \quad (6)$$

Burada I_m ; $m \times m$ boyutlu birim matrisi; \rightarrow^L ise normal dağılıma yakınsamayı ifade etmektedir.

Cheung ve Ng (1996) testinin Ho hipotezi “Değişkenler arasında volatilite yayılımı yoktur” şeklindedir.

2.2.2. Getiri yayılımının incelenmesi

Cheung ve Ng (1996) testi ile iki değişken arasındaki getiri yayılımı incelenirken; değişkenlerden birinin getiri serisinin diğer değişkenin getiri serisinin Granger anlamda nedeni (Granger-causality-in-mean) olması gerekmektedir. Bunun için de Denklem (7)'deki eşitsizliğin sağlanması beklenmektedir.

$$E(Y_{1,t} | I_{1,t-1}) \neq E(Y_{1,t} | I_{t-1}) \quad (7)$$

Cheung ve Ng (1996) testi getiri yayılımı için kullanılırken volatilite yayılımında olduğu gibi öncelikle her bir finansal varlık için GARCH modelleri tahmin edilmekte, ardından bu GARCH modellerinden elde edilen standardize edilmiş hata terimleri arasındaki çapraz korelasyon fonksiyonu (Cross correlation function, CCF) incelenmektedir. Standardize edilmiş hata terimleri arasındaki çapraz korelasyon fonksiyonu $\hat{p}_{u_1u_2}(k)$ Denklem (8)'deki gibi hesaplanmaktadır:

$$\hat{p}_{u_1u_2}(k) = \hat{C}_{u_1u_2}(k)((\hat{C}_{u_1u_1}(0)\hat{C}_{u_2u_2}(0))^{-1/2}) \quad (8)$$

Burada $\hat{C}_{u_1u_2}(k)$ örneklem çapraz kovaryans fonksiyonunu ifade etmekte ve Denklem (9)'daki gibi tanımlanmaktadır:

$$\hat{C}_{u_1u_2}(k) \begin{cases} T^{-1} \sum_{t=1+k}^T \hat{u}_{1,t} \hat{u}_{2,t-k}, k \geq 0 \\ T^{-1} \sum_{t=1-k}^T \hat{u}_{2,t} \hat{u}_{1,t+k}, k < 0 \end{cases} \quad (9)$$

Cheung ve Ng (1996) testine ait test istatistiği ise Denklem (10)'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$\sqrt{T} \hat{p}_{u_1 u_2}(k) \quad (10)$$

Burada T toplam gözlem sayısını ifade etmektedir. $\sqrt{T} \hat{p}_{u_1 u_2}(k)$ test istatistiği ise Denklem (11)'de gösterildiği gibi asimptotik olarak standart normal dağılım özelliği sergilemektedir.

$$\sqrt{T}(\hat{p}_{u_1 u_2}(k_1), \dots, \hat{p}_{u_1 u_2}(k_m)) \rightarrow^L N(0, I_m) \quad (11)$$

Burada I_m $m \times m$ boyutlu birim matrisi; \rightarrow^L ise normal dağılıma yakınsamayı ifade etmektedir.

Cheung ve Ng (1996) testinin Ho hipotezi “Değişkenler arasında getiri yayılımı yoktur” şeklindedir.

Bu çalışmada Cheung ve Ng (1996) testi uygulanırken standart normal dağılım varsayımı altında Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen GARCH modelinden yararlanılmıştır. Bunun temel nedeni daha önce de ifade edildiği gibi Cheung ve Ng (1996) testinin farklı GARCH tipi model yapıları ile farklı dağılım varsayımlarına karşı dirençli sonuçlar üretebilmesidir.

Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen standart GARCH (p, q) modelinin varyans denklemi Denklem (12)'de gösterilmiştir:

$$h_t = \omega_0 + \alpha_i \mu_{t-1}^2 + \beta_j h_{t-1} \quad (12)$$

Burada α_i , ARCH parametresini; β_j GARCH parametresini; h_t zamanla değişen şartlı volatilité değerini; ω_0 ise sabit terimi göstermektedir. Ayrıca, burada, $\omega_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$, $\alpha_i + \beta_j < 1$ kısıtlarının sağlanması beklenmektedir.

Cheung ve Ng (1996) testi uygulanırken GARCH modellerinin hata terimlerinde otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarının bulunmaması gerekmektedir. Hata terimlerindeki değişen varyans sorunu kullanılan GARCH modeli ile giderilmeye çalışılırken; otokorelasyon sorunu GARCH modelinin getiri denkleminin (mean equation) yapısı ile giderilmeye çalışılmaktadır. Literatürde getiri denklemlerini ARMA(p, q) tipi modeller ile modelleyen çalışmalar olduğu gibi doğrudan AR(p) tipi modeller ile modelleyen çalışmalar da bulunmaktadır. Bu çalışmada diğerlerinin yanı sıra Nakajima ve Hamori (2012) ile Hong'un (2001) çalışmalarında olduğu gibi ilgili finansal değişkenlerin getiri denklemlerinin yapısı belirlenirken AR(p) model yapısı dikkate alınmış ve SIC bilgi kriterine göre otokorelasyon sorununu gideren en uygun AR(p) modeli ilgili finansal değişkenin getiri denklemini oluşturmuştur.

2.2.3. Maksimum Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi

Cheung ve Ng (1996) testi uygulanırken çeşitli gecikme uzunlukları kullanılabilir. Literatürdeki analizlerde özellikle günlük verinin kullanılması durumunda maksimum gecikme uzunluğunun kaç olması gerektiği konusunda bir uzlaşma bulunmamaktadır. Fakat, başta Cheung ve Ng (1996) olmak üzere diğer bazı çalışmalarda da maksimum gecikme uzunluğunun beş olarak belirlendiği görülmektedir (Örneğin bakınız: Gebka ve Serwa, 2007). Çünkü, Hong (2001) tarafından da ifade edildiği gibi analizlerde daha yüksek gecikme uzunluklarının kullanılması Cheung ve Ng (1996) testinin gücünü azaltabilmektedir. Bu nedenle bu çalışmada da değişkenler arasındaki getiri ve volatilité yayılımı incelenirken maksimum gecikme uzunluğu beş olarak belirlenmiştir. Bu gecikme uzunluğu bir haftadaki beş işlem gününe tekabül etmektedir.

2.2.4. İşlem Saati Farklılıkları

Çeşitli finansal varlıklar arasındaki getiri ve/veya volatilité yayılımı günlük veri kullanılarak incelenirken karşılaşılan sorunlardan biri ülkeler arası zaman farklarına bağlı olarak ilgili finansal varlıkların işlem gördüğü saatlerin birbirinden farklı olmasıdır. Fakat bu durum kripto para piyasaları için geçerli değildir. Çünkü kripto para piyasaları 7/24 açık olan piyasalardır.

3. Bulgular

3.1. Temel Bulgular

Çalışmada öncelikle ilgili kripto para birimlerinin logaritmik getiri serilerine ilişkin betimleyici istatistiklere ve bu logaritmik getiri serilerine uygulanan birim kök ve değişen varyans testlerine ait bulgulara yer verilmiştir (Tablo 1). Bulgular incelendiğinde kripto para birimlerinin aritmetik ortalamaya göre hesaplanan ortalama günlük getiri oranlarının pozitif olduğu görülmektedir. Fakat ilgili kripto para

birimlerinin ortalama getiri oranları medyan ile hesaplandığında BCH, LINK ve XLM'nin negatif bir ortalama getiri oranına sahip oldukları, BTC ve özellikle BNB'nin ise pozitif bir ortalama getiri oranına sahip olmakla birlikte ilk durumu göre günlük ortalama getiri oranlarının önemli oranda azaldığı anlaşılmaktadır. Aritmetik ortalama ile medyan arasındaki bu farkın incelenen dönemde ilgili kripto para birimlerinde gözlemlenen ekstrem fiyat hareketlerinin bir sonucu olduğu ifade edilebilir. Örneğin LINK'in sunduğu getiri oranları incelendiğinde bir günde maksimum %46.06 oranında pozitif bir ortalama getiri oranının söz konusu olabildiği, fakat bir gündeki maksimum kayıp oranının da %61.46 seviyelerine kadar çıkabildiği anlaşılmaktadır. Benzer durumların diğer kripto para birimleri için de geçerli olduğu ifade edilmelidir. Nitekim bir risk ölçütü olarak standart sapma parametrelerine bakıldığında günlük standart sapma parametrelerinin %4.19 ile %7.71 arasında değişen değerler aldıkları görülmektedir. Benzer şekilde basıklık parametreleri de 9.40 ile 16.95 arasında değişen değerler almaktadır. Bu değerlerin üçten belirgin bir şekilde yüksek çıkması ilgili kripto para birimlerinde sert fiyat hareketlerinin yaşanma olasılığının yüksek olduğu anlamına gelmektedir. Tüm bu bulguların bir sonucu olarak da Jarque-Bera test istatistiği ilgili kripto para birimlerinin getiri serilerinin dağılımının standart normal dağılıma uymadığı sonucuna işaret etmektedir. Bu nedenle Cheung ve Ng'nin (1996) orijinal çalışmalarında olduğu gibi standart normal dağılıma durumuna karşı dirençli standart hatalar elde edebilmek amacıyla GARCH modellerinin parametrelerinin tahmininde Bollerslev-Wooldridge (1992) tarafından geliştirilen sanki en çok olabilirlik (Quasi-maximum likelihood) yönteminden yararlanılmıştır. ADF (Augmented-Dickey Fuller, ADF) ile PP (Phillips-Perron, PP) birim kök testlerine ait sonuçlar incelendiğinde ise tüm kripto para birimlerinin logaritmik getiri serilerinin durağan olduğu anlaşılmaktadır. Standardize edilmiş hata terimlerinin karelerine uygulanan Ljung-Box $Q^2(k)$ test istatistiklerine dayalı sonuçlar da değişen varyans sorununun inceleme kapsamındaki tüm kripto para birimleri için geçerli olduğunu göstermektedir. Bu bulgular da ilgili kripto para birimlerinin getiri serilerinin GARCH modelleri ile modellenebileceği anlamına gelmektedir.

Tablo 1. Betimleyici İstatistikler, Birim Kök ve Değişen Varyans Testlerine Ait Sonuçlar

| | BTC | BNB | BCH | LINK | XLM |
|-------------------------------|----------------|----------------|----------------|----------------|-----------------|
| Betimleyici istatistikler (%) | | | | | |
| Ortalama | 0.2049 | 0.5119 | 0.0559 | 0.4038 | 0.2867 |
| Medyan | 0.1890 | 0.1182 | -0.2011 | -0.0078 | -0.0739 |
| Maksimum | 22.512 | 52.922 | 43.1577 | 48.0615 | 66.6778 |
| Minimum | -46.473 | -54.308 | -56.135 | -61.457 | -40.9951 |
| Std. Sapma | 4.18831 | 6.48614 | 6.8284 | 7.70883 | 7.04705 |
| Çarpıklık | -0.9266 | 0.67072 | 0.08263 | 0.1671 | 1.57700 |
| Basıklık | 16.9530 | 15.7598 | 12.516 | 9.4006 | 16.6457 |
| Jarque-Bera | 10847.2*[0.00] | 9012.6*[0.00] | 4959.4*[0.000] | 2249.1*[0.000] | 10739.5*[0.000] |
| Birim kök testleri | | | | | |
| ADF | -24.7*[0.000] | -9.96*[0.000] | -35.35*[0.000] | -36.84*[0.000] | -34.98*[0.000] |
| PP | -36.94*[0.000] | -35.38*[0.000] | -34.43*[0.000] | -36.86*[0.000] | -35.05*[0.000] |
| Değişen varyans testi | | | | | |
| $Q^2(25)$ | 45.386*[0.008] | 338.33*[0.000] | 84.118*[0.000] | 121.03*[0.000] | 163.76*[0.000] |

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. Köşeli parantez içerisindeki değerler olasılık değerleridir. İlgili kripto para birimlerinin logaritmik getiri serileri trend bileşeni içermediğinden, birim kök testleri sadece sabit terim içeren model yapısı dikkate alınarak uygulanmıştır.

Fakat Cheung ve Ng (1996) testinin uygulanabilmesi için öncelikle her bir kripto para birimi için en uygun getiri denkleminin belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaçla AR(1)'den AR(5)'e kadar çeşitli sınamalar yapılmış ve en uygun model SIC kriteri dikkate alınarak belirlenmiştir. Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 2'de sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde ilgili tüm kripto para birimleri için en uygun modelin AR(1)-GARCH (1,1) modeli olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 2. Getiri Denklemlerinin Yapısının Belirlenmesi

| | |
|-------------------------|-----------------|
| XLM | SIC |
| AR(1)-GARCH(1,1) | 6.443069 |
| AR(2)-GARCH(1,1) | 6.445769 |
| AR(3)-GARCH(1,1) | 6.450889 |
| AR(4)-GARCH(1,1) | 6.454305 |
| AR(5)-GARCH(1,1) | 6.456834 |
| BCH | |
| AR(1)-GARCH(1,1) | 6.568253 |
| AR(2)-GARCH(1,1) | 6.575003 |
| AR(3)-GARCH(1,1) | 6.580434 |
| AR(4)-GARCH(1,1) | 6.587461 |
| AR(5)-GARCH(1,1) | 6.591454 |
| BNB | |
| AR(1)-GARCH(1,1) | 6.250013 |
| AR(2)-GARCH(1,1) | 6.252542 |
| AR(3)-GARCH(1,1) | 6.256548 |
| AR(4)-GARCH(1,1) | 6.260142 |
| AR(5)-GARCH(1,1) | 6.263842 |
| BTC | |
| AR(1)-GARCH(1,1) | 5.606453 |
| AR(2)-GARCH(1,1) | 5.610188 |
| AR(3)-GARCH(1,1) | 5.614678 |
| AR(4)-GARCH(1,1) | 5.620495 |
| AR(5)-GARCH(1,1) | 5.624101 |
| LINK | |
| AR(1)-GARCH(1,1) | 6.795437 |
| AR(2)-GARCH(1,1) | 6.798772 |
| AR(3)-GARCH(1,1) | 6.800700 |
| AR(4)-GARCH(1,1) | 6.804057 |
| AR(5)-GARCH(1,1) | 6.807847 |

Koyu renkli değerler SIC kriterinin aldığı minimum değerleri ve bu değerle bağlı olarak belirlenen model yapılarını göstermektedir. Standart normal dağılmama durumuna karşı dirençli standart hatalar elde edebilmek amacıyla model parametrelerinin tahmininde Bollerslev-Wooldridge (1992) tarafından geliştirilen sanki en çok olabilirlik (Quasi-maximum likelihood) yönteminden yararlanılmıştır.

Her bir kripto para birimi için AR(1)-GARCH(1,1) modelinin tahmin sonuçları Tablo 3'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde varyans denklemlerindeki tüm ARCH ve GARCH parametrelerinin pozitif ve istatistiki olarak anlamlı oldukları görülmektedir. Bu sonuç teorik beklentilerle uyumlu bir sonuçtur. ARCH ve GARCH parametrelerinin toplamının her durumda birden küçük çıkması da kovaryans durağanlık koşulunun sağlandığı anlamına gelmektedir. Ayrıca bu toplam bire ne kadar yakın ise ilgili kripto para birimde yaşanabilecek bir volatilité şokunun etkilerinin o kadar uzun sürebileceği anlaşılmaktadır. Bu kapsamda ilgili kripto para birimlerinde yaşanabilecek bir volatilité şokunun kalıcılığının en fazla XLM için en az ise BNB için geçerli olabileceği anlaşılmaktadır. Son olarak modellerin hata terimlerine uygulanan Ljung-Box Q (k) otokorelasyon testi ile modellerin hata terimlerinin karelerine uygulanan Ljung-Box Q² (k) değişen varyans testine ait sonuçlar incelendiğinde, her durumda otokorelasyon ve değişen varyans sorunlarının giderildiği anlaşılmaktadır. Bu bulgular da her bir kripto para birimi için AR(1)-GARCH(1,1) modellerinden elde edilen standardize edilmiş hata terimleri ile standardize edilmiş hata terimlerinin karelerinin getiri ve volatilité yayılımının incelenmesinde kullanılabileceği anlamına gelmektedir.

Tablo 3. AR(1)-GARCH(1,1) Modellerine Ait Tahmin Sonuçları

| | BTC | BNB | BCH | LINK | XLM |
|--------------------|-----|-----|-----|------|-----|
| Getiri denklemleri | | | | | |

| | | | | | |
|-----------------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| C | 0.247*[0.019] | 0.2424[0.062] | 0.0427[0.774] | 0.3808*[0.017] | -0.0794[0.546] |
| AR(1) | -0.0267[0.560] | -0.0195[0.602] | -0.0064[0.854] | -0.0317[0.297] | 0.0352[0.327] |
| Varyans denklemi | | | | | |
| C | 1.0082[0.103] | 1.2069*[0.008] | 3.3466*[0.009] | 1.133*[0.016] | 1.4286 [0.071] |
| ARCH | 0.1007*[0.048] | 0.1581*[0.000] | 0.1136*[0.003] | 0.0709*[0.000] | 0.1457*[0.000] |
| GARCH | 0.8501*[0.000] | 0.8247*[0.000] | 0.8233*[0.000] | 0.9119*[0.000] | 0.8389*[0.000] |
| ARCH+GARCH | 0.9508 | 0.9828 | 0.9369 | 0.9828 | 0.9846 |
| Log Likelihood | -3662.686 | -4085.184 | -4294.108 | -4443.254 | -4211.925 |
| Otokorelasyon testi | | | | | |
| Q(25) | 28.392[0.244] | 26.796[0.314] | 0.2453[0.432] | 22.992[0.520] | 29.183[0.213] |
| Değişen varyans testi | | | | | |
| Q ² (25) | 3.8169[0.999] | 22.173[0.626] | 7.4709[0.999] | 4.5061[0.999] | 12.591[0.981] |

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Köşeli parantez içerisindeki değerler olasılık değerleridir. Standart normal dağılımına durumu karşı dirençli standart hatalar elde edebilmek amacıyla model parametrelerinin tahmininde Bollerslev-Wooldridge (1992) tarafından geliştirilen sanki en çok olabilirlik (Quasi-maximum likelihood) yönteminden yararlanılmıştır.

3.2. Getiri Yayılımına Ait Bulgular

Çalışmada öncelikle getiri yayılımı üzerinde durulmuş ve bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 4 ve 5'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde ilgili tüm kripto para birimlerinin getiri oranları arasında sıfırcı gecikmede ($k=0$) ortaya çıkan istatistiki olarak anlamlı eşanlı güçlü bir etkileşimin söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. Bu durumun genelde ilgili tüm kripto para birimlerini birlikte etkileyen ortak faktörlerin bir sonucu olduğu ifade edilebilir (Bollerslev, 1990). Örneğin önde gelen ülke ekonomilerinin kripto para birimlerinin kullanımına, piyasadaki alım-satımına veya kripto para madenciliğine dönük kısıtlayıcı ve / veya yasaklayıcı kararları bu duruma örnek olarak gösterilebilir. Mevcut bulgular da bu vb. kararların ilgili tüm kripto para birimlerinin getiri oranları üzerinde aynı anda etkili olduğu sonucuna işaret etmektedir. Fakat kripto para birimlerinin getiri oranları arasında bir yayılımın söz konusu olduğunun söylenebilmesi için gecikmeli korelasyon değerlerinin istatistiki olarak anlamlı çıkması gerekmektedir.

Bu kapsamda öncelikle BCH ile diğer kripto para birimleri arasındaki getiri yayılımı incelendiğinde, %5 anlamlılık düzeyinde $k = 4$ 'te (dördüncü gecikme uzunluğunda) BCH'den BNB'ye doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgu BCH'nin geçmiş dönemdeki getiri oranlarının BNB'nin cari dönemdeki getiri oranları üzerinde etkili olduğu anlamına gelmektedir. Bu nedenle yatırımcıların BCH'nin geçmiş dönemki getiri hareketlerine bakarak önceden BNB'nin gelecekteki getiri oranları konusunda fikir sahibi olabilecekleri ve buna bağlı olarak da daha etkin yatırım stratejileri uygulayabilecekleri ifade edilebilir. BCH ve BTC için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde $k=2$ 'de BTC'den BCH'ye doğru; $k=4$ 'te ise BCH'den BTC'ye doğru pozitif ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiki olarak anlamlı bir getiri yayılımının söz konusu olduğu görülmektedir. Bu bulgu öncelikle BTC'nin getiri oranlarındaki bir değişimin BCH'nin getiri oranları üzerinde etkili olduğu; daha sonra ise BCH'nin getiri oranlarındaki bir değişimin BTC'nin getiri oranları üzerinde benzer bir etki yarattığı anlamına gelmektedir. BCH ve LINK için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde $k=3$ 'te LINK'ten BCH'ye doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. BCH ve XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise $k = 3$ 'te BCH ile XLM arasında çift yönlü, pozitif ve istatistiki olarak anlamlı bir getiri yayılımının söz konusu olduğu görülmektedir.

BNB ile diğer kripto para birimleri arasındaki getiri yayılımı incelendiğinde, %5 anlamlılık düzeyinde $k=2$ 'de BTC'den BNB'ye doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. BNB ve LINK için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde, ilgili iki kripto para birimleri arasında herhangi bir getiri yayılımının söz konusu olmadığı anlaşılmaktadır. Bu bulgu da bu iki kripto para biriminden herhangi birinin getiri oranlarındaki değişime bakarak önceden diğer kripto para biriminin getiri oranlarındaki değişimler konusunda fikir sahibi olunamayacağı anlamına gelmektedir. BNB ve XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise $k=2$ 'de XLM'den BNB'ye doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 4. Getiri Yayılımına Ait Sonuçlar

| | | |
|----|----------------|----------------|
| k. | BNB'den BCH'ye | BCH'den BNB'ye |
|----|----------------|----------------|

| | | |
|----|-----------------|----------------|
| 0 | 0.5640* | 0.5640* |
| 1 | 0.0056 | 0.0047 |
| 2 | 0.0381 | 0.0356 |
| 3 | 0.0468 | 0.0356 |
| 4 | 0.0286 | 0.0584* |
| 5 | 0.0145 | 0.0049 |
| k. | BTC'den BCH'ye | BCH'den BTC'ye |
| 0 | 0.6852* | 0.6852* |
| 1 | 0.0128 | -0.0099 |
| 2 | 0.0546* | 0.0174 |
| 3 | 0.0459 | 0.0249 |
| 4 | 0.0181 | 0.0672* |
| 5 | 0.0411 | 0.0161 |
| k. | LINK'ten BCH'ye | BCH'den LINK'e |
| 0 | 0.4846* | 0.4846* |
| 1 | 0.0383 | -0.0408 |
| 2 | 0.0399 | 0.0230 |
| 3 | 0.0730* | 0.0490 |
| 4 | -0.0073 | 0.0219 |
| 5 | 0.0055 | 0.0235 |
| k. | XLM'den BCH'ye | BCH'den XLM'ye |
| 0 | 0.6042* | 0.6042* |
| 1 | 0.0342 | -0.0427 |
| 2 | 0.0373 | 0.0139 |
| 3 | 0.0662* | 0.0545* |
| 4 | 0.0237 | 0.0518 |
| 5 | -0.0019 | 0.0219 |
| k. | BTC'den BNB'ye | BNB'den BTC'ye |
| 0 | 0.6400* | 0.6400* |
| 1 | 0.0082 | 0.0143 |
| 2 | 0.0615* | 0.0340 |
| 3 | 0.0264 | 0.0084 |
| 4 | 0.0191 | 0.0041 |
| 5 | 0.0133 | -0.0056 |
| k. | LINK'ten BNB'ye | BNB'den LINK'e |
| 0 | 0.4972* | 0.4972* |
| 1 | 0.0093 | -0.0230 |
| 2 | 0.0442 | 0.0494 |
| 3 | 0.0156 | 0.0478 |
| 4 | 0.0302 | -0.0059 |
| 5 | 0.0054 | 0.0314 |

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. k, gecikme uzunluklarını göstermektedir. Cheung ve Ng (1996) testinin %5 anlamlılık düzeyindeki kritik değeri 1.96'dır. Tabloda gösterilen değerler çapraz korelasyon değerleridir.

BTC ile diğer kripto para birimleri arasındaki getiri yayılımı incelendiğinde %5 anlamlılık düzeyinde k=3'te BTC'den LINK'e doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. BTC ile XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde, k=2 de XLM'den BTC'ye doğru tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu görülmektedir. Bu bulgu da XLM'nin getiri oranlarındaki değişimlere bakarak önceden BTC'nin getiri oranlarındaki değişimlerin tahmin edilebileceği anlamına gelmektedir. Son olarak da XLM ve LINK için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde k=3'te XLM'den LINK'e doğru pozitif ve tek yönlü bir getiri yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır.

Tüm bu bulgular birlikte değerlendirildiğinde BNB'nin getiri oranlarındaki değişimlerin inceleme kapsamındaki diğer hiçbir kripto para biriminin getiri oranlarındaki değişimler üzerinde istatistikî olarak anlamlı bir etkisinin olmadığı, fakat LINK dışındaki diğer tüm kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimlerden etkilendiği anlaşılmaktadır. Bu durumun yanı sıra XLM'nin getiri yayılımı açısından kripto para piyasalarında öncü rolü oynadığı anlaşılmaktadır. Çünkü XLM'nin getiri

oranlarındaki değişimlerin diğer tüm kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimler üzerinde etkili olduğu görülmektedir. Ayrıca gerek $k=0$ 'da ortaya çıkan istatistiki olarak anlamlı eşanlı etkileşimler gerekse getiri yayılımına ait istatistiki olarak anlamlı bulgular her durumda korelasyon katsayılarının işaretinin pozitif olduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu bulgu da bu kripto para birimlerinin getirilerinin piyasaya dönük bilgi akışı sonrasında aynı yönde hareket ettikleri anlamına gelmektedir.

Tablo 5. Getiri Yayılımına Ait Sonuçlar

| | | |
|----|-----------------|------------------|
| k. | XLM'den BNB'ye | BNB'den XLM'ye |
| 0 | 0.5445* | 0.5445* |
| 1 | -0.0212 | -0.0237 |
| 2 | 0.0568* | 0.0392 |
| 3 | 0.0078 | 0.0533 |
| 4 | 0.0251 | 0.0191 |
| 5 | -0.0092 | 0.0194 |
| k. | LINK'ten BTC'ye | BTC'den LINK'e |
| 0 | 0.5062* | 0.5062* |
| 1 | 0.0404 | -0.0147 |
| 2 | 0.0276 | 0.0367 |
| 3 | 0.0131 | 0.0680* |
| 4 | 0.0265 | 0.0080 |
| 5 | 0.0375 | 0.0467 |
| k. | XLM'den BTC'ye | BTC'den XLM'ye |
| 0 | 0.6086* | 0.6086* |
| 1 | 0.0137 | -0.0349 |
| 2 | 0.0569* | 0.0267 |
| 3 | -0.0005 | 0.0456 |
| 4 | 0.0358 | 0.0470 |
| 5 | 0.0108 | 0.0537 |
| k. | XLM'den LINK'e | LINK'ten XLM 'ye |
| 0 | 0.5457* | 0.5457* |
| 1 | -0.0151 | 0.0120 |
| 2 | 0.0292 | 0.0189 |
| 3 | 0.0571* | 0.0520 |
| 4 | -0.0166 | 0.0090 |
| 5 | 0.0353 | 0.0334 |

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. k, gecikme uzunluklarını göstermektedir. Cheung ve Ng (1996) testinin %5 anlamlılık düzeyindeki kritik değeri 1.96'dır. Tabloda gösterilen değerler çapraz korelasyon değerleridir.

3.3. Volatilite Yayılımına Ait Bulgular

Çalışmanın bu aşamasında ilgili kripto para birimleri arasındaki volatilite yayılımı incelenmiş ve elde edilen bulgular Tablo 6'da ve 7'de sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde getiri yayılımında olduğu gibi ilgili tüm kripto para birimlerinin volatilite değerleri arasında da sıfırcı gecikmede ($k=0$) istatistiki olarak anlamlı eşanlı güçlü bir etkileşimin bulunduğu anlaşılmaktadır. Daha önce de ifade edildiği gibi bu durum ilgili tüm kripto para birimlerinin volatilitelerini etkileyen ortak faktörlerin bir sonucu olabilir. Fakat ilgili kripto para birimlerinin volatilite değerleri arasında bir yayılımın söz konusu olduğunun söylenebilmesi için gecikmeli korelasyon değerlerinin istatistiki olarak anlamlı çıkmaları gerekmektedir.

Bu kapsamda elde edilen bulgular incelendiğinde, %5 anlamlılık düzeyinde $k=4$ 'te BNB'den BCH'ye doğru pozitif ve tek yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. BCH-BTC ve BCH-LINK için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise %5 anlamlılık düzeyinde $k=4$ 'te BCH'den hem BTC'ye hem de LINK'e doğru pozitif ve tek yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgu kripto para piyasalarına dönük veri akışı sonrasında BCH'nin volatilite düzeyinde bir artış (düşüş) olması durumunda bu artışın (düşüşün) BTC ve LINK'in volatilite düzeylerinde de bir artışa (düşüşe) yol açacağı anlamına gelmektedir. Bu nedenle BCH ile BTC veya BCH ile LINK'ten oluşan portföylerin beklenen çeşitlendirme etkisini sergileyemeyebilecekleri ifade edilebilir. BCH ve XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise ilgili kripto para birimleri arasında %5 anlamlılık düzeyinde istatistiki olarak anlamlı bir volatilite yayılımının söz konusu olmadığı anlaşılmaktadır.

Tablo 6. Volatilite Yayılımına Ait Sonuçlar

| | | |
|----|-----------------|----------------|
| k. | BNB'den BCH'ye | BCH'den BNB'ye |
| 0 | 0.5595* | 0.5595* |
| 1 | 0.0138 | -0.0074 |
| 2 | -0.0064 | -0.0065 |
| 3 | -0.0061 | -0.0164 |
| 4 | 0.0830* | 0.0474 |
| 5 | 0.0055 | -0.0117 |
| k. | BTC'den BCH'ye | BCH'den BTC'ye |
| 0 | 0.7050* | 0.7050* |
| 1 | 0.0168 | -0.0153 |
| 2 | -0.0222 | -0.0051 |
| 3 | -0.0151 | -0.0111 |
| 4 | 0.0192 | 0.0589* |
| 5 | -0.0088 | 0.0003 |
| k. | LINK'ten BCH'ye | BCH'den LINK'e |
| 0 | 0.5269* | 0.5269* |
| 1 | 0.0227 | -0.0020 |
| 2 | -0.0068 | 0.0002 |
| 3 | -0.0216 | 0.0113 |
| 4 | -0.0246 | 0.0594* |
| 5 | -0.0102 | -0.0127 |
| k. | XLM'den BCH'ye | BCH'den XLM'ye |
| 0 | 0.4337* | 0.4337* |
| 1 | 0.0450 | -0.0103 |
| 2 | -0.0163 | -0.0057 |
| 3 | 0.0042 | 0.0108 |
| 4 | 0.0234 | 0.0271 |
| 5 | -0.0081 | -0.0322 |
| k. | BTC'den BNB'ye | BNB'den BTC'ye |
| 0 | 0.7298* | 0.7298* |
| 1 | -0.0067 | -0.0157 |
| 2 | -0.0194 | -0.0053 |
| 3 | -0.0169 | -0.0158 |
| 4 | 0.0213 | 0.1255* |
| 5 | -0.0039 | 0.0088 |
| k. | LINK'ten BNB'ye | BNB'den LINK'e |
| 0 | 0.6252* | 0.6252* |
| 1 | 0.0211 | 0.0225 |
| 2 | -0.0203 | -0.0073 |
| 3 | -0.0275 | -0.0090 |
| 4 | -0.0111 | 0.1356* |
| 5 | -0.0114 | 0.0182 |

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. k, gecikme uzunluklarını göstermektedir. Cheung ve Ng (1996) testinin %5 anlamlılık düzeyindeki kritik değeri 1.96'dır. Tabloda gösterilen değerler çapraz korelasyon değerleridir.

BNB-LINK, BNB-XLM ve BNB-BTC için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde k=4'te BNB'den hem LINK'e hem XLM'ye hem de BTC'ye doğru tek yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. BTC ve LINK için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde değişkenler arasında herhangi bir volatilite yayılımının söz konusu olmadığı anlaşılmaktadır. BTC ve XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde, değişkenler arasında k=4'te çift yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu anlaşılmaktadır. LINK ile XLM için elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise k=4'te XLM'den LINK'e doğru tek yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu görülmektedir.

Tüm bu bulgular birlikte değerlendirildiğinde ise LINK'in volatilesinin inceleme kapsamındaki hiçbir kript para biriminin volatilesi üzerinde istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin olmadığı, fakat BTC dışındaki diğer tüm kript para birimlerinin volatilesinden istatistiki olarak anlamlı bir şekilde etkilendiği anlaşılmaktadır. Bu bulgu diğer unsurlar sabit kalmak şartıyla LINK'in diğer kript para

birimlerine nazaran daha riskli bir kripto para birimi olabileceği anlamına gelmektedir. Çünkü LINK kendi iç dinamiklerine ilaveten diğer kripto para birimlerinin volatilitesindeki değişimlerden de etkilenmektedir. BNB'ye gelince, bu kripto para biriminin volatilitesinin diğer hiçbir kripto para biriminin volatilitesinden etkilenmediği, fakat inceleme kapsamındaki diğer tüm kripto para birimlerinin volatilitesi üzerinde istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin bulunduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgu da kripto para piyasalarındaki volatilite dinamiklerinin yönlendirilmesinde öncü rolü BNB'nin oynadığı anlamına gelmektedir.

Tablo 7. Volatilite Yayılımına Ait Sonuçlar

| | | |
|----|-----------------|------------------|
| k. | XLM'den BNB'ye | BNB'den XLM'ye |
| 0 | 0.4257* | 0.4257* |
| 1 | -0.0193 | -0.0075 |
| 2 | -0.0117 | -0.0128 |
| 3 | -0.0050 | -0.0084 |
| 4 | 0.0477 | 0.0620* |
| 5 | 0.0062 | -0.0107 |
| k. | LINK'ten BTC'ye | BTC'den LINK'e |
| 0 | 0.7739* | 0.7739* |
| 1 | 0.0164 | 0.0095 |
| 2 | -0.0127 | -0.0113 |
| 3 | -0.0193 | -0.0048 |
| 4 | -0.0069 | 0.0430 |
| 5 | 0.0030 | -0.0051 |
| k. | XLM'den BTC'ye | BTC'den XLM'ye |
| 0 | 0.4934* | 0.4934* |
| 1 | -0.0123 | 0.0008 |
| 2 | -0.0135 | -0.0196 |
| 3 | -0.0178 | -0.0106 |
| 4 | 0.0625* | 0.0647* |
| 5 | -0.0024 | -0.0139 |
| k. | XLM'den LINK'e | LINK'ten XLM 'ye |
| 0 | 0.4656* | 0.4656* |
| 1 | 0.0180 | 0.0096 |
| 2 | -0.0051 | -0.0117 |
| 3 | 0.0172 | -0.0259 |
| 4 | 0.0908* | -0.0233 |
| 5 | -0.0107 | -0.0017 |

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. k, gecikme uzunluklarını göstermektedir. Cheung ve Ng (1996) testinin %5 anlamlılık düzeyindeki kritik değeri 1.96'dır. Tabloda gösterilen değerler çapraz korelasyon değerleridir.

XLM ve BCH'ye gelince, bu krito para birimlerinin volatilite düzeylerindeki değişimlerin BTC ve LINK dışındaki kripto para birimlerinin volatilite düzeyleri üzerinde istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin olmadığı görülmektedir. Ayrıca en yüksek piyasa değerine ve işlem hacmine sahip olan kripto para birimi olmasına rağmen, BTC'deki bir volatilite şokunun XLM dışındaki hiçbir kripto para biriminin volatilitesi üzerinde istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin olmaması, BTC'nin geçmiş dönemlere göre kripto para piyasalarındaki öncü / yönlendirici rolünün zayıfladığı şeklinde yorumlanabilir. Bunun yanı sıra BTC-LINK ve BCH-XLM arasında istatistiki olarak anlamlı bir volatilite yayılımının söz konusu olmaması da bu kripto para birimlerini içeren portföylerin beklenen çeşitlendirme etkisini sunabilecekleri anlamına gelmektedir.

4. Değerlendirme ve Sonuç

Kripto para piyasaları henüz yeni sayılabilecek piyasalardır. Bu nedenle bu tür piyasalarda yapılabilecek çeşitli finansal işlemlerin başarılı sonuçlar üretebilmesi için bu piyasaların bazı temel dinamiklerinin daha iyi anlaşılması gerektiği düşünülmektedir. Bu kapsamda bu çalışmada 20 Eylül 2017 yılı ile 30 Nisan 2021 yılı arasındaki dönem için günlük veriler kullanılarak Bitcoin, Binance coin, Bitcoin cash, Stellar ve Chainlink' ten oluşan beş kripto para birimi arasındaki getiri ve volatilite yayılımını Cheung ve Ng (1996) testi ile incelenmiştir.

Çalışma bulguları ilgili tüm kripto para birimlerinin hem getiri oranları hem de volatilite değerleri arasında sıfırcı gecikmede (k=0) ortaya çıkan istatistiki olarak anlamlı eşanlı güçlü bir etkileşimin

bulunduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu duruma kripto para piyasalarına dayalı işlemlerde önemli bir yeri olan ülkelerin ve / veya şirket yöneticilerinin kripto para birimlerinin kullanımına dönük kısıtlayıcı, yasaklayıcı ve / veya teşvik edici açıklamalarının yol açtığı ifade edilebilir. Çünkü bu tür açıklamalar ilgili tüm kripto para birimlerinin genelini etkileyen ortak faktörler arasında yer almaktadır.

Getiri yayılımına ilişkin bulgular genel olarak değerlendirildiğinde çalışma bulgularının BNB'nin getiri oranlarındaki değişimlerin LINK dışındaki diğer tüm kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimlerden tek yönlü olarak etkilendiği sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır. Bu durumun yatırımcılar açısından oldukça önemli bir bilgi olduğu düşünülmektedir. Çünkü yatırımcıların diğer kripto para birimlerinin getiri oranlarındaki değişimlere bakarak önceden BNB'nin getiri oranlarındaki değişimler konusunda fikir sahibi olabilecekleri anlaşılmaktadır. Bu durumun yanı sıra bulgular XLM'nin getiri yayılımı açısından kripto para piyasalarındaki öncü rolü oynadığına işaret etmektedir. Bir diğer ifadeyle kripto para piyasalarında çoğu durumda öncelikle XLM'nin getiri oranlarında değişimler yaşandığı, ardından diğer kripto para birimlerinin getiri oranlarının bu değişimleri takip ettikleri anlaşılmaktadır. Tüm bu bulgular da kripto para piyasalarındaki yatırımcıların daha etkin yatırım stratejileri uygulayabilmeleri açısından oldukça önemlidir. Burada ayrıca şu husus da belirtilmelidir ki istatistiki olarak anlamlı çıkan her durumda kripto para birimlerinin getirilerinin aynı yönde hareket ettikleri anlaşılmaktadır. Bu da çoğu durumda ilgili kripto para birimlerinin fiyatlarının piyasaya dönük bilgi akışından aynı yönde etkilendikleri anlamına gelmektedir.

Volatilite yayılımına gelince, çalışma bulgularının genel olarak BTC dışındaki diğer tüm kripto para birimlerinden LINK'e doğru tek yönlü bir volatilite yayılımının söz konusu olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır. Bu bulgu yatırımcıların ve risk yöneticilerinin diğer kripto para birimlerinde yaşanan bir volatilite şokunu bakarak önceden LINK'in volatilite düzeyi konusunda fikir sahibi olabilecekleri anlamına gelmektedir. Bu bulgu da aslında LINK'in diğer kripto para birimlerine nazaran risk potansiyeli daha yüksek bir kripto para birimi olabileceği anlamına gelmektedir. Ayrıca bu bulgu kripto para piyasalarındaki volatilite şoklarının yönlendirilmesinde LINK'ten kaynaklanabilecek volatilite şoklarının istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin olmadığına da bir göstergesidir.

BNB'ye gelince, bulgular BNB'nin volatilitésinin çalışma kapsamındaki diğer hiçbir kripto para biriminin volatilitésinden istatistiki olarak anlamlı bir şekilde etkilenmediği, fakat diğer tüm kripto para birimlerinin volatilitésini üzerinde istatistiki olarak anlamlı etkisinin bulunduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu bulgu öncelikle kripto para piyasalarında volatilite yayılımında öncü / yönlendirici rolü BNB'nin oynadığı anlamına gelmektedir. Bir diğer ifadeyle kripto para piyasalarına dönük bilgi akışı önce BNB'nin volatilitésinde bir değişime yol açmakta, ardından bu değişim inceleme kapsamındaki diğer kripto para birimlerinin volatilite düzeyleri üzerinde etkili olmaktadır. Bu bulgunun özellikle risk yöneticileri açısından oldukça önemli bir bulgu olduğu ifade edilebilir. Çünkü bu bulgu risk yöneticilerinin BNB'nin volatilite düzeyindeki değişimlere bakarak önceden diğer kripto para birimlerinin volatilite düzeyi konusunda fikir sahibi olabilecekleri anlamına gelmektedir.

BTC'ye gelince, BTC'nin piyasa değeri ve işlem hacmi açısından ilk sırada yer almasına rağmen, bulguların BTC'deki bir volatilite şokunun XLM dışındaki kripto para birimlerinin volatilitésini üzerinde istatistiki olarak anlamlı bir etkisinin olmadığı sonucuna işaret etmesi, BTC'nin geçmiş dönemlere göre kripto para piyasalarındaki öncü / yönlendirici rolünün zayıfladığı şeklinde yorumlanabilir. Bu bulgu da diğerlerinin yanı sıra Tu ve Xue'nin (2019) çalışma bulguları ile uyumludur. Bunun yanı sıra BTC ile LINK ve BCH ile XLM arasında istatistiki olarak anlamlı bir volatilite yayılımının söz konusu olmaması da portföy yöneticileri açısından bu kripto para birimlerini içeren portföylerin beklenen portföy çeşitlendirme etkisini sunabilecekleri anlamına gelmektedir.

Fakat bu çalışma kapsamında elde edilen bulgulara rağmen şu hususlar da belirtilmelidir ki literatürde volatilite serilerindeki olası yapısal kırılmaların dikkate alınmamasının Cheung ve Ng (1996) testinin sonuçları üzerinde etkili olabileceğini ifade eden çalışmalar da bulunmaktadır. Ayrıca literatürde volatilite yayılımının daha etkin sonuçlar üretebilmesi için değişkenler arasındaki getiri yayılımının etkilerinin elimine edilmesi gerektiğini ifade eden çalışmalar da bulunmaktadır. Fakat literatürde bu eleştirileri dikkate alan çalışmalar olduğu gibi dikkate alınmayan çalışmalar da vardır. Bu çalışmada diğerlerinin yanı sıra Inagaki (2007) ile Nakajima ve Hamori'nin (2012) çalışmalarında olduğu gibi literatürdeki ilgili eleştiriler dikkate alınmamıştır. Bu nedenle özellikle ulusal yazında bu alanda yapılabilecek daha sonraki çalışmalarda ilgili eleştirilerin dikkate alınmasının ve analizlere daha farklı

kripto para birimlerinin de eklenmesinin kripto para piyasalarının temel dinamiklerinin daha iyi anlaşılabilmesi açısından oldukça önemli olabileceği düşünülmektedir.

Kaynakça

- Beneki,C., Koullis, A., Kyriazis, N.A. & Papadamou, S. (2019). *Investigating volatility transmission and hedging properties between Bitcoin and Ethereum*, Research in International Business and Finance, 48:219-227.
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, Journal of Econometrics, 31: 307-327.
- Bollerslev, T. (1990). *Modeling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Models*, Review of Economics and Statistics,72: 498-505.
- Bollerslev, T. & Wooldridge, J.M. (1992). *Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models With Time-Varying Covariances*,Econometrics Review, 11(2):143-172.
- Bouri,, E., Gabauer, D., Gupta, R. & Tiwari, A.K. (2021). *Volatility Connectedness of Major Cryptocurrencies: The Role of Investor Happiness*, Journal of Behavioral and Experimental Finance,30: 1-10.
- Cheung, Y.W. & Ng, L.K. (1996). *A Causality-in-Variance Test and its Application to Financial Market Prices*, Journal of Econometrics, 72 (1-2): 33-48.
- Coinmarketcap (2021). *Today's Cryptocurrency Prices by Market Cap*, <https://coinmarketcap.com/>, Erişim Tarihi: 19.05.2021.
- Dickey, D. A. & Fuller, W. A., (1979). *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root*, Journal of the American Statistical Association,74: 427–431.
- Fasanya, I.O. ve Oyewole, O. & Odudu, T. (2020). Return And Volatility Spillovers Among Cryptocurrency Portfolios, *International of Managerial Finance*, 17(2): 327-341.
- Gebka, B. & Serwa, D. (2007). *Intra-and Inter-Regional Spillovers between Emerging Capital Markets Around the World*, Research in International Business and Finance, 21: 203-221.
- Gemici, E. ve Polat, M. (2021). *Causality-in-Mean and Causality-in-Variance among Bitcoin, Litecoin, and Ethereum*, Studies in Economics and Finance, Yayınlanma aşamasında.
- Hong,Y. (2001). *A Test for Volatility Spillover with Application to Exchange Rates*, Journal of Econometrics, 103: 183-224.
- Hu, J. W-S., Chen, M-Y., Fok, R.C.W. & Huang, B-N.(1997). *Causality in Volatility and Volatility Spillover Effects Between U.S., Japan and Four Equity Markets in the South China Financial Markets Growth Triangular*, Journal of International Financial Markets, Institutions & Money,7: 351-367.
- Huynh, T.L.D., Nasir, M.A., Vo, X.V. & Nguyen, T.T. (2020). *Small Things Matter Most: The Spillover Effects in The Cryptocurrency Market and Gold as a Silver Bullet*, North American Journal of Economics and Finance, 54: 1-12.
- Inagaki, K., (2007). *Testing for Volatility Spillover between the British Pound and the Euro*, Research in International Business and Finance, 21: 161-174.
- Jarque, C.M. & Bera, A. K. (1980). *Efficient Tests for Normality, Homoscedasticity and Serial Independence of Regression Residuals*, Economics Letters, 6 (3): 255–259.
- Katsiampa, P.K., Corbet, S. & Lucey, B. (2019). *Volatility Spillover Effects in Leading Cryptocurrencies : A BEKK-MGARCH Analysis*, Finance Research Letters, 29: 68-74.
- Koutmos, D. (2018). *Return and Volatility Spillovers among Cryptocurrencies*, Economics Letters, 173: 122-127.
- Kumar, A.S. & Anandarao, S. (2019). *Volatility Spillover in Crypto-Currency Markets: Some Evidences From GARCH And Wavelet Analysis*, Physica A, 524: 448-458.
- Kyle, A.S. (1985). *Continuous Auctions and Insider Trading*, Econometrica, 53,1315-1335.
- Ljung, G.M. & Box, G.E.P. (1978). *On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models*, Biometrika, 65 (2): 297–303.
- Mensi, W., Al-Yahyaee, K., Al-Jarrah, I.M.W., Vo, X.V. & Kang S.H. (2021). *Does Volatility Connectedness Across Major Cryptocurrencies Behave the Same at Different Frequencies? A Portfolio Risk Analysis*, International Review of Economics and Finance,76, 96-113.
- Nakajima, T., & Hamori, S., (2012). *Causality-in-Mean and Causality-in-Variance Among Electricity Prices, Crude Oil Prices, and Yen-US Dollar Exchange Rates in Japon*, Research in International Business and Finance,26: 371-386.

- Omane-Adjepong, M. & Alagidede, I.P. (2019). *Multiresolution Analysis and Spillover of Major Cryptocurrency Markets*, Research in International Business and Finance, 49: 191-206.
- Papież, M. & Śmiech, S. (2013). *Causality-in-Mean and Causality-in-Variance within the International Steam Coal Market*, Energy Economics, 36: 594-604.
- Phillips, P.C.B. & Perron, P. (1988). *Testing for a Unit Root in Time Series Regression*, Biometrika, 75(2), 335–346.
- Qiao, X., Zhu, H. & Hau, L. (2020). *Time-Frequency Co-Movement of Cryptocurrency Return and Volatility: Evidence from Wavelet Coherence Analysis*, International Review of Financial Analysis, 71: 1-14.
- Ross, S.A. (1989). *Information and Volatility : The No-Arbitrage Martingale Approach to Timing and Resolution Irrelevancy*, Journal of Finance, 44: 1-17.
- Sensoy, A., Silva, T.C., Corbet, S. & Tabak, B.M. (2021). *High-Frequency Return and Volatility Spillovers Among Cryptocurrencies*, Applied Economics, 134: 1-22.
- Tu, Z., & Xue, C. (2021). *Effect of Bifurcation on the Interaction between Bitcoin and Litecoin*, Finance Research Letters, 31, 382–385.
- Yahoo Finance (2021). *Cryptocurrency Data*, <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies/>, Erişim Tarihi: 19.05.2021.
- Yousaf, I. & Ali, S. (2020). *The COVID-19 Outbreak and High Frequency Information Transmission between Major Cryptocurrencies: Evidence from the VAR-DCC-GARCH Approach*, Borsa Istanbul Review, 20: 1-10.