

KRİPTO VARLIKLAR ARASINDAKİ DOĞRUSAL OLMAYAN NEDENSELLİK İLİŞKİSİ

 Ersin SÜNBUĖ^a

Öz

Bu çalışma, kripto para birimlerinin nedensellik ilişkilerini doğrusal olmayan yöntemlerle inceleyerek, bu varlıkların birbirleriyle olan etkileşimlerini daha kapsamlı bir şekilde anlamayı amaçlamaktadır. Çalışmada, 2020'nin ilk haftasından 2022'nin otuz birinci haftasına kadar olan sekiz önemli kripto varlığının (Bitcoin, Ethereum, USDT (Tether), USDC (USD Coin), Binance Coin, Ripple ve Cardano) haftalık dolar cinsinden verileri kullanılmıştır. Veri seti 135 gözlemi içermektedir. Çalışma, özellikle durağanlık analizi ve doğrusal olmayan nedensellik analizi olmak üzere ekonometrik zaman serisi ve yapay sinir ağı (YSA) analiz yöntemlerini kullanmaktadır. Değişkenlerin durağanlık kararları, üç birim kök testine dayanmaktadır. Bunlar; ADF Testi, PP Testi ve KPSS Testleridir. Değişkenler arasındaki ilişki, doğrusal olmayan Granger Nedensellik Analizi kullanılarak tespit edilmiştir. Tüm analizler R-Studio programında gerçekleştirilmiştir. Durağanlık analizinde, USDT (Tether) ve USDC'nin (USD Coin) düzeyde (I (0)) durağan olduğu, diğer değişkenlerin ise birinci farkta (I (1)) durağan olduğu belirlenmiştir. Çalışma sonucunda, hiçbir değişken arasında doğrusal olmayan nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır.

Anahtar Kelimeler: Kripto varlıklar, Doğrusal Olmayan Nedensellik Analizi, Zaman Serisi Analizi



NONE-LINEAR CAUSALITY RELATIONSHIPS AMONG CRYPTO ASSETS

Abstract

This study aims to comprehensively understand the interactions among cryptocurrency assets by examining their causality relationships using nonlinear methods. The study utilizes weekly USD exchange rate data for eight major cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum, USDT (Tether), USDC (USD Coin), Binance Coin, Ripple, and Cardano) from the first week of 2020 to the thirty-first week of 2022. The dataset contains 135 observations. The study employs econometric time series methods and artificial neural network (ANN) analysis, focusing particularly on stationarity analysis and nonlinear causality analysis. The stationarity of the variables is determined based on three unit root tests: ADF Test, PP Test, and KPSS Test. The relationship among variables is explored using Nonlinear Granger Causality Analysis. All analyses are conducted using R-Studio. The stationarity analysis indicates that USDT and USDC are stationary at level (I (0)), while other variables are stationary at first difference (I (1)). The study finds no evidence of nonlinear causality relationships among the variables.

Keywords: Crypto assets, Granger Causality Analysis, Time Series Analysis.



^a Dr., İstanbul Nişantaşı Üniversitesi, Uygulamalı Bilimler Yüksek Okulu, Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik, ersin.sunbul@nisantasi.edu.tr

Makale Geliş Tarihi: 16.11.2024, Makale Kabul Tarihi: 21.01.2025

Giriş

Paranın temel işlevi, ekonomik işlemleri kolaylaştırmak amacıyla ortak bir değer temsil eden bir değişim aracı olarak hizmet etmektir. Bu nedenle, bir varlığın para olarak kabul edilebilmesi için ortak bir değere sahip olması ve değişimlerde tercih edilebilir olması gerekir. Literatürde kripto varlıklar para olarak tanımlansa da, şu anda geleneksel paranın değişim aracı işlevini yerine getirdiklerini söylemek zordur. Piyasada kripto varlıklar, ağırlıklı olarak yatırım aracı olarak değerlendirilmektedir (Gandal & Halaburda, 2016). Bu nedenle, bu çalışmada "kripto varlık" teriminin kullanılması daha uygun görülmüştür.

Piyasada paranın değerini belirleyen en önemli faktör arzıdır. Teorik olarak, arzın artmasının paranın değerini düşürmesi beklenir. Bu teori, sanal varlıklar için de geçerli olabilir. Geleneksel paradan farklı olarak, kripto varlıkların arzı yasal bir otorite tarafından belirlenmez. Ancak, sonsuz arzı engellemek için bir kontrol mekanizması vardır (Buchholz vd., 2012; Ciaian vd., 2016a, 2016b; Bouoiyour & Selmi, 2015). Kripto varlıkların üretimi ve güvenliği, blockchain olarak kavramsallaştırılan bir yazılım algoritması ile sağlanır. Blockchain, her sanal varlık için şifreli bloklar oluşturarak, değiştirilmesi neredeyse imkansız olan güvenli bir ağ kurar. Varlık üretimi dışında kalan işlemler de birbirine bağlı bloklar aracılığıyla güvence altına alınır. Ağdaki değerler, kullanıcıların kontrolündeki sanal cüzdanlarda saklanabilir ve her işlem ağ kullanıcıları tarafından şeffaf bir şekilde izlenebilir, bu da sisteme olan güveni artırır. Günümüzde, ilk kripto varlık olan Bitcoin'e benzer iş kanıtları ve algoritmalar kullanarak üretim ve güvenlik sağlayan binlerce altcoin bulunmaktadır (Ciaian vd., 2018).

Kripto varlıkların özellikleri, faydaları ve dezavantajları incelendiğinde, yasal bir otorite tarafından desteklenmedikleri, kriptografik bir algoritma ile kontrol edildikleri ve transferler için komisyon veya üçüncü taraf müdahalesine ihtiyaç duymadıkları görülmektedir. Varlık arzı için tek yöntem kripto madenciliğidir ve sistemde başka yollarla müdahale edilmez. Kripto varlıkların gerçek bir karşılığı yoktur ve yasal bir otoritenin olmaması müdahale ve el koyma risklerini önler (Çakraccioğlu, 2016; Conti vd., 2017). Kripto varlıkların arz kontrolü, onları enflasyon ve değer kaybına karşı korur. Birçok ülkede yasal olarak tanınmadıkları için vergiye tabi değildirler (Conti vd., 2017). Kripto varlıkların fiyat istikrarı, madencilik faaliyetlerinin devam etmesine ve arz-talep dengesine bağlı olup aşırı oynaklık riski taşımaktadır. Kripto madenciliği aşırı enerji tüketimi gerektirir (Wright & De Filippi, 2015). Anonimlik, kullanım kolaylığı sağlarken, aynı zamanda kara para aklama gibi yasadışı faaliyetlere de zemin oluşturabilir (Conti vd., 2017).

Bu çalışma, kripto para birimlerinin nedensellik ilişkilerini doğrusal olmayan yöntemlerle inceleyerek, bu varlıkların birbirleriyle olan etkileşimlerini daha kapsamlı bir şekilde anlamayı amaçlamaktadır. Bu amacı gerçekleştirmek için, 2020 yılının ilk haftasından 2022 yılının otuz birinci haftasına kadar sekiz büyük kripto varlık (Bitcoin, Ethereum, USDT (Tether), USDC (USD Coin), Binance Coin, Ripple, and Cardano) için ABD doları cinsinden haftalık kur verileri veri seti olarak kullanılmıştır. Ancak, eksik gözlemler nedeniyle, sekizinci büyük kripto varlık olan BUSD çalışmadan çıkarılmıştır. Veri seti 135 gözlemden oluşmakta olup, veriler investing.com web sitesinden elde edilmiştir. Analizler R-Studio programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada ekonometrik zaman serisi analiz yöntemleri, özellikle durağanlık testleri ve nedensellik analizleri kullanılmıştır. Durağanlık testleri, üç farklı birim kök testi ile gerçekleştirilmiştir: ADF Testi (Dickey & Fuller, 1981), PP Testi (Phillips & Perron, 1988) ve KPSS Testleri (Kwiatkowski vd., 1992). Değişkenler arasındaki ilişki, doğrusal olmayan nedensellik analizi için Baek & Brock'un (1992) ile Hiemstra & Jones'un (1994) yöntemleri kullanılarak incelenmiştir. Araştırma sonucunda, doğrusal olmayan nedensellik ilişkileri literatür ve teoriyle karşılaştırılmalı olarak tartışılmıştır.

Analiz sonuçlarına göre, değişkenler arasında nedensellik bulunamamıştır. İlerleyen bölümlerde, literatür gözden geçirilmiş, çalışmanın metodolojisi ve ampirik bulguları tartışılmış ve elde edilen sonuçlar mevcut literatürle karşılaştırılarak, perspektifler sunulmuş ve önerilerde bulunulmuştur. Bu çalışma, kripto varlıklar arasındaki nedensellik ilişkilerini doğrusal olmayan analizler kullanarak incelemekte ve bu alana literatür anlamında önemli bir katkı sağlamaktadır. Özellikle, nedensellik ilişkilerinin belirlenmesi, yatırım kararlarının ve risk yönetim stratejilerinin geliştirilmesine yönelik daha hassas ve bilgilendirici sonuçlar elde edilmesine olanak tanıyacaktır.

A. LİTERATÜR TARAMASI

Kripto varlıklar kavramı, Nakamoto'nun (2008) çalışmasıyla literatüre girmiştir ve Bitcoin, bu alandaki en önemli ve değerli varlık olarak öne çıkmaktadır. Bitcoin'in ardından, benzer üretim ve güvenlik prosedürleri izleyen altcoinler, karmaşık algoritmalar kullanarak güvenlik ve kontrol mekanizmaları sağlamaktadır (Böhme, vd., 2015). Kripto varlıkların yatırım aracı olarak kullanımı küresel ölçekte artış göstermiştir (Dirican & Canöz, 2017a, 2017b), ancak bu varlıkların son derece volatil bir yapıya sahip olduğu da vurgulanmaktadır (Dyhrberg, 2016; Charles & Darné, 2018).

Son yıllarda, kripto varlıklar arasındaki ilişkileri inceleyen birçok ampirik çalışma ortaya konmuştur. Bu çalışmalar, yatırım kararları üzerinde önemli etkiler yaratmıştır. Örneğin, Polat & Gemici (2018), Bitcoin ile çeşitli altcoinler arasındaki nedensellik ve koentegrasyon ilişkilerini inceleyerek, iki yönlü nedensellik ve uzun dönemli koentegrasyon ilişkileri bulmuşlardır. Karaağaç & Altınırnak (2018), farklı kripto varlıkları arasındaki nedensellik ilişkilerini inceleyerek, çeşitli iki yönlü ve tek yönlü nedensellik ilişkilerini ortaya koymuşlardır. Akçalı & Şişmanoğlu (2019), Bitcoin ve diğer altcoinler arasındaki ilişkileri Toda-Yamamoto Nedensellik Testi ile değerlendirerek, değişkenler arasındaki çeşitli nedensellik ilişkilerini belirlemiştir.

Benzer şekilde, Salihoğlu & Han (2019), Ripple, Ethereum, Bitcoin ve Litecoin arasındaki ilişkileri incelemiştir. Hacker Hatemi Simetrik ve Asimetrik Nedensellik yöntemleriyle inceleyerek, Ethereum'dan Bitcoin'e tek yönlü bir nedensellik gözlemlemiştir. Diğer çalışmalar, Bitcoin ile Google Trends arasındaki nedenselliği (Dastgir vd., 2019), Bitcoin ve diğer kripto varlıklar arasındaki koentegrasyonu (Göttfert, 2019) ve Bitcoin'in diğer kripto varlıklar üzerindeki asimetrik etkilerini (Demir vd., 2020) araştırmıştır. Ayrıca, Agyei vd., (2022), kripto para volatilitésinin piyasa etkileşimlerini nasıl yönlendirdiğini ve yatırımcılara risk yönetimi stratejileri konusunda dikkatli olmaları gerektiğini vurgulamışlardır.

Köse & Ünal (2023) ise, dakikalık, saatlik ve günlük veriler kullanarak kripto para birimleri arasındaki nedensellik ilişkilerini analiz etmiş ve Bitcoin'in kısa vadeli etkilerinin diğer kripto paralar

üzerinde belirgin etkiler yarattığını ortaya koymuştur. Sockin & Xiong (2023), kripto para birimlerinin fiyat dinamiklerini anlamak için geliştirdikleri model ile arz ve talep dengesizlikleri, spekülasyon hareketleri ve platform dinamiklerinin etkilerini kapsamlı bir şekilde analiz etmişlerdir. Detthamrong vd., (2024), stabilcoin'lerin büyük ekonomik varlıkların fiyatları üzerinde nedensel etkisi olduğunu göstermiştir.

Mensi vd., (2024), yüksek frekansta veri kullanarak kripto para birimleri arasındaki taşmalar ve çok ölçekli ilişkileri analiz etmiş ve Monero'nun riskin en büyük ileticisi olduğunu, Ethereum'un ise en büyük risk alıcısı olduğunu göstermiştir. Băroiu & Băra (2024), sosyal medya ve kripto para birimleri arasındaki etkileşimi analiz ederek, sosyal medya verilerinin kripto para piyasaları üzerindeki etkilerini değerlendirmiş ve önemli etkileri olduğunu belirlemiştir.

Seçili literatür Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1. Seçili Literatür

Kaynak	Amaç	Yöntem	Veri Seti	Dönem
Nakamoto, (2008)	Kripto varlık kavramının tanıtımı, Bitcoin'in temel kripto varlık olarak tanımlanması.	-	-	-
Böhme vd., (2015)	Bitcoin ve diğer altcoinlerin üretim ve güvenlik prosedürleri.	-	-	-
Dirican & Canöz, (2017a)	Kripto varlıkların küresel yatırım kullanımının artışı.	-	-	-
Dyhrberg, (2016)	Kripto varlıkların volatil doğası.	-	-	-
Charles & Darné, (2018)	Kripto varlıkların volatilité üzerindeki etkisi.	-	-	-
Şak, (2021)	Kripto varlıklar arasındaki ilişkilerin yatırım kararları üzerindeki etkisi.	-	-	-
Sifat vd., (2019)	Bitcoin ile Ethereum arasındaki gecikmeli ilişkilerin incelenmesi.	VECM, Granger Nedensellik, ARMA, ARDL, Wavelet Koherence Analizi	Bitcoin, Ethereum	08.2017 - 09.2018
Göttfert, (2019)	Seçili kripto varlıkların günlük kapanış fiyatları arasındaki koentegrasyon ilişkileri.	Engle-Granger Nedensellik, Johansen Koentegrasyon, VECM Analizleri	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash, EOS, Litecoin	09.2019 itibarıyla
Sahoo vd., (2019)	Varlık piyasasında fiyat-hacim ilişkilerinin incelenmesi.	Lineer ve Non-lineer nedensellik analizleri	Bitcoin	17.08.2010 - 16.04.2017
Akçalı & Şişmanoğlu, (2019)	İlk 15'teki altcoinler arasındaki ilişkilerin analizi.	Toda-Yamamoto Nedensellik Analizi	Sekiz farklı kripto varlık	07.08.2015 - 21.11.2018
Aksoy vd., (2020)	Farklı kripto varlıklar arasındaki fiyat ilişkilerinin keşfi.	Toda-Yamamoto Nedensellik Analizi	Beş farklı kripto varlık	18.01.2018 - 24.12.2019
Arslan & Güzel, (2021)	Bitcoin ve diğer kripto varlıkların oluşturduğu büyük	Kalitatif Araştırma	Kripto varlıklar	-

finansal sistemin gelecekteki yönelimi.				
Bouoiyour & Selmi, (2015)	Bitcoin fiyatının ana belirleyicilerinin tespiti.	ARDL Bounds Bitcoin, ARDL Bounds Analizi, VEC Granger Nedensellik Analizi	Bitcoin, Forex işlem hacmi, Para Bitcoin hızı, Altın fiyatı	-
Polat & Gemici, (2018)	Bitcoin ve altcoinler arasındaki ilişki ve koentegrasyon analizleri.	Johansen Koentegrasyon, Toda-Yamamoto Nedensellik Analizi	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin	07.08.2015 - 25.06.2018
Karaağaç & Altınırnak, (2018)	Seçilen kripto varlıklar arasındaki ilişkilerin araştırılması.	Johansen Koentegrasyon, Granger Nedensellik Analizi	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash, Cardano, Litecoin, NEM, NEO, Stellar, IOTA	15.12.2017 - 17.01.2018
Konuşkan vd., (2019)	Seçilen kripto varlıkları arasında kısa ve uzun dönemli ilişkilerin belirlenmesi.	Johansen Koentegrasyon, VECM	Bitcoin, Ethereum, Ripple	01.01.2018 - 31.12.2018
Salihoğlu & Han, (2019)	Farklı kripto varlıklar arasındaki ilişkilerin analizi.	Hacker Hatemi Simetrik, Hatemi J Asimetrik Nedensellik Analizleri	Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple	08.2015 - 07.2019
Ageyi vd., (2022)	Kripto para volatilitésinin piyasa etkileşimleri üzerindeki etkisi.	Dalgalanma Analizi	Kripto para volatilitési (VCRIX)	-
Köse & Ünal, (2023)	Kripto para birimleri arasındaki nedensellik ilişkileri ve örnekleme aralığının etkisi.	Granger nedensellik testleri		
Sockin & Xiong, (2023)	Kripto para birimlerinin fiyat dinamiklerini anlamak ve analiz etmek.	Arz ve Talep Dinamikleri Modeli, Ekonometrik Modeller	Kripto para birimleri fiyat verileri	-
Detthamrong vd., (2024)	Stabilcoin'lerin büyük ekonomik varlıklar üzerindeki etkisini incelemek.	Ekonometrik Modeller, Regresyon Analizleri	Stabilcoin ve büyük ekonomik varlık fiyatları	-
Mensi vd., (2024)	Kripto para birimleri arasındaki taşmalar ve çok ölçekli ilişkileri analiz etmek.	Yüksek Frekansta Veri Analizi, Çok Ölçekli Modeller	Kripto para birimleri	-
Băroiu & Băra, (2024)	Sosyal medya ve kripto para birimleri arasındaki etkileşimi değerlendirmek.	Sosyal Medya Verileri Analizi, Ekonometrik Modeller	Sosyal medya verileri, Kripto para fiyatları	-

Tablo 1'deki çalışmalardan elde edilen bulgulara göre; kripto varlıklar ve özellikle Bitcoin'in yatırım kararları üzerindeki etkilerini vurgulamaktadır. Bitcoin'in piyasalardaki yüksek volatilitési ve diğer kripto varlıklarla olan ilişkileri, yatırımcılar için önemli bir risk faktörü olarak öne çıkmaktadır.

Çalışmalar, Bitcoin ve diğer kripto varlıklar arasındaki koentegrasyon ve nedensellik ilişkilerini detaylandırarak, bu varlıkların nasıl bir etkileşim içinde olduğunu ortaya koymuştur.

Özellikle, Sahoo, Sethi & Acharya (2019) çalışması, Bitcoin'in fiyat ve hacim ilişkilerinin detaylı bir şekilde incelendiği önemli bir katkıdır. Ayrıca, Akçalı & Şişmanoğlu'nun (2019), Toda-Yamamoto Nedensellik Testi kullanarak yaptığı analizler, Bitcoin ve diğer altcoinler arasındaki ilişkilerin derinlemesine anlaşılmasına olanak tanımaktadır. Mensi vd., (2024) yüksek frekansta veri kullanarak kripto para birimleri arasındaki taşmalar ve çok ölçekli ilişkileri analiz etmeleri, bu alandaki literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır.

B. EKONOMETRİK YÖNTEMLER

Bu çalışma, kripto para birimlerinin nedensellik ilişkilerini doğrusal olmayan yöntemlerle inceleyerek, bu varlıkların birbirleriyle olan etkileşimlerini daha kapsamlı bir şekilde anlamayı amaçlamaktadır. Bu doğrultuda, 2020 yılının ilk haftasından 2022 yılının otuz birinci haftasına kadar olan dönemde ABD doları cinsinden değerleri dikkate alınarak bir veri seti oluşturulmuştur. Ancak, sekizinci büyük kripto para birimi olan BUSD, gözlem değerlerinin eksik olması nedeniyle analizden çıkarılmıştır. Sonuç olarak, kullanılan veri seti 135 gözlem içermektedir. Veriler, Investing.com sitesinden alınmıştır (Erişim tarihi: 22.08.2022). Tüm analizler R-Studio yazılımı kullanılarak yapılmıştır. Bu veri seti, kripto para birimlerinin değer değişimlerini ve aralarındaki olası etkileşimleri incelemek için uygun bir zemin oluşturmuştur.

1. Durağanlık Analizleri

Çalışmada, zaman serisi analiz yöntemleri kullanılarak durağanlık analizi ve nedensellik araştırmaları yapılmıştır. Durağanlık analizi, serilerin zamana göre istatistiksel özelliklerinin sabit olup olmadığını kontrol eder. Zaman serisi verilerinin doğru analiz edilmesi için durağan olması gerekmektedir; aksi takdirde yanıltıcı sonuçlar elde edilebilir. Bu bağlamda, çalışmada üç farklı birim kök testi kullanılarak serilerin durağanlığı test edilmiştir: ADF Testi (Dickey & Fuller, 1981), PP Testi (Phillips & Perron, 1988) ve KPSS Testi (Kwiatkowski vd., 1992).

ADF (Augmented Dickey-Fuller) Testi;

ADF testi, serinin birim köke sahip olup olmadığını test eder. Testin temel denklemi (1)'de sunulmuştur.

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (1)$$

Denklemden 1'de; $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$, serinin birinci farkını α , sabit terimi, β trend katsayısını, γ birim kök hipotezini test eden katsayı, δ_i serinin otokorelasyonunu gidermek için kullanılan gecikmeli fark terimlerinin katsayılarını ve ϵ_t hata terimini ifade etmektedir.

ADF testinde, $H_0 : \gamma = 0$ hipotezi, seri birim köke sahiptir. Eğer H_0 hipotezi reddedilirse, seri durağandır (Dickey & Fuller, 1981).

Phillips-Perron (PP) Testi;

PP testi, ADF testine benzer bir amaçla kullanılır, ancak hata terimlerinin otokorelasyonlu ve heteroskedastik olduğu durumlarda daha esnek bir yaklaşım sunar. PP testinde kullanılan denklem, ADF testindeki denkleme benzer, ancak hata terimlerinin yapısını modellemek için farklı bir yaklaşıma sahiptir. Söz konusu yaklaşıma ilişkin matematiksel eşitlik (2)'de sunulmuştur.

$$Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

PP testi, ADF testinden farklı olarak hata terimlerinin otokorelasyon ve değişen varyans yapısını dikkate alarak birim kök varlığını test eder (Phillips & Perron, 1988).

KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) Testi;

KPSS testi, serinin durağan olup olmadığını test eden bir karşı testtir. KPSS testinde, H_0 hipotezi serinin durağan olduğunu belirtir, bu da ADF ve PP testlerinden farklı bir yaklaşımdır.

KPSS testinde, H_0 : hipotezi, seri birim köke sahip değildir. Eğer H_0 hipotezi reddedilirse, seri durağan dışıdır.

KPSS testinde kullanılan model eşitlik (3)'te sunulmuştur.

$$Y_t = \beta t + r_t + \epsilon_t \quad (3)$$

Denklem 3'te βt deterministik trendi, $r_t = r_{t-1} + u_t$ rastgele yürüyüş bileşeni, u_t beyaz gürültü terimini ve ϵ_t ise hata terimini ifade etmektedir.

KPSS testi, serinin durağan olup olmadığını belirlemek için et hata teriminin varyansını kullanır. Eğer varyans sıfırdan farklı ise, seri durağandır (Kwiatkowski vd., 1992).

2. Doğrusal Olmayan Nedensellik Testleri

Literatürde genellikle doğrusal nedensellik testleriyle finansal veriler arasındaki ilişkiler anlaşılmaya çalışılmaktadır. Ancak doğrusal yöntemler karmaşık ilişkilerin belirlenmesi için yetersiz kalabildiğinden son zamanlarda doğrusal olmayan nedensellik testlerinin de geliştirilmeye başladığı gözlemlenebilmektedir. Doğrusal olmayan analiz yöntemleri serilerin durağan olup olmadıklarına bakmadan oldukça isabetli ilişkileri belirleyebilmektedir. Ancak Sünbül, (2023) doğrusal veri manipülasyonu süreçlerinin doğrusal olmayan analizlerin tahmin performanslarını olumlu yönde etkilediğini kanıtlamıştır. Bu çalışmada da veri setinin durağan olması sağlanmış ve doğrusal olmayan nedensellik ilişkileri durağanlaştırılmış serilerle analiz edilmiştir. Bu bağlamda çalışmada, doğrusal olmayan nedensellik analizi için Baek & Brock (1992) ile, Hiemstra & Jones'in (1994), önerdikleri yöntemler kullanılmıştır.

Baek ve Brock (1992) Testi;

Baek ve Brock (1992) testi, zaman serileri verilerindeki doğrusal olmayan bağımlılıkları tespit etmeye yönelik bir yaklaşımdır. Zaman serileri verilerinin doğrusal olmayan yapıları, geleneksel doğrusal regresyon analizleri veya korelasyon testleriyle tespit edilemez. Çünkü bu yöntemler, yalnızca

doğrusal ilişkileri belirleyebilir. Baek ve Brock testinin amacı, iki serinin geçmiş değerleri ile gelecekteki değerleri arasındaki ilişkilerin doğrusal olmayan bir yapıda olup olmadığını kontrol etmektir.

Baek ve Brock testinin temel matematiksel yapısı, zaman serileri arasındaki koşullu olasılık eşitliğine dayanmaktadır. Bu eşitlik, zaman serisi verileri arasında doğrusal olmayan bağımlılık olup olmadığını test etmek için kullanılır. Test için kullanılan fonksiyon denklem (4)'ta sunulmuştur.

$$P(\|X_{t+m} - X_t\| < \epsilon \mid \|X_t - X_{t-r}\| < \epsilon) \neq P(\|X_{t+m} - X_t\| < \epsilon) \quad (4)$$

Denklem (4)'da X_{t+m} ve X_t , t ve $t + m$ zaman dilimlerindeki gözlemleri ifade eder. ϵ , küçük bir eşik değeridir. $P(A|B)$, koşullu olasılığı ifade eder, yani B olayının gerçekleşmesi koşuluyla A olayının gerçekleşme olasılığı.

Denkleme göre; eşitliğin sol tarafında, geçmişteki gözlemlerden (belirli bir gecikme r ile) ve gelecekteki gözlemlerden (belirli bir gecikme m ile) elde edilen bir koşullu olasılık vardır. Sağ tarafta ise, geçmişteki gözlemlerden bağımsız bir gelecekteki gözlemi ifade eden olasılık bulunur (Baek & Brock, 1992).

Hiemstra ve Jones (1994) Testi;

Hiemstra ve Jones testi, doğrusal olmayan nedenselliği test etmek için geliştirilmiş bir yöntemdir ve Granger nedensellik testi Granger, (1969; 1980) ile benzer bir mantıkla çalışır, ancak veri serileri arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri de yakalayabilme özelliğine sahiptir (Hiemstra & Jones, 1994).

Testin çalışma prensibi, doğrusal olmayan bağımlılıkları yakalayabilmek için Granger nedensellik testinin genişletilmesine dayanır. Aşağıda, bu testin uygulama aşamaları ve çalışma prensibi tartışılmıştır.

Veri Hazırlığı: İlk adımda, iki zaman serisi X_t ve Y_t (örneğin ekonomik göstergeler, finansal fiyatlar vb.) belirlenir. Bu serilerin geçmiş ve gelecek ilişkisi incelenmek istenir.

Gecikmeli Değerler: Hiemstra ve Jones testi, her bir serinin geçmiş değerlerini (gecikmeli değerler) kullanarak gelecekteki değeri tahmin etmeye çalışır. Ancak burada fark, sadece doğrusal ilişkilerin değil, doğrusal olmayan ilişkilerin de dikkate alınmasıdır. Bu nedenle çoklu gecikme yapılarına dayanır.

Koşullu Olasılık Fonksiyonu: Hiemstra ve Jones testi, doğrusal olmayan bağımlılığın tespit edilmesi için, koşullu olasılık fonksiyonunu kullanır. Bu, bir değişkenin geçmiş değerlerinin, diğer bir değişkenin gelecekteki değeri üzerindeki etkisini incelemek için kullanılır. Temelde, bir değişkenin geçmişinin, diğer değişkenin geleceğini doğrudan ya da dolaylı olarak tahmin etme gücüne sahip olup olmadığını değerlendirir.

Testin uygulanırken kullanılan fonksiyon eşitsizlik (5)'te sunulmuştur.

$$P(X_{t+m} \mid X_t) \neq P(X_{t+m} \mid Y_t) \quad (5)$$

Eşitsizlik (5)'te X_t 'nin geçmiş değerlerinin, Y_t 'nin geçmiş değerlerinden bağımsız olarak, X_{t+m} 'yi tahmin etme gücünü ifade eder. Eğer bu iki olasılık birbirinden farklıysa, bu durumda doğrusal olmayan

nedensellik olduğuna işaret eder. Test istatistiği hesaplandıktan sonra, bu değer belirli bir kritik değerle karşılaştırılır. Eğer test istatistiği kritik değeri aşarsa, seriler arasında doğrusal olmayan bir nedensellik olduğu sonucuna ulaşılır.

Bu yöntemler, özellikle finansal piyasaların dinamik doğasını anlamak ve piyasa katılımcılarının karar alma süreçlerini etkileyen faktörleri belirlemek için önemlidir. Zaman serisi analizinde kullanılan doğrusal ve doğrusal olmayan yöntemler, piyasa davranışlarını ve olası riskleri daha iyi anlamamıza yardımcı olur ve bu da yatırımcılar ve politika yapıcılar için stratejik karar alma süreçlerinde değerli bilgiler sunabilir. Doğrusal olmayan nedensellik analizi için R-Studio'da bulunan "NlinTS" kütüphanesi ve "nlin_causality.test" fonksiyonu kullanılmıştır.

Doğrusal olmayan nedensellik ilişkisi için oluşturulan modelde bulunan parametrelerin ne anlama geldiği R-Studio'da uygulanan aşağıdaki örnek modelde ayrıntılı olarak tartışılmıştır.

- `model_1 <- nlin_causality.test (y, x, 3, c(2), c(5), 50, 0.5, "sgd", 10, TRUE, 5)`

Örnek model_1 için; y ilk zaman serisi verisi (bağımsız değişken), x ikinci zaman serisi verisi (bağımlı değişken), 3 parametresi, modelin gecikme sayısını belirler. Model_1'de gecikme sayısı 3 olarak belirlenmiştir. Bu, modelin geçmiş üç dönemi dikkate alarak nedensellik analizini yapacağı anlamına gelir. c(2) hidden_layer parametresi, modelde kullanılacak gizli katmanların sayısını belirtir. Modelde, c(2) ifadesi modelin bir gizli katman içerdiğini ve bu katmanda 2 nöron bulunduğunu belirtir. Gizli katman sayısı ve katmanlarda ki nöron sayıları için kabul edilmiş bir standart bulunmamakla birlikte deneysel olarak en iyi tahmini elde etmek için genellikle tek katmanlı bir model ve giriş katmanındaki değişken sayısı ile modelin sınamalarına başlamak en doğru yaklaşım olarak değerlendirilmektedir Bishop ve Nasrabadi (2006). c(5) output_layer parametresi, modelin çıktı katmanını belirtir. Modelde, c(5) ifadesi modelin çıktı katmanında 5 nöron bulunduğunu belirtir. 50 epochs parametresi, modelin eğitilmesi için gereken toplam dönem (epoch) sayısını belirtir. Model 50 dönem boyunca eğitilmektedir. 0.5 learning_rate parametresi, modelin öğrenme oranını belirtir. Öğrenme oranı, modelin parametre güncellemelerini ne kadar büyük adımlarla yapacağını belirler. Modelde, öğrenme oranı 0.5 olarak belirlenmiştir. Stochastic Gradient Descent (sgd) optimizasyon parametresi, modelin optimizasyon algoritmasını belirtir. "sgd" algoritmasını temsil eder. Bu algoritma, her eğitim döneminde verilerin rastgele bir alt kümesi üzerinde model parametrelerini güncelleyerek öğrenme işlemini gerçekleştirir. 10 batch_size parametresi, modelin her güncelleme için kaç örnekten oluşan bir grup kullanacağını belirtir. Örnek model her seferinde 10 örneği kullanarak parametrelerini günceller. TRUE verbose parametresi, modelin eğitim sürecindeki ilerlemeyi ekrana yazdırıp yazdırmayacağını belirtir. TRUE değeri, eğitim sürecindeki bilgilerin ekrana yazdırılacağını ifade eder. 5 seed parametresi, rastgele sayı üretici için kullanılan başlangıç değerini belirtir. Bu, modelin her çalıştırıldığında aynı sonuçları üretmesini sağlar. Modelde, seed değeri 5 olarak belirlenmiştir, bu da tekrar edilebilirliği sağlar.

Bu parametreler, modelin yapısını, eğitim sürecini ve optimizasyon yöntemini belirlemek için kullanılır. Özellikle zaman serisi verilerinde doğrusal olmayan ilişkilerin analiz edilmesi amacıyla kullanılan bu tür modeller, karmaşık ilişkileri ve gizli bağıntıları keşfetmek için önemlidir. Fonksiyon

çalıştırıldığında doğrusal olmayan nedensellik analizi için elde edilen parametrelerin yorumları Tablo 2’de ayrıntılı olarak tartışılmıştır.

Tablo 2. Anlamlı Doğrusal Olmayan Nedensellik İlişkisi için İstatistikler (Örnek Tablo)

Parametre	Beklenen Değer Aralığı	Açıklama
Lag Parametresi (p)	≥ 1	Doğrusal olmayan nedensellik analizinde gecikme sayısının doğru seçilmesi önemlidir.
Granger Nedensellik İndeksi (GCI)	> 0	İndeksin sıfırdan büyük olması, bir değişkenin diğerine doğrusal olmayan etkisinin olduğunu gösterir.
F-Test Değeri	$>$ Kritik Değer	F-test değerinin %5 anlamlılık seviyesindeki kritik değerden büyük olması beklenir.
F-Test p-Değeri	< 0.05	F-testin p-değeri 0.05'ten küçük olmalıdır, bu da sonuçların %95 güvenle anlamlı olduğunu gösterir.
%5 Riskte Kritik Değer	-	İlgili literatürden veya istatistiksel testten elde edilir; F-test ile karşılaştırılır.

Tablo 2 incelendiğinde;

Lag Parameter; modelin verileri analiz ederken iki gecikmeli dönemi dikkate aldığını gösterir. Yani, her bir değişkenin seçilen gecikmeye kadar olan etkiler incelenmektedir.

Granger Causality Index (GCI); Granger nedensellik indeksi, bağımsız değişkenin (modelde yer alan ilk veri) bağımlı değişken (modelde yer alan ikinci veri) üzerindeki doğrusal olmayan etkisini ölçer. Bu istatistik ($GCI < 1$) 1’e yaklaştıkça bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerinde belirgin bir doğrusal olmayan etkisinin olduğunu veya çok güçlü bir etkinin olduğunu gösterir. İstatistik 0’a yaklaştıkça tersi bir durum söz konusudur.

F-test Değeri; modeldeki bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki nedensellik etkisinin önemini test eder. Bu test, modelin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını belirlemeye çalışır. F-test değeri yüksek hesaplandığı zaman modelin önemli bir doğrusal olmayan nedensellik gösterdiği şeklinde yorumlanabilir.

P-value of the F-test (1); F-testin p-değeri, nedensellik testinin anlamlılık seviyesini gösterir. Burada p-değeri $< 0,05$ olarak hesaplanması, testin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu gösterir. Başka bir deyişle, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerinde anlamlı bir doğrusal olmayan nedenselliği olduğu şeklinde yorum yapılabilir.

Critical Value at 5% Risk (CVR); Bu değer, %5 anlamlılık düzeyinde kullanılan kritik değerdir. Eğer F-test değeri $>$ CVR için, testin sonuçları istatistiksel olarak anlamlı kabul edilir. Elde edilen değerlerin yorumuna ilişkin örnek veriler Tablo 3’te sunulmuştur.

Tablo 3. Örnek Değerler ve Yorumları

Parametre	Örnek Değer	Yorum
Lag Parametresi (p)	2	Modelde kullanılan gecikme sayısı, bu örnekte 2 olarak belirlenmiştir.
Granger Nedensellik İndeksi (GCI)	0.015	GCI değeri 0.015 olup, bu iki değişken arasında doğrusal olmayan bir ilişki olduğunu gösterir.
F-Test Değeri	3.5	F-test değeri, %5 anlamlılık seviyesindeki kritik değerden büyük (örneğin, kritik değer 2.8).
F-Test p-Değeri	0.02	$P < 0.05$ için, %95 güvenle anlamlı kabul edilir.
%5 Riskte Kritik Değer	2.8	%5 risk seviyesindeki kritik değer; bu değer ile F-test sonucu karşılaştırılır.

Tablo 3 incelendiğinde;

Lag Parametresi (p); Modelin doğru yapılandırıldığını ve geçmiş değerlerin uygun şekilde hesaba katıldığını gösterir.

Granger Nedensellik İndeksi (GCI); Pozitif bir değer, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerinde doğrusal olmayan etkisinin olduğunu gösterir.

F-Test Değeri ve %5 Riskte Kritik Değer; F-test değerinin kritik değerden büyük olması, nedensellik ilişkisinin anlamlı olduğunu gösterir.

F-Test p-değeri; p-değerinin 0.05'ten küçük olması, sonuçların istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve doğrusal olmayan nedensellik ilişkisi bulunduğunu ifade eder.

Bu örnek tablo, iki değişken arasında anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin tespit edilebilmesi için elde edilmesi gereken istatistiksel değerleri ve bu değerlerin anlamlarını özetlemektedir. Bu tür sonuçlar elde edildiğinde, iki değişken arasında istatistiksel olarak anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisi olduğu söylenebilir.

C. AMPİRİK UYGULAMALAR

Bu bölümde, değişkenler açıklanmış, tanımlayıcı istatistikler verilmiş, orijinal serilerin zaman serisi grafikleri değerlendirilmiş, zaman serilerinin durağanlığı araştırılmış ve durağan olmayan seriler fark alınarak durağan hale getirilmiştir. Varsayımları sağlayan tüm değişkenler arasındaki doğrusal olmayan nedensellik ilişkileri incelenmiştir.

1. Veri Seti

Çalışmanın örnekleme, piyasa değeri bakımından en büyük sekiz kripto para biriminden oluşmaktadır. Ancak, eksik veriler nedeniyle, piyasanın altıncı büyük kripto para birimi olan BUSD çalışmadan çıkarılmıştır. Sonuç olarak, BTC, ETH, USDT, USDC, BNB, XRP ve ADA kripto para birimleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir.

Tablo 4, piyasa değeri bakımından ilk sekizde yer alan kripto paralarla ilgili istatistiksel ve tanımlayıcı bilgileri sunmaktadır.

Tablo 4. Piyasa Değeri Bakımından İlk Sekiz Kripto Para Birimi

Sıra No	Kripto Para Türü	Para Sembolü	Birim Fiyat (USD)	Pazar Değeri	İşlem Hacmi (24 Saat)
1	Bitcoin	BTC	\$21,275	\$406.21B	\$28.11B
2	Ethereum	ETH	\$1,572.32	\$191.28B	\$17.64B
3	Tether	USDT	\$0.9999	\$67.55B	\$47.67B
4	USD Coin	USDC	\$1.00	\$52.45B	\$5.45B
5	BNB	BNB	\$296.50	\$47.61B	\$1.44B
6	XRP	XRP	\$0.33576	\$16.54B	\$872.80M
7	Cardano	ADA	\$0.4524	\$15.24B	\$704.71M

Kaynak: [Investing.com](https://www.investing.com), erişim tarihi itibarıyla sistemde 6669 kayıtlı kripto para bulunmaktadır. (Erişim tarihi: 22.08.2022).

Tablo 4 incelendiğinde, yedi farklı kripto paranın piyasa büyüklüğü, işlem hacmi ve birim fiyatları hakkında önemli istatistikler sunmaktadır. Bu veriler, her bir kripto paranın piyasa dinamiklerini, likiditesini, ve yatırımcılar için taşıdığı potansiyel risk ve getiri fırsatlarını analiz etmemize olanak tanımaktadır.

Bitcoin (BTC), \$406.21 milyar piyasa değeri ile kripto para piyasasının en büyük varlığıdır. Birim fiyatı \$21,275 seviyelerinde seyrederken, günlük işlem hacmi \$28.11 milyar ile oldukça yüksek bir değerdedir. Veriler, Bitcoin'in piyasada önemli bir likiditeye sahip olduğunu ve büyük bir yatırımcı kitlesine hitap ettiğini göstermektedir. Yüksek piyasa değeri ve işlem hacmi, Bitcoin'i genellikle güvenli liman arayışındaki yatırımcılar için tercih edilen bir varlık haline getirmektedir.

Ethereum (ETH), \$191.28 milyar piyasa değeri ile ikinci sırada yer almaktadır. Dolayısıyla Merkeziyetsiz finans (DeFi) ve NFT ekosistemlerinde önemli bir role sahiptir. Birim fiyatı \$1,572.32 ve günlük işlem hacmi \$17.64 milyar olan Ethereum, Bitcoin'e kıyasla daha erişilebilir fiyat seviyeleri sunmaktadır. Bu özellik, Ethereum'un daha geniş bir yatırımcı kitlesine hitap etmesini sağlamaktadır. Bununla birlikte, işlem hacminin Bitcoin'in gerisinde kalması, Ethereum'un likiditesinin Bitcoin'e kıyasla daha düşük olduğunu göstermektedir.

Tether (USDT) ve **USD Coin (USDC)** gibi stablecoin'ler, sabit değeri koruyarak volatiliteden korunmak isteyen yatırımcılar için önemli bir araç sunmaktadır. **Tether**, \$67.55 milyar piyasa değeri ile yüksek işlem hacmine sahip bir stablecoin olup, günlük işlem hacmi \$47.67 milyar ile önemli bir likiditeye sahiptir. Tether'in sabit fiyatı, özellikle volatiliteye karşı duyarlı olan yatırımcılar tarafından tercih edilmektedir. **USD Coin** ise \$52.45 milyar piyasa değeri ile daha düşük bir işlem hacmine (günlük

\$5.45 milyar) sahip olmasına rağmen, sabit değeri sayesinde stabil bir varlık olarak yatırımcıların güvenini kazanmıştır.

Binance Coin (BNB), \$47.61 milyar piyasa değeri ile büyük bir altcoin olmasına rağmen, günlük işlem hacmi \$1.44 milyar ile Bitcoin ve Ethereum gibi büyük kripto paralara kıyasla daha düşüktür. Binance Coin, Binance borsasının yerel token'ı olarak işlem ücretlerinde indirim ve diğer avantajlar sunarak kullanım alanı bulmaktadır. Bununla birlikte, işlem hacminin düşük olması, Binance Coin'in daha sınırlı likiditeye sahip olduğunu ve potansiyel olarak daha yüksek volatilitate gösterebileceğini işaret etmektedir.

XRP (Ripple), bankacılık ve ödeme sistemleri için tasarlanmış bir kripto paradır. \$16.54 milyar piyasa değeri ve \$872.80 milyon günlük işlem hacmi ile daha küçük bir piyasaya sahip olan XRP, regülasyon sorunları ve sektörle olan ilişkileri nedeniyle sıkça volatiliteye maruz kalmaktadır. XRP'nin fiyatı genellikle daha düşük olmasına rağmen, bankalar ve ödeme sistemleri ile olan ilişkisi, ona belirli bir yatırımcı kitlesi kazandırmıştır.

Cardano (ADA), \$15.24 milyar piyasa değeri ve \$704.71 milyon günlük işlem hacmi ile daha küçük bir altcoin olarak öne çıkmaktadır. Birim fiyatı \$0.4524 olan Cardano, geliştirilmekte olan bir blockchain platformu olarak, özellikle akıllı sözleşmeler ve merkeziyetsiz uygulamalar (dApps) konusunda önemli bir potansiyel taşımaktadır. Ancak, diğer büyük kripto paralara kıyasla daha düşük işlem hacmi ve piyasa değeri, Cardano'nun likiditesinin sınırlı ve fiyat hareketliliğinin daha volatil olabileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak, **Bitcoin** ve **Ethereum** gibi büyük kripto paralar, yüksek piyasa değerleri ve işlem hacimleri ile piyasada baskın bir konumda yer alırken, **Tether** ve **USD Coin** gibi stablecoin'ler, volatilitiyi sınırlamak isteyen yatırımcılar için stabil bir seçenek sunmaktadır. **Binance Coin**, **XRP** ve **Cardano** ise belirli piyasa alanlarında değer kazanan altcoin'lerdir, ancak daha düşük pazar değerleri ve işlem hacimleri ile daha yüksek volatilitate ve risk taşıyabilirler. Bu veriler, her bir kripto paranın piyasa içindeki rolünü ve yatırımcılar için taşıdığı potansiyel risk ve fırsatları anlamada kritik bir öneme sahiptir. Değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 5'te sunulmuştur.

Tablo 5. Değişkenlerin Tanımlayıcı İstatistikleri

Değişken	Standart Sapma	Varyans	JB İstatistiği	JB p-değeri	Min	Medyan	Ortalama	Maks
BTC	17,980	323,265,484	10.44	0.005407	5,183	32,247	30,421	64,397
ETH	1,363	1,857,585	10.66	0.004836	123	1,696	1,728	4,644
USDT	0.0013	0.0000019	645.4	0	0.998	1.000	1.001	1.008
USDC	0.0007	0.0000005	39.65	0.000000002	0.997	1.000	1.000	1.002
BNB	203.4	41,354	11.37	0.003394	10.01	259.2	233.6	649.5
XRP	0.3646	0.1329	16.91	0.000213	0.146	0.463	0.571	1.651
ADA	0.75	0.5625	14.23	0.000813	0.0258	0.5535	0.7996	28.464

Tablo 5 incelendiğinde;

BTC1 ve ETH gibi daha büyük değerler içeren varlıklar yüksek standart sapma ve varyans değerlerine sahiptir. Bu durum, söz konusu varlıkların çok daha volatil olduğunu, yani fiyatlarının daha geniş bir aralıkta dalgalandığını gösterir. USDT ve USDC gibi altcoin'ler ise çok düşük standart sapma ve varyans değerlerine sahiptir. Bu durum söz konusu varlıkların çok daha stabil olduğunu, diğer bir ifadeyle piyasa dalgalanmalarına karşı daha az hassas olduğunu gösterir. BNB2, XRP ve ADA gibi diğer varlıklar ise orta seviyelerde standart sapma ve varyans değerlerine sahiptir. Söz konusu değişkenler, BTC1 ve ETH'ye göre daha az volatil ancak altcoin'lere göre daha fazla volatilitedir.

JB İstatistiği verinin normal dağılıma ne kadar uygun olduğunu test eder. Normalde, JB İstatistiği yüksek ve p-değeri küçük olduğunda verinin normal dağılımdan sapmış olduğu kabul edilir. USDT ve USDC gibi altcoin'ler çok düşük JB p-değeri (sıfır civarı) ve yüksek JB İstatistiği değerlerine sahiptir, bu da verinin normal dağılıma çok az veya hiç uymadığını gösterir. Altcoin'ler genellikle çok dar bir değer aralığında hareket ettiğinden, normal dağılımdan sapmalarının da normal olduğu değerlendirilebilir. BTC1, ETH, BNB2, XRP ve ADA'da ise JB p-değeri küçük (0.05'ten küçük), ancak yine de normal dağılımdan sapmalar göstermektedir. Bu durum, söz konusu değişkenlerin normal dağılımın dışında hareket edebileceği anlamına gelir.

Tablo 5'de kripto paraların volatilité düzeylerini ve fiyat aralıklarını anlaşılmasına yardımcı olan veriler de yer almaktadır. **Bitcoin (BTC)** ve **Ethereum (ETH)** gibi büyük piyasa değerine sahip kripto paralar, yüksek volatilité göstermektedir. Bitcoin'in **min** değeri 5,183, **maks** değeri ise 64,397 gibi geniş bir aralıkta dalgalanmaktadır, bu da piyasa koşullarındaki ani değişimlere karşı oldukça duyarlı olduğunu gösteriyor. Ethereum'un fiyat aralığı da geniş olmakla birlikte, BTC'ye kıyasla daha dar ve daha stabil kalmaktadır.

USDT ve **USDC** gibi stablecoin'ler ise çok düşük volatilitéye sahip. Bu varlıkların fiyatları sabit kalmaya çalıştığı için, **min** ve **maks** değerleri birbirine çok yakın hesaplanmıştır. Sırasıyla 0.998-1.008 (USDT) ve 0.997-1.002 (USDC) arasında değişmektedir. Bu durum, bu varlıkların piyasa dalgalanmalarına karşı dirençli olduklarını ancak yatırımcılar için potansiyel kazançların sınırlı olduğu anlamına gelebilir.

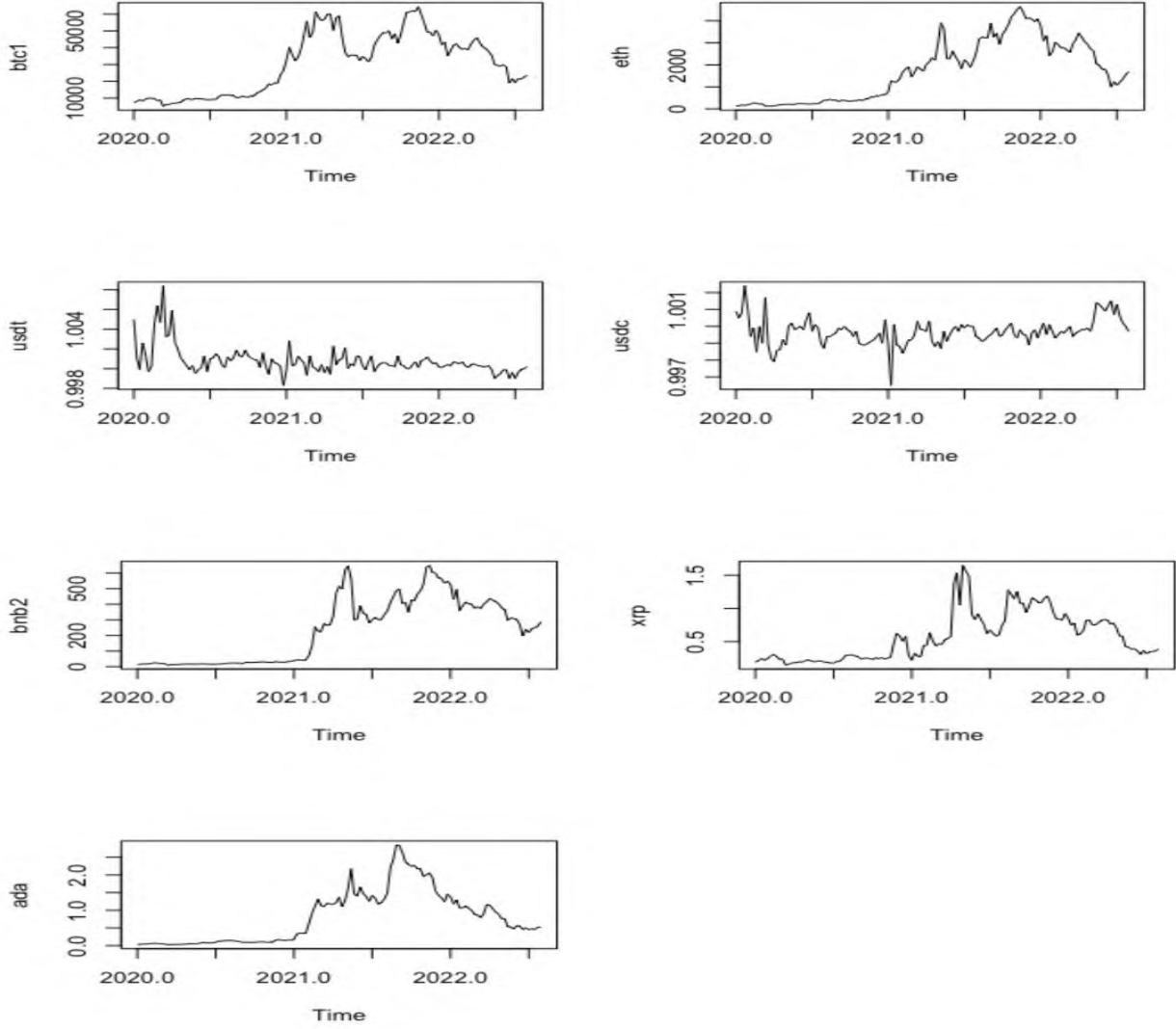
BNB, **XRP** ve **ADA** gibi altcoin'ler, orta derecede volatilitéye sahip. Binance Coin'in fiyatı 10.01 ile 649.5 arasında değişirken, XRP'nin fiyatı 0.146 ile 1.651 arasında dalgalanmaktadır. Cardano'nun fiyatı ise 0.0258 ile 28.464 arasında değişmektedir. Bu altcoin'ler, büyük piyasa hareketlerinden daha az etkilenmektedir. Ancak yine de önemli fiyat dalgalanmaları göstermektedir.

Özetle, **BTC** ve **ETH** gibi büyük kripto paralar yüksek risk ve yüksek getiri potansiyeli sunarken, **USDT** ve **USDC** gibi stablecoin'ler daha düşük riskli ancak düşük getiri sağlayan araçlar olarak öne çıkmaktadır. **BNB**, **XRP** ve **ADA** ise orta derecede volatilité göstererek yatırımcılar için bir denge noktası oluşturmaktadır şeklinde yorumlanabilir.

Sonuç olarak; BTC1 ve ETH gibi varlıklar, yüksek volatilitéye sahip, bu yüzden normal dağılımdan daha fazla sapma gösteriyorlar. Bu tip varlıklar için fiyat tahminlerinde daha hassa analizler gerekebilir.

USDT ve USDC gibi altcoin'ler ise çok daha stabil ve düşük volatilitelere sahip, normal dağılıma uymayan ama sabit kalmaya çalışan varlıklar oldukları değerlendirilmektedir.

Çalışmada kullanılan tüm değişkenlerin orijinal gözlem değerlerine ait zaman serisi grafiklerine Şekil 1'de yer verilmiştir.



Şekil 1. Orijinal Değişken Değerlerinin Zaman Serisi Grafikleri

Şekil 1'deki grafiklere bakıldığında, USDT ve USDC hariç diğer tüm değişkenlerin benzer bir zaman serisi grafiğine sahip olduğu gözlemlenmektedir. Bu değişkenler, 2021'in başına kadar yatay bir trend sergilemiş, ardından 2021'in ilk çeyreğinden üçüncü çeyreğe kadar artan bir trend göstermiştir. 2021'in ortasında bir azalma yaşanmış, ardından yıl sonuna kadar artış devam etmiştir. Ancak, 2021'in dördüncü çeyreğinden itibaren neredeyse 2020 değerlerine geri dönmüşlerdir. Diğer taraftan, USDT ve USDC, nispeten stabil hareketler göstererek durağan dalgalanmalar sergilemiştir.

2. Durağanlık Analizleri

Durağanlık kontrolü için serilerde birim kök varlığı üç farklı yöntemle araştırılmıştır. ADF ve PP için yokluk hipotezi;

- H_0 = Seri durağan dışıdır ($p > 0.05$ için H_0 kabul)

KPSS birim kök testinin boş hipotezi;

- H_0 = Seri durağandır ($p < 0.05$ için H_0 kabul)

Durağanlık testinin sonuçları Tablo 6'da sunulmuştur.

Tablo 6. Durağanlık Testi

Variables	Test	P-value		Result
		I (0)	I (1)	
BTC.	ADF	0,8	0,01***	I (1)
	PP	0,9	0,01***	
	KPSS	0,01	0,1*	
ETH.	ADF	0,7	0,01***	I (1)
	PP	0,8	0,01***	
	KPSS	0,01	0,1*	
USDT.	ADF	0,01***	-	I (0)
	PP	0,01***	-	
	KPSS	0,01	0,1*	
USDC.	ADF	0,01***	-	I (0)
	PP	0,01***	-	
	KPSS	0,6	-	
BNB.	ADF	0,5	0,01***	I (1)
	PP	0,7	0,01***	
	KPSS	0,01	0,1*	
XRP.	ADF	0,4	0,01***	I (1)
	PP	0,4	0,01***	
	KPSS	0,01	0,1*	
ADA.	ADF	0,9	0,01***	I (1)
	PP	0,9	0,01***	
	KPSS	0,01	0,1*	

Referans: 0.01 '***', 0.05 '**', 0.1 '*'

Tablo 6 örnekleme alınan kripto paraların birim fiyatlarının durağanlık özelliklerini değerlendirmek amacıyla uygulanan Augmented Dickey-Fuller (ADF) testi, Phillips-Perron (PP) testi ve Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) testi bulgularını sunmaktadır. Bu testler, zaman serilerinin durağan olup olmadığını tespit etmek için yaygın olarak kullanılır. Durağan olmayan seriler genellikle I(1) (birinci farkla durağan) olarak sınıflandırılırken, durağan seriler I(0) olarak kabul edilir.

Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH), ADF ve PP testleri sonucunda I(1) (birinci farkla durağan) olarak sınıflandırılmaktadır. Her iki varlık için p-değerleri, sırasıyla ADF testinde 0.8 (I(0) durağan değil) ve 0.01 (I(1) durağan) olarak bulunmuştur. Bu, her iki varlığın başlangıçta durağan olmadığını ancak fark alındığında durağan hale geldiklerini gösterir. ETH ve BTC gibi büyük kripto paralarda volatilité daha yüksek olduğundan, fiyatlar geniş bir dalgalanma aralığında hareket etmektedir. Bu tür dalgalanmalara, kripto para piyasasındaki ani arz ve talep değişiklikleri, regülasyon haberleri ve genel piyasa duyarlılığı gibi faktörler sebep olmaktadır. ETH için p-değeri ADF testinde 0.01 (I(1)) olarak bulunmuş ve PP testinde de benzer şekilde p-değeri 0.01 (I(1)) olarak çıkmıştır. KPSS testinin p-değeri ise her iki varlık için de 0.1'in üzerinde, bu da serilerin I(1) olduğunu desteklemektedir.

Tether (USDT) ve USD Coin (USDC) gibi stablecoin'ler ise tüm testlerde I(0) (durağan) olarak sınıflandırılmaktadır. USDT için ADF testinin p-değeri 0.01, PP testi ise 0.01'dir; bu sonuçlar, Tether'in fiyatlarının sabit olduğunu, yani her iki testin de serinin durağan olduğu sonucuna vardığını gösterir. USD Coin (USDC) için de benzer şekilde ADF ve PP testlerinin p-değerleri 0.01'dir ve bu da serinin sabit kaldığını işaret eder. Stablecoin'ler, değeri genellikle 1 USD'ye yakın tutulan dijital paralardır ve bu nedenle piyasa koşullarından bağımsız olarak düşük volatilitéye sahiptirler. Her iki varlık için KPSS testi de p-değeri 0.6 (USDC) ve 0.01 (USDT) ile I(0) durağanlık sonucunu doğrulamaktadır. Bu bulgular, stablecoin'lerin değeri ve fiyat hareketlerinin sabit tutmaya yönelik tasarlanmış olması nedeniyle volatilitéye karşı dayanıklı olduklarını ve genellikle durağan seriler olarak kabul edildiklerini göstermektedir.

Binance Coin (BNB), XRP ve Cardano (ADA) gibi altcoin'lerin test sonuçları ise I(1) (birinci farkla durağan) olarak sınıflandırılmaktadır. BNB için ADF testi p-değeri 0.5 (I(0) durağan değil), PP testi ise 0.7 (I(0) durağan değil) olarak sonuçlanmıştır. Bu, Binance Coin'in fiyatlarının başlangıçta durağan olmadığını, ancak fark alındığında durağan hale geldiğini göstermektedir. XRP için de ADF ve PP testlerinde p-değeri 0.4 (I(0) durağan değil) ve 0.01 (I(1) durağan) olarak bulunmuştur. Bu da XRP'nin başlangıçta durağan olmadığını, ancak birinci farkla durağan hale geldiğini işaret eder. Cardano (ADA) için de ADF testinin p-değeri 0.9 (I(0) durağan değil) ve PP testinin p-değeri 0.9 (I(0) durağan değil) bulunmuş, her iki test de fark alındığında serinin durağan hale geldiğini göstermektedir. KPSS testi her üç varlık için de p-değeri 0.1'in üzerinde olup, bu da bu varlıkların da I(1) (birinci farkla durağan) olduğunu desteklemektedir.

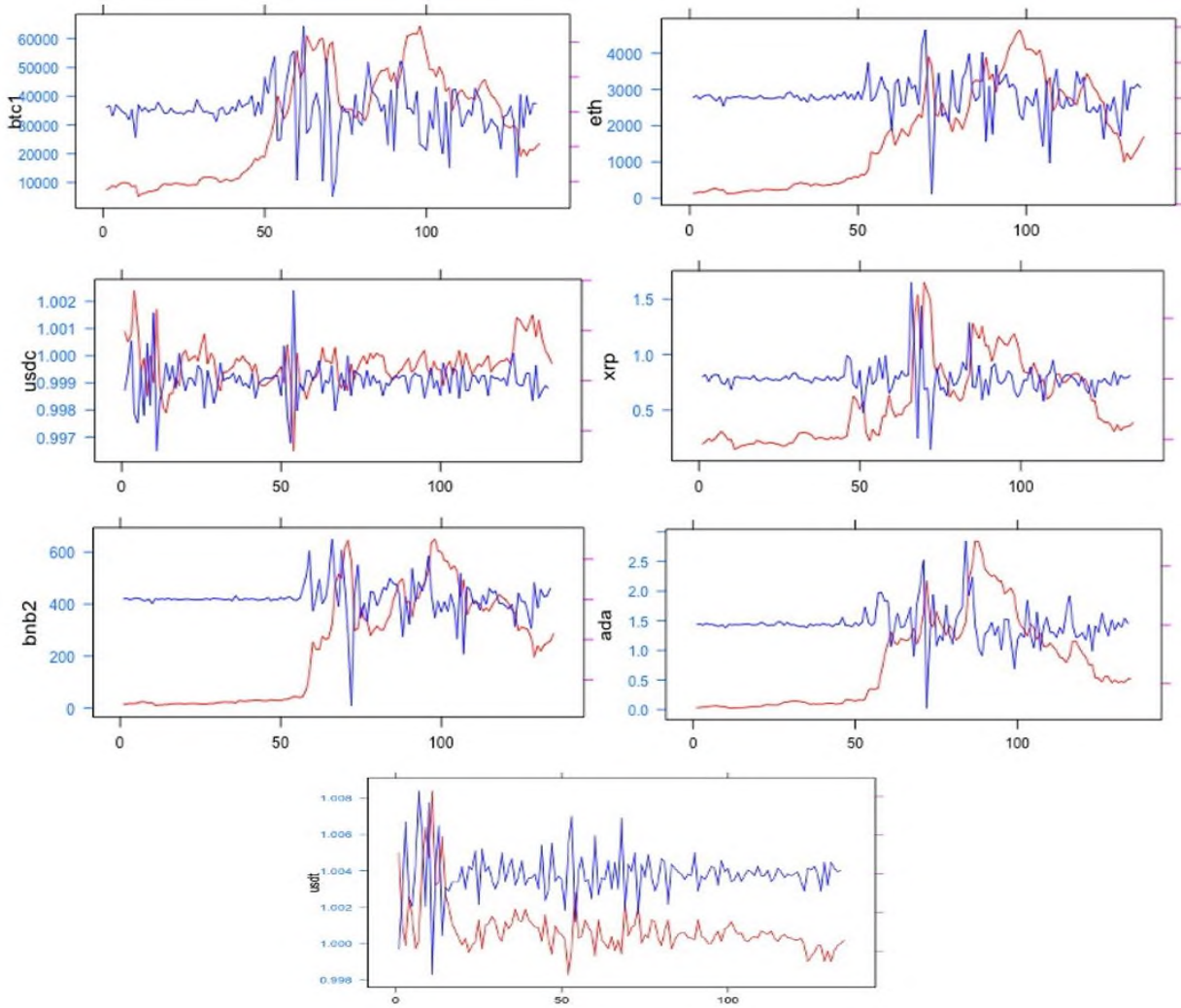
Tablo genel olarak değerlendirildiğinde, Tether (USDT) ve USD Coin (USDC) dışındaki tüm kripto paraların I(1) (birinci farkla durağan) olduğu görülmektedir. Bu durum, çoğu kripto paranın volatil olduğu ve zaman içinde büyük fiyat dalgalanmaları gösterdiği için başlangıçta durağan olmayan seriler olarak kabul edilebileceğini göstermektedir. Ancak, bu varlıkların fiyatları birinci fark alındığında durağan hale gelmektedir. Bu, volatilitéye sahip varlıkların zaman serisi analizlerinde genellikle fark alma işleminin yapılmasının gerektiğini, çünkü orijinal serilerin durağan olmadığını, fakat farklarının durağan olduğunu ortaya koymaktadır.

Stablecoin'ler, değeri sabit tutmaya yönelik tasarlandığından, ADF ve PP testlerine göre I(0) (durağan) seriler olarak bulunmuştur. Bu, stablecoin'lerin genellikle düşük volatilitéye sahip ve sabit

fiyatlarla işlem gördüklerini gösterir. Kripto para piyasasında bu tür stablecoin'lerin önemi, ticaretin likiditesini sağlaması ve volatilitenin fazla olduğu ortamlarda güvenli liman işlevi görmesidir.

Sonuç olarak, kripto paralarda yapılan zaman serisi analizlerinde fark alma işlemi önemlidir. $I(1)$ serilerinin farklarının alınarak durağan hale getirilmesi gerektiği, özellikle volatiliteye sahip büyük ve altcoin'ler için dikkate alınması gereken bir durumdur. Stablecoin'ler ise sabit değerleriyle $I(0)$ (durağan) seriler olarak kalmaktadır. Bu bulgular, zaman serisi modellemelerinde, özellikle ekonomik tahminler ve yatırım kararları alınırken dikkat edilmesi gereken temel noktaları ortaya koymaktadır.

Değişkenlerin orijinal gözlem ve fark gözlem değerleri Şekil 2'de sunulmuştur.



Şekil 2. Orijinal ve Fark Serilerinin Grafiği

Şekil 2'yi incelediğimizde, kırmızı grafikler orijinal serileri, mavi grafikler ise fark serilerini temsil etmektedir. Bu nedenle, $I(0)$ seviyesinde durağan olan USDT ve USDC için, her iki grafiğin de birbirini takip ettiği açıkça görülmektedir. Diğer seriler için ise, fark alındığında $I(1)$ durağan bir ortalamaya geri döndükleri gözlemlenmiştir.

3. Doğrusal Olmayan Nedensellik Analiz Sonuçları

Yapılan doğrusal olmayan Granger nedensellik testleri, farklı kripto para birimleri arasındaki potansiyel nedensellik ilişkilerini değerlendirmek amacıyla gerçekleştirilmiştir. Doğrusal olmayan “nlin_causality.test”i nedensellik analizi geleneksel ekonometrik analizlerdeki gibi p-değeri 0 ile 1 değerleri arasında değil; 0 için nedensellik ilişkisinin anlamlı olduğuna, 1 çıkması ise anlamlı olmadığına işaret etmektedir (<https://rdocumentation.org/packages/NlinTS/versions/1.4.5>, Erişim tarihi: 06.01.2025).

Sonuçlar, tüm karşılaştırmalar için p-değerlerinin 1 olduğunu göstermektedir; bu da anlamlı bir nedensellik ilişkisinin bulunmadığına işaret eder.

Aşağıda, her bir kripto para çifti için doğrusal olmayan Granger nedensellik testlerinin sonuçları yer almaktadır. Bu testler, doğrusal olmayan nedensellik ilişkilerini değerlendirmekte ve belirli zaman serisi verileri arasında nedensellik olup olmadığını belirlemek için kullanılmaktadır.

Tablo 7. BTC ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
BTC-ETH	0.0013	-0.0850	1	1.693
BTC-USDT	0.0019	-0.1208	1	1.693
BTC-USDC	0.0017	-0.1072	1	1.693
BTC-BNB	0.0011	-0.0673	1	1.693
BTC-XRP	0.0019	-0.1183	1	1.693
BTC-ADA	0.0017	-0.1046	1	1.693

Tablo 7'ye göre; BTC ile diğer kripto para birimleri (ETH, USDT, USDC, BNB, XRP, ADA) arasında yapılan testler, tüm p-değerlerinin 1 olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, BTC ile bu kripto para birimleri arasında anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin bulunmadığını belirtir. Granger Nedensellik İndeksi (GCI) değerlerinin çok düşük olması da (yaklaşık 0.001–0.002 aralığında), bu çiftler arasında güçlü bir nedensellik ilişkisinin olmadığını destekler.

Tablo 8. ETH ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
ETH-BTC	0.0063	-0.3884	1	1.693
ETH-USDT	0.0057	-0.3487	1	1.693
ETH-USDC	0.0037	-0.2312	1	1.693
ETH-BNB	0.0044	-0.2694	1	1.693
ETH-XRP	0.0062	-0.3842	1	1.693
ETH-ADA	0.0028	-0.1765	1	1.693

Tablo 8'e göre; ETH ile diğer kripto para birimleri (BTC, USDT, USDC, BNB, XRP, ADA) arasında yapılan testler, tüm p-değerlerinin 1 olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, ETH ile bu kripto para birimleri arasında anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin bulunmadığını belirtir. Granger Nedensellik İndeksi (GCI) değerlerinin çok düşük olması da (yaklaşık 0.001–0.002 aralığında), bu çiftler arasında güçlü bir nedensellik ilişkisinin olmadığını destekler.

Dolayısıyla ETH ile diğer kripto para birimleri (BTC, USDT, USDC, BNB, XRP, ADA) arasında, doğrusal olmayan nedensellik ilişkilerinin olmadığını göstermektedir. F-test değerlerinin negatif çıkması, test edilen hipotezlerin doğrulanmadığına ve dolayısıyla ETH'nin diğer kripto para birimleri üzerinde anlamlı bir nedensellik etkisinin olmadığını işaret eder.

Tablo 9. USDT ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
USDT-BTC	0.0597	-375.269	1	1.693
USDT-ETH	0.0495	-309.848	1	1.693
USDT-USDC	0.0630	-396.906	1	1.693
USDT-BNB	0.0485	-303.245	1	1.693
USDT-XRP	0.0644	-406.248	1	1.693
USDT-ADA	0.0565	-355.104	1	1.693

Tablo 9'a göre; USDT ile diğer kripto para birimleri (BTC, ETH, USDC, BNB, XRP, ADA) arasında da p-değerleri yine 1 olarak bulunmuştur, bu da anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisi bulunmadığını göstermektedir. Ancak, GCI değerlerinin biraz daha yüksek olması, USDT'nin diğer stablecoin'lere göre biraz daha farklı dinamiklere sahip olabileceğini düşündürse de, bu ilişkiler yine de istatistiksel olarak anlamlı kabul edilemez.

Tablo 10. USDC ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
USDC-BTC	0	0.6778	0	1.693
USDC-ETH	0	0.2343	0	1.693
USDC-USDT	0.0630	-396.9060	1	1.693
USDC-BNB	0	0.1236	0	1.693
USDC-XRP	0.0004	-0.0246	1	1.693
USDC-ADA	0	0.1146	0	1.693

Tablo 10'a göre; USDC ve diğer kripto para birimleri (BTC, ETH, USDT, BNB, XRP, ADA) arasındaki testler, yine p-değerlerinin 1 olduğunu ve anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin olmadığını göstermektedir. Özellikle USDC ve BTC veya ETH gibi kripto para birimleri arasındaki sıfır GCI değeri, hiçbir nedensellik ilişkisi bulunmadığını açıkça ortaya koymaktadır.

Tablo 11. BNB ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
BNB-BTC	0	0.6778	0	1.693
BNB-ETH	0	0.2343	0	1.693
BNB-USDT	0.0485	-303.2450	1	1.693
BNB-USDC	0	0.1236	0	1.693
BNB-XRP	0	0.0001	0	1.693
BNB-ADA	0.0001	-0.0004	1	1.693

Tablo 11'e göre; BNB ile diğer kripto para birimleri arasındaki testler, BNB'nin herhangi bir kripto para birimi ile anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin olmadığını göstermektedir. GCI ve F-test değerlerinin sıfıra çok yakın olması, bu sonuçları desteklemektedir. Bu, BNB'nin bağımsız bir piyasa yapısına sahip olabileceğini ve diğer kripto para birimleriyle doğrudan bir etkisinin olmadığını göstermektedir.

Tablo 12. XRP ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
XRP-BTC	0	0.0005	0	1.693
XRP-ETH	0	0.0003	0	1.693
XRP-USDT	0.0644	-406.2480	1	1.693
XRP-USDC	0.0004	-0.0246	1	1.693
XRP-BNB	0	0.0001	0	1.693
XRP-ADA	0.0001	-0.0004	1	1.693

Tablo 12'ye göre; XRP ile diğer kripto para birimleri arasındaki testler de yine p-değerlerinin 1 olduğunu göstermektedir. Bu durum, XRP ile diğer değişkenler arasında anlamlı ve doğrusal olmayan ilişki olmadığını gösterir. GCI değerlerinin çoğunlukla sıfır olması, XRP'nin piyasa dinamiklerinin diğer kripto para birimlerinden bağımsız olduğunu düşündürmektedir.

Tablo 13. ADA ve Diğer Kripto Para Birimleri Arasındaki İlişkiler

Çift	GCI	F-Test Değeri	p-değeri	Kritik Değer (5%)
ADA-BTC	0.0017	-0.1046	1	1.693
ADA-ETH	0.0028	-0.1765	1	1.693
ADA-USDT	0.0565	-355.1040	1	1.693
ADA-USDC	0	0.1146	0	1.693
ADA-BNB	0.0001	-0.0004	1	1.693
ADA-XRP	0.0001	-0.0004	1	1.693

Tablo 13'e göre; ADA ile diğer kripto para birimleri arasındaki testler de diğer kripto para çiftlerine benzer şekilde p-değerlerinin 1 olduğunu ve anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisinin olmadığını göstermektedir. ADA'nın GCI değerleri genellikle sıfıra yakın veya çok düşük, bu da ADA'nın diğer kripto para birimlerine bağımlı olmadığını ve kendi bağımsız hareket ettiğini göstermektedir.

Araştırma sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde; Uygulanan **Augmented Dickey-Fuller (ADF)** testi, **Phillips-Perron (PP)** testi ve **Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)** testi bulgularına göre, kripto paraların birim fiyatlarının zaman serilerinin durağanlık özellikleri değerlendirilmiştir.

Çalışmanın bulgularına göre, **Bitcoin (BTC)** ve **Ethereum (ETH)** gibi büyük kripto paralar, başlangıçta durağan olmayan seriler olarak tespit edilmiştir ve **I(1)** (birinci farkla durağan) kategorisine girmektedir. Bu durum, her iki varlığın fiyatlarının volatil olduğuna işaret etmektedir. BTC ve ETH gibi kripto paraların yüksek volatilitesi, piyasa koşullarındaki ani değişiklikler ve regülasyon haberleri gibi faktörlerle açıklanabilir. **Tether (USDT)** ve **USD Coin (USDC)** gibi stablecoin'ler ise **I(0)** (durağan) seriler olarak sınıflandırılmıştır. Bu bulgu, stablecoin'lerin tasarım gereği sabit değeri koruduğunu ve dolayısıyla düşük volatiliteye sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Stablecoin'ler, değeri sabit tutmaya yönelik tasarlandığından, piyasa koşullarından bağımsız olarak genellikle sabit bir fiyat seviyesinde işlem görmektedir.

Binance Coin (BNB), **XRP** ve **Cardano (ADA)** gibi altcoin'ler de **I(1)** (birinci farkla durağan) olarak tespit edilmiştir. Bu altcoin'lerin fiyatları da başlangıçta durağan değildir ancak birinci farkla durağan hale gelmektedir. Bu bulgu, altcoin'lerin fiyatlarının volatiliteye duyarlı olduğunu ve zamanla daha stabil hale geldiğini göstermektedir.

Genel olarak, **Tether (USDT)** ve **USD Coin (USDC)** dışında tüm incelemeye alınan kripto paraların fiyatlarının volatil olduğunu ve zamanla fark alma işlemiyle durağan hale geldiğini söylemek mümkündür. Bu durum, kripto paralarda volatilitenin yüksek olduğunu ve fiyatların büyük dalgalanmalara tabi olduğunu göstermektedir. Öte yandan, **stablecoin'ler** değerlerini sabit tutmaya yönelik tasarlanmış olmaları nedeniyle düşük volatiliteye ve durağan fiyat hareketlerine sahiptir.

Sonraki aşamada yapılan Granger nedensellik testlerine göre, **BTC, ETH, USDT, USDC, BNB, XRP**, ve **ADA** arasında anlamlı bir doğrusal olmayan nedensellik ilişkisi bulunmamıştır. Bu, kripto para birimlerinin birbirlerinden bağımsız hareket ettiğini ve birbirlerine doğrudan bir etkilerinin olmadığını göstermektedir. Testler sonucunda elde edilen düşük **Granger Nedensellik İndeksi (GCI)** değerleri, bu kripto paraların piyasa dinamiklerinin birbirinden bağımsız olduğunu desteklemektedir. Özellikle **BNB, XRP** ve **ADA** gibi altcoin'ler için p-değerlerinin 1 olması ve GCI değerlerinin sıfıra yakın olması, bu varlıkların bağımsız piyasa hareketleri gösterdiğini ortaya koymaktadır. Benzer şekilde, **Tether (USDT)** ve **USD Coin (USDC)** gibi stablecoin'lerin de diğer kripto paralara bağımsız hareket ettiğini gözlemlemek mümkündür.

Sonuç olarak, bu çalışma, kripto para piyasasında volatilité ve sabit değer hareketleri arasındaki farkları net bir şekilde ortaya koymaktadır. Büyük kripto paralar (BTC, ETH) ve altcoin'ler, piyasa koşullarındaki değişimlere duyarlı olup, zamanla volatilitéyi gösterecek şekilde hareket etmektedir. Stablecoin'ler ise genellikle sabit bir değer tutarak, piyasa dalgalanmalarına karşı direnç göstermektedir. Kripto para piyasasında yapılan zaman serisi analizlerinde, volatilitéyi göz önünde bulundurmamak ve fark alma işlemleri ile durağanlık sağlamak büyük önem taşımaktadır. Ayrıca, bu çalışma, kripto paralar arasındaki karşılıklı etkileşimlerin zayıf olduğunu, piyasadaki her varlığın genellikle kendi bağımsız dinamikleri ile hareket ettiğini göstermektedir. Bu bulgular, yatırımcılar ve politika yapıcılar için, her bir kripto paranın kendi fiyat hareketleri ve volatilité özelliklerini dikkate alarak analiz yapmalarının gerekliliğini vurgulamaktadır.

Sonuç ve Değerlendirme

Bu çalışma, kripto para birimlerinin nedensellik ilişkilerini doğrusal olmayan yöntemlerle inceleyerek, bu varlıkların birbirleriyle olan etkileşimlerini daha kapsamlı bir şekilde anlamayı amaçlamıştır. Literatür taraması, Bitcoin'in en çok incelenen kripto para birimi olduğunu ve bunun, Bitcoin'in piyasaya ilk giren kripto para birimi olmasından ve en yüksek işlem hacmi ve piyasa değerine sahip olmasından kaynaklandığını ortaya koymaktadır. Çalışmamızda BTC, ETH, USDT, USDC, BNB, XRP ve ADA kripto para birimleri arasındaki nedensellik ilişkisi detaylı olarak incelenmiştir.

Literatürdeki bulgular, değişkenler arasında çift yönlü nedensellik ve uzun dönemli eşbütünlüşme ilişkileri Polat & Gemici (2018), tek yönlü ve çift yönlü nedensellik ilişkileri Akçalı & Şişmanoğlu (2019), Ethereum'dan Bitcoin'e tek yönlü nedensellik ilişkisi Salihoğlu & Han (2019), Google Trends ile Bitcoin arasındaki nedensellik ilişkisi Dastgir vd., (2019), Bitcoin, Ethereum ve Ripple arasında kısa dönemli eşbütünlüşme ilişkisi Konuşkan vd., (2019), Bitcoin ve Ethereum arasında çift yönlü nedensellik ilişkisi Sifat, Mohamad & Shariff (2019), Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple arasında (EOS hariç) eşbütünlüşme Göttfert (2019), Bitcoin fiyat değişimlerinin diğer kripto para birimleri üzerindeki yönlendirici etkisi González, Jareño & Skinner (2020), Bitcoin'in seçilen kripto para birimleri üzerindeki asimetric etkisi Demir vd., (2020), sekiz farklı kripto para birimi arasında çift yönlü nedensellik ilişkisi Kim, Canh & Park (2020), Litecoin ve Ethereum'dan diğer kripto para birimlerine nedensellik ilişkisi Aksoy vd., (2020), Bitcoin işlem hacmindeki artışın Tether çıkışı nedeniyle olduğu fakat fiyatını etkilemediği Wei, (2018) Neo'dan Ethereum ve Litecoin'e çift yönlü nedensellik ilişkisi Karaağaç & Altınırnak, (2018) Cardano'dan Neo'ya, Bitcoin'den Bitcoin Cash'e, Litecoin'den Bitcoin Cash'e, Nem'den

Bitcoin Cash'e, Nem'den Stellar'a ve Ripple'dan Bitcoin'e tek yönlü nedensellik ilişkileri Göttfert, (2019) gibi çeşitli bulgular ortaya koymuştur.

Köse & Ünal (2023) dakikalık, saatlik ve günlük veriler kullanarak kripto para birimleri arasındaki nedensellik ilişkilerini analiz etmiş ve Bitcoin'in kısa vadeli etkilerinin diğer kripto paralar üzerinde belirgin etkiler yarattığını göstermiştir. Sockin & Xiong (2023), kripto para birimlerinin fiyat dinamiklerini anlamak için geliştirdikleri model ile arz ve talep dengesizlikleri, spekülasyon hareketleri ve platform dinamiklerinin etkilerini kapsamlı bir şekilde incelemiştir. Detthamrong vd., (2024), stabilcoin'lerin büyük ekonomik varlıkların fiyatları üzerinde nedensel etkisi olduğunu ortaya koymuştur. Mensi vd., (2024), yüksek frekansta veri kullanarak kripto para birimleri arasındaki taşmalar ve çok ölçekli ilişkileri analiz etmiş ve Monero'nun riskin en büyük ileticisi, Ethereum'un ise en büyük risk alıcısı olduğunu göstermiştir. Băroiu & Bâra (2024), sosyal medya verilerinin kripto para piyasaları üzerindeki etkilerini incelemiş ve sosyal medya ile kripto para birimleri arasındaki etkileşimin önemini vurgulamıştır.

Bu çalışmanın bulguları, kripto para birimleri arasında doğrusal olmayan nedensellik ilişkilerinin mevcut olmadığına işaret etmektedir. Ancak, bu sonuçlar, kullanılan Doğrusal Olmayan Granger Nedensellik İndeksi (GCI) yönteminin bazı sınırlamalarıyla açıklanabilir. Kripto para piyasalarının yüksek volatilitesi ve dışsal faktörlerin etkisi, özellikle belirli zaman dilimlerinde doğrusal olmayan ilişkilerin tespit edilmesini zorlaştırabilir. Ayrıca, haftalık veri setinin kullanılması, kısa vadeli piyasa dinamiklerini yakalamada yetersiz kalmış olabilir. Daha yüksek frekanslı (dakikalık veya saatlik) verilerin analiz edilmesi, daha ayrıntılı ve güvenilir sonuçlar elde edilmesine olanak sağlayabilir.

Bunun yanı sıra, örneklem boyutu da önemli bir sınırlayıcı faktör olarak değerlendirilebilir. Küçük örneklem, bazı potansiyel nedensellik ilişkilerinin gözlemlenmesini engelleyebilir. Kripto para piyasalarının dinamik yapısının hızla değişmesi ve karmaşık etkileşimler sergilemesi, doğrusal olmayan testlerin zaman zaman yetersiz kalmasına neden olabilir. Gelecekteki araştırmalar, geleneksel ekonometrik yöntemlerin yanı sıra makine öğrenmesi veya büyük veri analitiği gibi daha sofistike yöntemlerin, tek başına, karşılaştırmalı olarak veya hibrit bir şekilde kullanılması yoluyla, kripto para piyasalarındaki etkileşimleri daha kapsamlı bir biçimde ortaya koyabilir. Bu çalışma, doğrusal olmayan nedensellik analizleriyle elde edilen bulguları, gelecekteki araştırmalar için değerli bir referans noktası olarak sunmaktadır.

Araştırmacılara ve Sektör Profesyonellerine Öneriler; Genişletilmiş Veri Setleri: Kripto para birimleri arasındaki uzun vadeli ilişkilerin daha iyi anlaşılması için, daha uzun veri setlerinin kullanılması faydalı olabilir. Bu, piyasa trendlerinin daha sağlam bir şekilde değerlendirilmesine olanak tanıyabilir.

Gelişmiş Ekonometrik Modeller; Doğrusal olmayan Granger nedensellik testlerinin yanı sıra, diğer gelişmiş ekonometrik modeller ve yöntemlerin kullanılması, kripto para piyasalarının daha kapsamlı bir şekilde analiz edilmesini sağlayabilir. VAR analizi, etki-yanıt fonksiyonları ve varyans ayrıştırma yöntemleri bu bağlamda değerlendirilebilir.

Makroekonomik Faktörlerin Entegrasyonu; Kripto para birimlerinin makroekonomik değişkenlerle olan ilişkilerini anlamak, piyasa hareketlerinin arkasındaki temel dinamikleri kavramaya

yardımcı olabilir. Bu, özellikle ekonomik kriz dönemlerinde kripto paraların rolünü anlamak için önemlidir.

Farklı Zaman Dilimlerinin Analizleri; Kripto para piyasalarının farklı zaman dilimlerinde farklı davranışlar sergileyebileceği göz önüne alındığında, bu tür analizlerin farklı zaman dilimlerinde tekrarlanması ve çeşitli frekansta verilerin kullanılması faydalı olabilir.

Karar Verici Siyasi ve Politik Taraflara Öneriler; Politika Geliştirme; Kripto para piyasalarının dinamiklerini anlamak için kapsamlı ve sürekli analizler yapılmalıdır. Bu, düzenleyici politikaların oluşturulmasına ve piyasa risklerinin daha iyi yönetilmesine yardımcı olabilir.

Regülasyon ve Denetim; Kripto para piyasalarının düzenlenmesi ve denetlenmesi, piyasa istikrarını artırabilir. Düzenleyici kurumlar, kripto para birimlerinin volatilitelerini ve sistemik riskleri göz önünde bulundurarak etkili stratejiler geliştirmelidir.

Eğitim ve Bilgilendirme; Yatırımcıların kripto para piyasaları hakkında bilgi sahibi olmaları sağlanmalı ve piyasa riskleri hakkında bilgilendirilmelidir. Bu, piyasa davranışlarının daha öngörülebilir olmasına katkıda bulunabilir.

Sonuç olarak, kripto para piyasalarının karmaşık ve öngörülemez yapısı, bu tür analizlerin ve testlerin zorluklarını ve sınırlamalarını ortaya koymaktadır. Ancak bu tür çalışmalar, piyasa dinamiklerini anlamak ve gelecekteki araştırmalara yol göstermek için önemli bir başlangıç noktasıdır.

Etik Kurul İzni

Bu çalışma için etik kurul izni gerektirecek bir içerik bulunmamaktadır.

Katkı Oranı Beyanı

Yazarlar, makaleye eşit oranda katkı sağlamış olduklarını beyan eder.

Çıkar Çatışması Beyanı

Makale yazarları, aralarında herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan eder.



Kaynakça

- Agyei, S. K., Adam, A. M., Bossman, A., Asiamah, O., Owusu Junior, P., Asafo-Adjei, R., & Asafo-Adjei, E. (2022). Does volatility in cryptocurrencies drive the interconnectedness between the cryptocurrencies market? Insights from wavelets. *Cogent Economics & Finance*, 10(1), 2061682. <https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2061682>
- Akçalı, Y. B., & Şişmanoğlu, E. (2019). Analyzing the relationship between altcoins within top 15 market capitalizations and accessible data periods: A Toda-Yamamoto causality approach. *Cogent Economics & Finance*, 7(1), 1662635. <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1662635>
- Aksoy, E., Teker, T., Mazak, M., & Kocabıyık, T. (2020). Discovering the price relationship among cryptocurrencies: A Toda-Yamamoto causality analysis. *Economies*, 8(3), 70. <https://doi.org/10.3390/economies8030070>
- Arslan, E., & Güzel, G. (2021). The future perspectives of Bitcoin and other cryptocurrencies in the global financial system: A qualitative research. In *Handbook of Research on Digital Finance and Cryptocurrency* (pp. 250–266). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-2788-6.ch014>
- Baek, E., & Brock, W. A. (1992). A general test for nonlinear Granger causality: Bivariate model. *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 239-262. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90015-D](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90015-D)
- Băroiu, A. C., & Bâra, A. (2024). Sosyal medya-kripto para birimleri ilişkisi için betimleyici-tahmin edici-önerici bir çerçeve. *Elektronik*, 13(7), 1277. <https://doi.org/10.3390/electronics13071277>
- Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning* (4th ed.). Springer.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2015). What does Bitcoin look like? *Annals of Economics and Finance*, 16(2), 449–492. <https://doi.org/10.1142/S2010139215500155>
- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B., & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of Economic Perspectives*, 29(2), 213–238. <https://doi.org/10.1257/jep.29.2.213>
- Buchholz, M., Delaney, J., Warren, J., & Parker, J. (2012). Bits and bets, information, price volatility, and demand for Bitcoin. *Economics* 312. Retrieved from www.bitcointrading.com/pdf/bitsandbets.pdf
- Charles, A., & Darné, O. (2018). Volatility return intervals and the long memory of order flow in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 45, 339–349.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2016a). The economics of Bitcoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799–1815. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1110170>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2016b). The digital agenda of virtual currencies: Can Bitcoin become a global currency? *Information Systems and e-Business Management*, 14(4), 883–919. <https://doi.org/10.1007/s10203-015-0182-9>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from Bitcoin and Altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 52, 173–195. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
- Conti, M., Kumar, E. S., & Lal, C. (2017). A survey on security and privacy issues of Bitcoin. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1706.00916.pdf>

- Çakraccioğlu, A. (2016). Cryptocurrency Bitcoin. 2016 Capital Markets Board Research Report.
- Dastgir, S., Demir, E., Downing, G., Gozgor, G., & Lau, C. K. M. (2019). The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copula-Based Granger Causality Test. *Finance Research Letters*, 28, 160-164. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.09.012>
- Demir, E., Simonyan, S., García-Gómez, C. D., & Lau, C. K. M. (2020). The asymmetric effect of Bitcoin on Altcoins: Evidence from the Nonlinear Autoregressive Distributed Lag (NARDL) model. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101754>
- Detthamrong, U., Prabpala, S., Takhom, A., Kaewboonma, N., Tuamsuk, K., & Chansanam, W. (2024). Kripto Para Birimleri ile Diğer Önemli Dünya Ekonomik Varlıkları Arasındaki Nedensel İlişki: Bir Granger Nedensellik Testi. *ABAC Dergisi*, 44(1), 124-144. <https://doi.org/10.59865/abacj.2024.1>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49(4), 1057-1072. <https://doi.org/10.2307/1912517>
- Dirican, C., & Canöz, G. (2017a). Usage of cryptocurrencies on a global scale. In *Handbook of Digital Currency* (pp. 225–242). Academic Press.
- Dirican, C., & Canöz, İ. (2017b). The cointegration relationship between Bitcoin prices and major world stock indices: An analysis with ARDL model approach. *Journal of Economics, Finance and Accounting*, 4(4), 377-392.
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, Gold and The Dollar-a GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Gandal, N., & Halaburda, H. (2016). Can We Predict The Winner in a Market with Network Effects? Competition in Cryptocurrency Market. *Games*, 7(16).
- González, M. D. L. O., Jareño, F., & Skinner, F. S. (2020). Nonlinear autoregressive distributed lag approach: An application on the connectedness between Bitcoin returns and the other ten most relevant cryptocurrency returns. *Mathematics*, 8(5), 810.
- Göttfert, J. (2019). Are daily cryptocurrency price changes associated with google search volume and trading volume? *International Review of Financial Analysis*, 61, 67–76.
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- Granger, C. W. J. (1980). Testing for causality. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2, 329-352. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(80\)90069-X](https://doi.org/10.1016/0165-1889(80)90069-X)
- Hiemstra, C., & Jones, J. D. (1994). Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation. *Journal of Finance*, 49(5), 1639-1664. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb04768.x>
- | 178 | Karaağaç, G. A., & Altınırnak, S. (2018). Investigating the relationship between selected cryptocurrencies: A Johansen cointegration analysis. *Journal of Academic Research in Economics*, 10(3), 325–343.
- Kim, M. J., Canh, N. P., & Park, S. Y. (2020). Causal relationship among cryptocurrencies: A conditional quantile approach. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101879>

- Konuşkan, A., Teker, T., Ömürbek, V., & Bekci, İ. (2019). Examining short and long-term relationships between selected cryptocurrencies: A Johansen cointegration analysis and a vector error correction model. *International Journal of Financial Studies*, 7(2), 30.
- Köse, N., & Ünal, E. (2023). Causal relationships between cryptocurrencies: The effects of sampling interval and sample size. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*. <https://doi.org/10.1515/snde-2022-0054>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Mensi, W., Rehman, M. U., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2024). Spillovers and multiscale relationships among cryptocurrencies: A portfolio implication using high frequency data. *Economic Analysis and Policy*, 82, 449-479. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2024.03.021>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. Retrieved from <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- Polat, M., & Gemici, E. (2018). Determining the relationship between Bitcoin and Altcoins: A Johansen cointegration analysis. *Journal of Economics, Finance, and Administrative Science*, 23(45), 109-121.
- Sahoo, P. K., Sethi, D., & Acharya, D. (2019). Is Bitcoin a near stock? Linear and non-linear causal evidence from a price-volume relationship. *International Journal of Managerial Finance*. <https://doi.org/10.1108/IJMF-06-2017-0107>
- Salihoğlu, E., & Han, A. (2019). Investigating the relationship between selected cryptocurrencies: Hacker Hatemi symmetric and Hatemi J asymmetric causality analyses. In *Handbook of Research on Accounting and Financial Studies* (pp. 309-325). IGI Global.
- Sifat, I. M., Mohamad, A. & Shariff, M. S. B. M. (2019). Investigating the delayed relationship between Bitcoin and Ethereum: A VECM, Granger causality, ARMA, ARDL, and wavelet coherence analysis. *PloS One*, 14(9), e0222155.
- Sockin, M. & Xiong, W. (2023). Kripto para birimlerinin bir modeli. *Yönetim Bilimi*, 69(11), 6684-6707.
- Sünbül, E. (2023). Effect of linear data processing processes on the prediction performance of the neural network: An application with exchange rate data. *Nişantaşı Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11(Özel Sayı), 33-49. <https://doi.org/10.52122/nisantasisbd.1346658>
- Şak, B. (2021). The effects of relationships among cryptocurrencies on investment decisions: A quantile regression approach. *Journal of Behavioral Finance*, 1-13.
- Wei, W. C. (2018). The impact of Tether grants on Bitcoin. *Economics Letters*, 171, 9-22.
- Wright, A. & De Filippi, P. (2015). Decentralized blockchain technology and the rise of Lex Cryptographia. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2580664>.

