



Araştırma Makalesi / Research Article

Covid-19 Döneminde Bitcoin Fiyatlarının Seçilmiş Finansal Göstergeler ile Uzun Dönem Ampirik Etkileşimi: ARDL Analizi İncelemesi

Selahattin Bektaş¹, Semih Gül², Hasan Bakır³

Öz

Bu çalışmanın amacı, Covid-19 sürecinde bir kripto para birimi olan Bitcoin'in; seçilmiş alternatif yatırım araçları (Brent Petrol, Altın, Ethereum) ve seçilmiş göstergeler (Dow Jones, VIX, Covid-19 Google Trend aramaları) ile arasındaki uzun dönemli ilişkileri analiz etmektir. Bu amaç doğrultusunda çalışmada 23/02/2020-16/01/2022 dönemine ait haftalık verilerden yararlanılmıştır. Bitcoin fiyatları ile seçilmiş finansal göstergeler arasındaki uzun dönemli ilişkinin varlığı ise, ARDL Sınır Testi aracılığıyla sınanmıştır. Yapılan analiz neticesinde Bitcoin fiyatı ile seçilmiş finansal göstergeler arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir. Uzun dönem katsayılarından elde edilen sonuçlara göre, Bitcoin fiyatını en fazla etkileyen göstergelerin, Altın ve VIX endeksi olduğu bulgulanmıştır. Diğer yandan, Bitcoin fiyatları ile Brent Petrol ve Dow Jones endeksi arasında uzun dönemli bir ilişkiye rastlanılmamıştır. Kısa dönem hata düzeltme modelinin sonuçlarına bakıldığında, cari dönemde olası bir çok veya olumsuz senaryo neticesinde meydana gelecek dengesizliğin veya sapmanın bir sonraki dönemde (gelecek haftada veya haftalarda) %51'lik kısmının telafi edilebileceği bulgulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Bitcoin, Covid-19, ARDL, Google Trend Aramaları, VIX.

Long-Term Empirical Interaction of Bitcoin Prices and Selected Financial Assets in The Covid-19 Period: A Review of ARDL Analysis

Abstract

The aim of this study is to analyze the long-term relationships between Bitcoin, a crypto currency and selected alternative investment instruments (Brent Oil, Gold, Ethereum) and selected indicators (Dow Jones, VIX, Covid-19 Google Trend searches) during the Covid-19 pandemic. For this purpose, weekly data for the period 23/02/2020-16/01/2022 were used in the study. The existence of a long-term relationship between Bitcoin prices and selected financial indicators has been tested using the ARDL Bounds Test. As a result of the analysis, it has been determined that there is a long-term relationship between Bitcoin price and selected financial indicators. According to the results obtained from the long-term coefficients, it has been found that the indicators that affect the Bitcoin price the most are the Gold and VIX indexes. On the other hand, no long-term relationship was found between Bitcoin prices and Brent Petrol and Dow Jones index. Looking at the results of the short-term error correction model, it has been found that 51% of the imbalance or deviation that will occur as a result of a possible shock or negative scenario in the current period can be compensated in the next period (in the next week or weeks).

Keywords: Bitcoin, Covid-19, ARDL, Google Trend Searches, VIX.

¹ Sorumlu Yazar (Corresponding Author), Dr., Bağımsız Araştırmacı, selahattinbektas42@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-6285-8318>

² Dok. Öğr., Uludağ Üniversitesi, SBE, İktisat Anabilim Dalı, semihgul@uludag.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0001-8446-1565>

³ Doç. Dr., Uludağ Üniversitesi, Sosyal Bilimler MYO, Dış Ticaret Programı, hasanbakir@uludag.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-8248-6643>

GİRİŞ

21. yüzyıl gerek toplumsal ve ekonomik gerekse de finansal piyasalar açısından yeniliklerin yaşandığı bir dönem olmuştur. Söz konusu dönemde dijitalleşen ekonomi ve gelişen teknoloji ile birlikte her geçen gün daha farklı, daha komplike yatırım araçları geliştirilmiş ve kullanılmaya başlamıştır. Bu süreçte kripto paralar, yenilikçi finansal hizmetler arasında birçok yatırımcı tarafından tercih edilen bir yatırım aracı haline gelmiştir.

Kripto paralar, finansal bir aracıya ihtiyaç duymadan uçtan uca (peer-to-peer) ödeme mekanizması sağlayan para mekanizmaları olarak ifade edilmektedir. Kripto paraların fiyatı, bir güvenlik algoritması aracılığıyla belirlenmektedir (Corbet vd., 2019). Kripto paraların arka planında yazılımsal olarak Blokzincir (Blockchain) teknolojisi bulunmaktadır (Nofer vd. 2017). Blokzincir, parasal transfer işlemlerinin kaydının tutulduğu, şifreli işlemlerin takibine imkân tanıyan, yüksek şifreleme ve güvenlik algoritmasına sahip olan bir veri deposudur (Polat ve Eş Polat, 2022). Kripto paralar; transferlerinde bir aracıya ihtiyaç duymaması, düşük transfer bedelleri ile alınıp satılması ve anonim (anonymity) bir yapı teşkil etmesi dolayısıyla önemli avantajlara sahiptir (Zheng vd., 2018). Buna karşılık; kripto para piyasasının düzenleyici ve denetleyici bir yapıdan yoksun olması ve piyasaya zaman zaman siber saldırılar yapılması, söz konusu piyasaya olan güveni azaltmaktadır (Klein vd., 2018). Buna ek olarak, söz konusu paraların para aklama ve organize suçların finansmanında kullanılması, kripto paralara yönelik eleştirileri de gündeme getirmektedir (Kristoufek, 2015).

Küresel parasal sistemde son yılların en önemli dönüşümü olarak adlandırılan kripto para piyasasının en bilineni, Bitcoin'dir. 2008 yılında Satoshi Nakamoto adlı takma isimli kişi ya da kişiler tarafından kurulmuş olan Bitcoin, "Bitcoin: Uçtan Uca Elektronik Ödeme Sistemi" (Bitcoin: A peer to peer electronic cash system) isimli makaleyle tüm dünyaya duyurulmuştur (Nakamoto, 2008). Dijital bir para birimi olan Bitcoin, ilk olarak 2009 yılında dolaşıma sunulmuş ve o tarihten bu yana pazar payı açısından kripto para piyasasının lideri konumunda bulunmuştur. Bitcoin, standart fiat paranın (fiat currencies) potansiyel bir alternatifi olarak ortaya atıldığından beri, hem yatırımcıların hem de araştırmacıların ilgi odağı haline gelmiştir. Bitcoin'in çeşitli işletmeler ve organizasyonlar tarafından bir ödeme aracı olarak kabul edilmesi, Bitcoin'e yönelik ilgiyi artırmıştır (Kristoufek, 2015; Panagiotidis vd., 2018). Bitcoin'e yönelen bu ilgi, yeni alternatif kripto paraların (Altcoins) da ortaya çıkmasına yol açmıştır. Bitcoin ile birlikte ortaya çıkan yeni altcoinler, kripto para piyasasındaki toplam işlem hacmini, 1.83 trilyon dolar seviyesine ulaştırmıştır (Coinmarketcap, 2022).

Bitcoin, transfer sürecinde sağladığı kolaylık ve beraberinde getirdiği yeniliklere ek olarak, bir varlık olarak da tanımlanmaktadır. Bu çerçevede Bitcoin; Popper (2015)'e göre dijital altın, Blau (2017)'e göre dijital para, Baur vd. (2015)'e göre ise spekülasyon bir yatırım aracı olarak tanımlanmaktadır. Bu noktada onun spekülasyon özellikleri de literatürde tartışma konusu olmuştur (Baek ve Elbeck, 2015; Fry, 2016; Öztürk ve Çavdar, 2021; Panagiotidis vd., 2018; Yağmur ve Mangır, 2020). Bu tartışmalar, Bitcoin fiyatındaki değişimleri açıklamaya çalışan akademik çalışmaların sayısını artırmıştır. Çeşitli çalışmalarda Bitcoin fiyatlarının; finansal getirilerden, borsa getirilerinden, döviz kurlarından, altın ve petrol getirilerinden ve internetteki popüleriteden (search intensity) etkilendiğine yönelik analizler ortaya konmuştur (Bejaoui vd., 2021b; Ciaian vd., 2016; Georgoul vd., 2015; Panagiotidis vd., 2019; Song, 2016). Bitcoin fiyatındaki değişimlere yönelik yapılan çalışmalarda artış, Bitcoin'in fiyat hareketlerinin uygun değişkenler aracılığıyla tahminlenmesini önemli hale getirmiştir.

Covid-19 (Koronavirüs) Pandemisi, Aralık 2019'da ilkin Çin'in Wuhan kentinde ortaya çıkmış ve hızlı biçimde küresel yayılım göstererek, bütün dünya ülkelerini etkilemiştir. Bu durum üzerine Covid-19 salgını, Dünya Sağlık Örgütü (DSÖ) tarafından 30 Ocak 2020 tarihinde uluslararası öneme sahip bir halk sağlığı acil durumu olarak açıklanmış (World Health Organization [WHO], 2020a) ve 11 Mart 2020 tarihinde ise pandemi olarak ilan edilmiştir (WHO, 2020b). Nitekim yaşanan bu sağlık krizi, ekonomik ve finansal değişkenleri de olumsuz etkilemiştir. Covid-19 süreci ile birlikte, Bitcoin fiyatındaki değişimler de yakından takip edilmeye başlamıştır. Bu noktada Bitcoin fiyatlarının yaşanan sağlık krizine nasıl bir tepki verdiği, Bitcoin'in yaşadığı ilk kriz deneyimi olması açısından önem arz etmiştir. Öyle ki yaşanan pandemi süreci ile birlikte; literatürde, yatırımcıda oluşan korku duygusu ile bitcoin fiyatları arasındaki ilişkiyi analiz eden çalışmalar yapılmaya başlamıştır. Bu çalışmalarda; pandemi sürecini yansıtan kelimelerin (Örnek: Covid-19) internet ortamındaki arama sıklığı, Google Trends verileri aracılığıyla tespit edilmiş ve bu veriler Bitcoin fiyatlarıyla eşleştirilmiştir (Chen vd., 2020; Rubbaniy vd., 2021; Ünal, 2021). Böylelikle ilgili çalışmalarda; korku duygusunun, Bitcoin fiyatları üzerindeki etkisi tespit edilmiş ve literatürde Bitcoin'in yatırımcılar için güvenli bir alan (a safe haven) olup olmadığı (Conlon ve McGee 2020; Corbet vd., 2020; Su vd., 2022) tartışılmıştır.

Dolayısıyla bu çalışmanın temel motivasyonu, Covid-19 sürecinde bir kripto para birimi olan Bitcoin'in; seçilmiş alternatif yatırım araçları (Brent Petrol, Altın, Ethereum) ve seçilmiş göstergeler (Dow Jones, VIX, Covid-19 Google Trend aramaları) ile arasındaki uzun dönemli ilişkileri tespit etmektir. Diğer bir ifadeyle söz konusu çalışmanın amacı, Covid-19 döneminde Brent Petrol, Altın, Ethereum, Dow Jones, VIX, Covid-19 Google Trend aramaları gibi göstergelerin uzun dönemde Bitcoin fiyatlarını nasıl etkilediğini analiz etmektir. Çalışmanın literatüre birkaç açıdan katkı sağlaması beklenmektedir. Bunlardan ilki, çalışmanın; Covid-19 döneminde Bitcoin'e yatırım yapacak yatırımcıların, Bitcoin fiyatları ile eş zamanlı olarak hangi finansal göstergeleri takip etmeleri ve hangi yatırım araçlarını referans almaları gerektiği konusunda önemli bilgiler sunmasıdır. İkincisi ise, çalışmanın; Covid-19 ile birlikte yatırımcıda oluşan korku duygusunun, Bitcoin fiyatları üzerindeki etkisini Google Trends verileri aracılığıyla, incelemesidir. Böylelikle söz konusu çalışma, yatırım araçları (altın, brent petrol, ethereum), finansal endeksler (Dow Jones, VIX) ve korku duygusu (COVID) gibi farklı yapıdaki değişkenlere yer vererek, bu değişkenlerin tek bir modelde test edilmesini sağlamıştır. Nitekim bu çalışma gerek kullandığı veri seti gerekse de analiz ettiği dönem ve uyguladığı yöntem açısından, bitcoin fiyatını hangi değişkenlerin etkilediğine yönelik yapılan diğer çalışmalardan farklılık göstermektedir.

Bu çalışma 3 bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünü takiben birinci bölümde, konuya ilişkin literatüre değinilmiştir. İkinci bölümde, çalışmanın veri setine ve yöntemine ilişkin bilgiler sunulmuştur. Üçüncü bölümde, çalışma sonucunda elde edilen analiz bulgularına yer verilmiştir.

1. LİTERATÜR TARAMASI

Çalışmanın bu bölümünde kripto para birimlerinin, finansal göstergelerle nasıl bir ilişki içerisinde olduğu analiz edilmeye çalışılmıştır. Bu çerçevede Tablo 1'de ulusal ve uluslararası piyasalarda yer alan çalışmaların bazılarına değinilmiştir.

Tablo 1: Çalışmanın Kapsamında Değerlenen Ulusal Ve Uluslararası Literatür Özeti

| Yazar/Yıl | Amaç ve Kapsam | Yöntem | Bulgular |
|-------------------------|--|--|--|
| Kristoufek, L. (2013) | BitCoin fiyatı ile Google Trendler'deki bitcoin arama sorgularının ve BitCoin'deki Wikipedia sayfasının ziyaret sıklığı arasındaki dinamik ilişki, 01-05-2011 ve 30-06-2013 dönemleri itibarıyla analiz etmeye çalışmıştır. | VAR Yaklaşımı | Yaptığı analiz sonucunda; bitcoinin fiyat düzeyi ile Google Trend arama sonuçları ve Wikipedia ziyaret sıklığı arasında çok güçlü bir korelasyonun varlığını tespit etmiştir. Bunun yanı sıra, Bitcoin fiyatı ile aranan terim (bitcoin) arasında çift yönlü güçlü bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur. |
| Dulupçu vd. (2017) | Çalışma kapsamında 2010-2017 dönemleri itibarıyla Bitcoin'in popülerliği ile fiyatı arasında nasıl bir ilişkinin olduğu tespit edilmeye çalışılmıştır. Bitcoin'in popülerliğini yansıtmak için Google'da "Bitcoin" anahtar kelimesini içeren arama sayılarından yararlanılmışlardır. | VAR Yaklaşımı ve Granger Nedensellik Testi | Analiz neticesinde, Bitcoin'in fiyatı ile popülerliği arasında çok güçlü bir ilişkiye rastlanmamıştır. Ayrıca Bitcoin'in popülerliğinden Bitcoin fiyatlarına doğru bir nedensellik tespit etmişlerdir. |
| Bouri vd. (2017). | Çalışmada günlük verilerden yararlanılarak, 17-03-2011 ve 7-10-2016 dönemleri itibarıyla gelişmiş ve gelişmekte olan toplam 14 ülkenin, VIX endeksi ile Bitcoin getirileri arasındaki ilişki tespit etmeye çalışılmışlardır. | OLS Yaklaşımı | Yapılan analiz sonucunda; Bitcoin'in, küresel düzeyde oluşabilecek bir belirsizlik durumunda güvenli bir yatırım aracı olarak kullanılabilirliği bulunmuşlardır. |
| Panagiotidis vd. (2019) | Çalışmada, 18-07-2010 ve 30-09-2016 dönemleri arasında günlük verilerden yararlanılarak, borsa getirileri, altın ve petrol getirileri, döviz kurları, FED ve ECB faiz oranları, internet trendleri gibi faktörlerin Bitcoin fiyatı üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. | VAR ve FAVAR Modelleri | Analiz sonuçlarına göre; dış şokların (faiz oranlarındaki veya döviz kurlarındaki değişiklikler) Bitcoin'in fiyatı üzerinde olumlu bir etki yarattığı bulunmuşlardır. Ayrıca, Bitcoin fiyatının altın, döviz kurları, borsa endeksleri, internet arama yoğunlukları ve diğer finansal varlıklar ile ilişkisiz veya negatif korelasyon gösterdiği tespit etmişlerdir. |
| Yıldırım (2020) | Çalışma kapsamında 26-04-2015 ve 19-04-2020 dönemleri için Google Trends haftalık verileri kullanılarak, "Bitcoin" aramaları ile Bitcoin/USD fiyatlarındaki ilişki tespit etmeye çalışmıştır. | ARDL Yaklaşımı | Analiz sonuçlarına göre, kısa ve uzun dönemde Google "bitcoin" araması ile Bitcoin/USD fiyatlarındaki değişimler arasında bir ilişki saptamıştır. Nedensellik testine göre Bitcoin Google arama sayısı ile Bitcoin/USD arasında tek yönlü bir ilişkinin varlığı bulunmuştur. |

| | | | |
|-------------------------|---|--|---|
| Akyıldırım vd. (2020) | Çalışmada 22-07-2017 ile 24-07-2018 dönemleri arasında yarım saatlik kapanış fiyatlarından yararlanılarak, VIX endeksi ile seçilmiş dolar bazlı kripto paraların fiyatları arasındaki ilişkiyi analiz etmişlerdir. | GARCH ve DCC GARCH Yaklaşımları | Analiz sonucunda finans piyasalarındaki stres düzeyi (VIX) ile kripto paraların fiyatı arasında pozitif korelasyonlu bir ilişki tespit etmişlerdir. |
| Demir vd. (2020) | Çalışmada 01-09-2019 ve 31-03-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden faydalanılarak, Covid-19 neticesinde oluşan vaka ve ölüm sayıları ile seçilmiş kripto para birimleri arasındaki ilişki analiz etmeye çalışmışlardır. | ARDL Yaklaşımı ve Dalgacık Uyum Analizi | Yapılan analiz neticesinde Covid-19 pandemisiyle birlikte oluşan vaka ve ölüm sayıları ile Bitcoin fiyatları arasında belirli bir döneme kadar negatif ilişki tespit edilirken, daha sonra vaka ve ölüm sayıları ile Bitcoin fiyatları arasında pozitif ilişki bulunmuştur. |
| Chen vd. (2020) | Çalışma kapsamında Google Trends saatlik verilerinden yararlanılarak, Covid-19'un sebep olduğu korku duyarlılığının Bitcoin fiyat dinamikleri üzerindeki etkisi, 15-01-2020 ile 24-04-2020 dönemleri itibariyle incelenmeye çalışılmışlardır. | VAR Yaklaşımı | Yapılan analiz neticesinde Covid-19 ile birlikte ortaya çıkan korku duygusunun Bitcoin fiyatını olumsuz etkilediği sonucuna ulaşmışlardır. Bu bağlamda elde edilen bu sonuca göre yaşanan pandemi sürecinde Bitcoin'in güvenli bir enstrüman olmadığı bulunmuşlardır. |
| Liu, Wang ve Lee (2020) | Çalışmada 21-01-2020 ile 06-05-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Covid-19 vaka sayıları ile hisse senedi (S&P 500) ve petrol fiyatları (WTI) arasındaki ilişki analiz edilmeye çalışılmışlardır. | TVP – VAR Yaklaşımı | Analiz sonucunda, Covid-19'un analize konu olan fiyatlar üzerinde pozitif bir etkisi olduğu tespit etmişlerdir. |
| Haroon ve Rizvi (2020) | Çalışma kapsamında 01-01-2020 ve 30-04-2020 dönemleri arasındaki veriler kullanılarak, Covid-19'a yönelik medyada çıkan haberlerin, varlık fiyatlarındaki oynaklığı nasıl etkilediği araştırmışlardır. | ARCH- EGARCH Yaklaşımları | Yapılan analiz neticesinde, COVID-19'a ilişkin ortaya çıkan olumsuz haberlerin, varlık piyasasındaki oynaklığı artırdığı bulunmuşlardır. |
| Okorie ve Lin (2020) | Çalışmada 29-04-2013 ve 17-09-2019 dönemleri arasındaki haftalık verilerden yararlanılarak, ham petrol ile 10 kripto para birimi arasındaki oynaklık ilişkisi araştırmak istemişlerdir. | VAR-MGARCH-GJR- BEKK Yaklaşımları | Analiz sonucunda ham petrol piyasasından kripto para piyasalarına hem çift yönlü hem de tek yönlü yayılmanın olduğu tespit etmişlerdir. |
| Kristoufek (2020) | Çalışma kapsamında 16-09-2014 ve 17-04-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Bitcoin ile S&P 500 ve VIX Endeksi arasındaki ilişkiler incelenip, Bitcoin ile altın arasında bir karşılaştırma yapılması amaçlanmıştır. | Regresyon Analizi | Yapılan analiz neticesinde salgın döneminde, altının Bitcoin'den daha güvenli bir varlık tespit etmiştir. |

| | | | |
|--------------------------|---|-----------------------|--|
| Onalı, E. (2020). | Çalışmada 08-04-2019 ile 09-04-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Covid-19 pandemisi sonucunda seçilmiş ülkelerde (Çin, ABD, Fransa, İtalya, İngiltere, İspanya, İran) meydana gelen vakaların ve ölüm sayılarının seçilmiş endeksler (Dow Jones ve S&P500) üzerinde nasıl bir etki yarattığı tespit etmek istemiştir. | GARCH Yaklaşımı | Yapılan analiz sonucunda, Covid-19 ile birlikte Çin’de oluşan vaka sayılarının ABD borsa getirileri üzerinde büyük bir etki yarattığı bulgulanırken, diğer ülkelerde (ABD, Fransa, İtalya, İngiltere, İspanya, İran) oluşan vaka sayılarının ABD borsa getirileri üzerinde herhangi bir etki yaratmadığı tespit etmiştir. Buna ek olarak, İtalya ve Fransa’da bildirilen ölüm sayılarının Dow Jones getirilerini olumsuz, VIX’i ise olumlu bir şekilde etkilediğini bulmuştur. |
| Avşarlıgil (2020) | Çalışma kapsamında 11-01-2018 ve 03-04-2020 tarihleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Bitcoin ile finansal piyasalar arasındaki ilişkiler incelenmeye çalışmıştır. | VAR Yaklaşımı | Yapılan analiz sonucunda salgın öncesi Bitcoin, Euro ve WTI ham petrol fiyatları arasında eş bütünlük bir hareket bulunmazken, salgınla birlikte değişkenler arasında eş bütünlük bir hareket tespit etmiştir. |
| Goodell ve Goutte (2020) | Çalışmada 31-12-2019 ve 29-04-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Covid-19 pandemisi sonucunda meydana gelen ölüm sayılarının Bitcoin fiyatları üzerindeki etkisi analiz etmiştir. | Dalgacık Uyum Analizi | Yapılan analiz sonucunda, Covid-19 pandemisinin sebep olduğu ölüm sayılarındaki artış, Bitcoin fiyatlarında da artışa sebep olmuştur. |
| Gülhan (2021) | Çalışmada 21-01-2020 ve 04-04-2020 dönemleri itibarıyla günlük veri setinden yararlanılarak, Covid-19 pandemisinin Bitcoin fiyatlarını nasıl etkilediğini araştırmıştır. | ARDL Yaklaşımı | Yapılan analiz neticesinde uzun dönemde bağımsız değişkenlerin Bitcoin fiyatları ile ilişkili olduğu tespit etmiştir. Kısa dönemde ise Covid-19 vaka sayılarının Bitcoin fiyatları üzerinde herhangi bir etkisinin olmadığını saptamıştır. |
| Aysan vd. (2021) | Çalışma kapsamında 13-01-2020 ve 31-01-2021 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Covid-19’un yatırımcıda oluşturduğu korku duygusunun Bitcoin’in getirisi, oynaklığı ve işlem hacmi üzerindeki etkisi incelemiştir. | VAR Yaklaşımı | Elde edilen sonuçlara göre Covid-19 salgını ile birlikte yatırımcıda oluşan korku duyarlılığının Bitcoin getirilerini olumsuz etkilediği tespit etmiştir. Buna ek olarak, salgın nedeniyle korkudaki artış, işlem hacminde daha fazla dalgalanmaya yol açmıştır. |

| | | | |
|-----------------------|--|--------------------------------------|---|
| Özmerdivanlı (2021) | Çalışmada 11-03-2020 ile 31-07-2021 arasındaki döneme ait günlük verilerden faydalanılarak, Türkiye’de Covid-19 neticesinde oluşan vaka sayıları ile seçilmiş finansal göstergeler arasında nasıl bir ilişkinin olduğu tespit etmeye çalışmıştır. | JOHANSEN Eş Bütünleşme ve VECM Testi | Yapılan analiz neticesinde uzun dönemde Covid-19 vaka sayısının altın, Bitcoin, faiz ve petrol değişkenleri ile nedensellik ilişkisinin bulunduğu, kısa dönemde ise vaka sayılarının sadece petrol fiyatları ile nedensellik ilişkisinin olduğu bulunmuştur. |
| Anamika vd. (2021) | Çalışma kapsamında Eylül 2017- Şubat 2020 dönemleri arasındaki haftalık verilerden yararlanılarak, VIX Endeksinin kripto para birimleri üzerindeki etkileri analiz edilmeye çalışılmışlardır. | PANEL Yaklaşımı | Yapılan analiz sonucunda, VIX endeksi ile Bitcoin, Ethereum ve Litecoin getirileri arasında pozitif bir ilişki tespit etmişlerdir. |
| Bejaoui vd. (2021a) | Çalışmada 31-12-2019 ve 30-10-2020 dönemleri arasındaki günlük verilerden yararlanılarak, Bitcoin, sosyal medya (Twitter ve Google Trend) ve Covid 19 sağlık krizi arasındaki dinamik etkileşim analiz etmek istemişlerdir. | VAR ve FAVAR Yaklaşımları | Elde edilen bulgulara göre; Covid 19 sağlık krizi, sosyal medya ağlarını ve Bitcoin fiyatlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Diğer bir deyişle Pandemi nedeniyle vaka sayılarında ve ölüm oranlarında artış yaşanması, borsa yatırımlarına yönelik olumsuz bir hava yaratmakta ve yatırımcıları sosyal medya platformlarını kullanarak, Bitcoin gibi alternatif yatırımlar aramaya yöneltmektedir. |
| Vasileiou (2021) | Çalışmada kapsamında Google Trends verilerinden yararlanılarak, Covid-19’un sebep olduğu korku duyarlılığının, Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) performansı üzerinde nasıl bir etki oluşturduğu, 01-01-2020 ve 30-11-2021 dönemleri itibariyle araştırmıştır. | GARCH Yaklaşımı | Yapılan analiz neticesinde, COVID-19 korkusunun riskten kaçınmayı artırdığını ve BTC ve ETH fiyatları üzerinde olumsuz bir etkisi olduğu tespit etmiştir. |
| Hoang and Baur (2021) | İlgili çalışmada, Covid 19 ile birlikte yatırımcıda oluşan korku duygusunun, beş büyük kripto para biriminin (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Cardano ve Litecoin) getirileri ve oynaklığı üzerindeki etkileri 01-01-2020 ve 30-05-2020 dönemleri arasındaki günlük veriler aracılığıyla analiz etmeye çalışmışlardır. Çalışma kapsamında, yatırımcıların korkularını yansıtan (örneğin “Covid 19”, “virüs”, “pandemi”) 20 arama terimi Google Trends aracılığıyla toplanarak korku endeksi oluşturmaya çalışmışlardır. | GARCH ve HAR-RV Yaklaşımları | Elde edilen sonuçlara göre; COVID-19 salgını sırasında kripto para birimlerinin (özellikle Bitcoin) yatırımcılar için güvenli bir liman olmadığı ve Google aramalarının kriz zamanlarında kripto para piyasası hareketlerini açıklamak için önemli bilgiler içerdiği bulunmuştur. |

| | | | |
|------------------------------------|--|-----------------------------|--|
| Syzdykova ve Azretbergenova (2021) | Çalışma kapsamında, Ocak 2019- Ağustos 2021 arasındaki haftalık verilerden yararlanılarak, Bitcoin ile altın ve ham petrol fiyatları arasındaki ilişkinin araştırılmasını amaçlamışlardır. | VAR Yaklaşımı | VAR modeli sonuçlarına göre altın ve ham petrol fiyatlarından Bitcoin fiyatına doğru anlamlı etkiler tespit edilirken, Bitcoin fiyatından altın ve ham petrol fiyatlarına ise anlamlı etkileri bulunmuştur. |
| Hou vd. (2021) | Çalışmada, Covid-19'dan kaynaklanan vakaların ve ölümlerin Bitcoin fiyatları üzerindeki etkisi, tespit etmeye çalışılmışlardır. Analiz kapsamında 20-01-2020 ile 30-04-2020 dönemlerini kapsayan günlük verilerden yararlanılmıştır. | ADF ve VECM Yaklaşımları | Yapılan analiz sonucunda, COVID-19 ile Bitcoin fiyatları arasında kısa vadede negatif bir ilişki bulgulanırken, uzun vadede pozitif bir ilişki tespit etmişlerdir. |
| Rubbaniy vd. (2021) | Çalışma kapsamında 25-01-2020 ile 11-08-2020 dönemleri arasında günlük verilerden yararlanılarak, Covid-19 korku endeksi ile kripto para birimi oynaklık endeksi (VCRIX) arasındaki ilişki tespit etmeye çalışılmışlardır. | DALGACIK UYUM Analizi | Analiz sonuçlarına göre, Covid-19 korku endeksi ile kripto para birimi getirileri arasında güçlü bir pozitif ortak hareket tespit etmişlerdir. |
| Öztürk ve Çavdar (2021) | Çalışmada COVID-19 pandemisinin Bitcoin, altın, petrol fiyatı ve döviz kurları gibi seçilmiş finansal değişkenlerin oynaklığı üzerindeki etkisi, 02-09-2020 ve 20-12-2020 dönemleri için günlük veriler aracılığıyla analiz etmek istemişlerdir. | ARMA ve EGARCH Yaklaşımları | Elde edilen sonuçlara göre; analiz dönemi boyunca Bitcoin, döviz kuru, altın fiyatı ve ham petrol fiyatlarının aşırı derecede dalgalandığı ve spekülasyon etkilerine açık olduğu tespit edilmiştir. Covid 19'dan en çok etkilenen finansal değişkenler sırasıyla; altın fiyatları, bitcoin fiyatları, döviz kuru ve ham petrol fiyatları olmuştur. Ayrıca altın fiyatları üzerinde negatif şoklar pozitif şoklardan daha önemli bir etki yaratırken, diğer değişkenlerin fiyatları üzerinde pozitif şoklar negatif şoklardan daha önemli bir etki yaratmaktadır. |
| Contuk (2021) | Çalışmada 26-01-2020 ve 28-02-2021 dönemleri arasındaki haftalık veriler kullanılarak, altın ve petrol fiyatlarında oluşan şokların Bitcoin fiyatları üzerinde nasıl bir etki yarattığını araştırmıştır. | NARDL Yaklaşımı | Analizin sonuçlarına göre; uzun vadede altın fiyatlarında meydana gelen negatif şoklar Bitcoin fiyatlarını olumlu etkilerken, petrol fiyatlarında meydana gelen negatif şoklar ise Bitcoin fiyatlarını olumsuz etkilemektedir. |

| | | | |
|-------------------------|--|--|---|
| Akkaya (2022) | Çalışma kapsamında 11-12-2017 ve 31-03-2021 dönemleri arasındaki günlük veriler kullanılarak, Bitcoin fiyatlarının hangi ekonomik ve finansal göstergelerden etkilendiği belirlenmeye çalışılmıştır. | Johansen Eş bütünlük Testi ve Var Yaklaşımları | Elde edilen sonuçlar neticesinde; uzun dönemde değişkenler arasında eş bütünlük ilişkisinin varlığına rastlanmıştır. Vektör Hata Düzeltme Modeline göre ise kısa dönemde Bitcoin fiyatı belirlenen ekonomik ve finansal değişkenlerden etkilenmemektedir. |
| Akpınar ve Kazar (2021) | Çalışmada Covid-19 pandemisinin altın ve kripto para getirilerinin yanı sıra İstanbul Menkul Kıymetler Borsası getirisi üzerindeki uzun vadeli ve kısa vadeli etkileri 11-03-2020 ve 18-05-2021 dönemleri itibarıyla günlük veriler aracılığıyla analiz edilmeye çalışılmışlardır. | ARDL Yaklaşımı | Yapılan analiz sonucunda yatırımcılar için kısa vadede altının, uzun vadede ise BIST 100 endeksinin daha güvenli bir yatırım aracı haline geldiğini tespit etmişlerdir. Öte yandan Panik Endeksi ve Finansal Korku Endeksi ile kripto para fiyatları ve getirileri arasında negatif bir ilişki saptamışlardır. |
| Özdemir (2022) | İlgili çalışma, Covid-19 pandemisi sırasında sekiz kripto para biriminin getirilerinde meydana gelen oynaklıkları 17-11-2019 ile 25-01-2021 arasındaki dönemlerde günlük verilerden yararlanarak tespit etmeyi amaçlamıştır. | EGARCH, DCC-GARCH Yaklaşımları | Elde edilen bulgulara göre, analiz dönemi boyunca üç kripto para piyasasının (Bitcoin, Ethereum ve Litecoin) son derece oynaklık gösterdiği ve karşılıklı olarak bağımlı olduğu tespit etmiştir. Ayrıca kripto para piyasaları üzerinde oluşabilecek pozitif şokların (gelecekte Covid 19 pandemisinin kontrol altına alınacağına dair bilgiler) negatif şoklardan daha fazla oynaklık yarattığı da bulgulanmıştır. |

2. VERİ SETİ VE YÖNTEM

Çalışma kapsamında 23/02/2020-16/01/2022 dönemine ait Bitcoin (BTC), Brent Petrol (BP), Dow Jones (DJ), Ethereum (ETH), Altın (GOLD), CBOE Oynaklık Endeksi (VIX) göstergelerinin haftalık kapanış fiyatları ve "Covid-19" anahtar kelimesine ait Google Trends arama verileri (COVID) kullanılmıştır. Google Trends aracılığıyla elde edilen veri; Covid-19 Pandemisi ile birlikte yatırımcıda oluşan korku duygusunu yansıtmak için hazırlanmıştır. Bu kapsamda, incelenen dönem için haftalık toplam 100 gözlemden oluşan veri seti düzenlenmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenlere ait açıklamalar Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2: Çalışmada Kullanılan Değişkenler

| Değişkenler | Açıklamalar | Kaynak |
|--------------|--|--|
| BTC | Bitcoin Kapanış Fiyatı | www.investing.com.tr |
| BP | Brent Petrol Vadeli İşlemler Kapanış Fiyatı | www.investing.com.tr |
| DJ | Dow Jones Borsası Endüstri Endeksi Kapanış Fiyatları | www.investing.com.tr |
| ETH | Ethereum Haftalık Kapanış Fiyatları | www.investing.com.tr |
| GOLD | Altın Vadeli İşlemler Kapanış Fiyatları | www.investing.com.tr |
| VIX | CBOE Oynaklık Endeksi Kapanış Fiyatları | www.investing.com.tr |
| COVID | "Covid-19" anahtar kelimesine ait Google Trends arama verileri | Google Trends |

Çalışmada kullanılan değişkenlerin Bitcoin Fiyatları üzerindeki etkisi, aşağıdaki ekonometrik model ile tahmin edilmiştir:

$$BTC_t = b_0 + b_1BP + b_2DJ + b_3ETH + b_4GOLD + b_5VIX + b_6COVID + et \quad (1)$$

Bu doğrultuda ilk olarak verilerin logaritması alınmış, sonraki aşamada ise logaritmik verilerin durağanlık dereceleri tespit edilmiştir. Söz konusu aşamalar tamamlandıktan sonra ise, ARDL sınır testi yöntemine geçilmiştir. ARDL Sınır Testini ve Hata Düzeltme Modelinin tahmininde ise, EViews-12 paket programından faydalanılmıştır.

2.1. ADF ve PP Birim Kök Testi¹

Ekonomik veriler çoğunlukla genel bir ortalama dağılım göstermezler. Söz konusu veriler doğası gereği bir trend boyunca ilerleme kaydederler. Bu durum verilerin durağanlıktan uzaklaşmalarına sebep olur. Çalışmada kullanılan veri setinin sağlıklı bir tahmin sürecinden geçirilmesi için, ilk olarak serilerin durağanlık derecelerinin belirlenmesi gerekmektedir. ARDL yönteminde eğer seriler I(2) seviyesinde durağan ise yöntem kullanılamamaktadır. Dolayısıyla serilerin I(0) ve I(1) düzeylerinde durağan olması gerekmektedir. Bundan dolayı modeli tahmin etmeden önce veri setindeki serilere literatürde en yaygın olarak kullanılan Genişletilmiş Dickey Fuller (ADF) birim kök testi ve Phillips-Peron (PP) birim kök testi sınamaları yapılmıştır. Optimal gecikme değerleri ADF için "Schwarz bilgi kriteri SIC" ne göre, PP için ise "Newey West Bandwith" baz alınarak belirlenmiştir (Bektaş ve Baykuş, 2020). Tablo 3 ve Tablo 4'de birim kök testi sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 3: ADF Birim Kök Testi Sonuçları

| ADF Birim Kök Testleri Sonuçları I(0) | | | | | |
|---------------------------------------|--------------|-----------------|--------------------|--------------|-----------------|
| Kesmeli | | | Kesmeli ve Trendli | | |
| Değişkenler | Kritik Değer | Olasılık Değeri | Değişkenler | Kritik Değer | Olasılık Değeri |
| LogBP | -0.757413 | 0.8262 | LogBP | -4.429239 | 0.0031* |
| LogBTC | -1.265037 | 0.6433 | LogBTC | -0.751872 | 0.9658 |
| LogDJ | -1.359214 | 0.5992 | LogDJ | -3.434203 | 0.0527 |
| LogETH | -1.083370 | 0.7200 | LogETH | -1.362604 | 0.8659 |
| LogGOLD | -3.389252 | 0.0136* | LogGOLD | -3.292636 | 0.0735 |
| LogCOVID | -11.10140 | 0.0000* | LogCOVID | -10.61703 | 0.0000* |
| LogVIX | -2.918291 | 0.0468** | LogVIX | -3.678981 | 0.0284** |

| ADF Birim Kök Testleri Sonuçları I(1) | | | | | |
|---------------------------------------|--------------|-----------------|--------------------|--------------|-----------------|
| Kesmeli | | | Kesmeli ve Trendli | | |
| Değişkenler | Kritik Değer | Olasılık Değeri | Değişkenler | Kritik Değer | Olasılık Değeri |
| LogBP | -8.812411 | 0.0000* | LogBP | -8.792554 | 0.0000* |
| LogBTC | -9.141745 | 0.0000* | LogBTC | -9.185693 | 0.0000* |
| LogDJ | -11.02112 | 0.0000* | LogDJ | -12.22007 | 0.0000* |
| LogETH | -9.539033 | 0.0000* | LogETH | -9.531361 | 0.0000* |
| LogGOLD | 12.12932 | 0.0001* | LogGOLD | 12.09310 | 0.0000* |
| LogCOVID | -5.312131 | 0.0000* | LogCOVID | -5.165914 | 0.0002* |
| LogVIX | -11.82872 | 0.0001* | LogVIX | -11.84957 | 0.0000* |

Kaynak: Yazarların Hesaplamaları. (*/**/***,) sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyesini belirtir.

Tablo 3’de yer alan ADF birim kök testinin düzey sonuçlarına göre, LogCOVID, LogVIX ve LogGOLD değişkenlerinin kesmeli modelde durağan olduğu tespit edilirken, geriye kalan diğer değişkenlerin birim kök içerdiği bulgulanmıştır. Kesmeli ve Trendli Model’de ise LogBP, LogDJ, LogGOLD, LogCOVID ve LogVIX değişkenlerinin durağan olduğu belirlenirken geriye kalan diğer değişkenlerin ise birim köklü yapıda olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Tüm değişkenler için 1. farkta hem kesmeli hem de kesmeli ve trendli modellerde durağan olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 4: PP Birim Kök Testi Sonuçları

| PP Birim Kök Testleri Sonuçları I(0) | | | | | |
|--------------------------------------|--------------|-----------------|-------------|--------------------|-----------------|
| Değişkenler | Kesmeli | | Değişkenler | Kesmeli ve Trendli | |
| | Kritik Değer | Olasılık Değeri | | Kritik Değer | Olasılık Değeri |
| LogBP | -0.823417 | 0.8078 | LogBP | -4.583365 | 0.0019* |
| LogBTC | -1.265037 | 0.6433 | LogBTC | -0.823448 | 0.9593 |
| LogDJ | -1.048797 | 0.7332 | LogDJ | -3.422033 | 0.0543 |
| LogETH | -1.080030 | 0.7213 | LogETH | -1.415467 | 0.8506 |
| LogGOLD | -3.220092 | 0.0217 | LogGOLD | -3.078797 | 0.1172 |
| LogCOVID | -8.537421 | 0.0000* | LogCOVID | -8.274707 | 0.0000* |
| LogVIX | -2.531752 | 0.1111 | LogVIX | -3.534687 | 0.0412 |

| PP Birim Kök Testleri Sonuçları I(1) | | | | | |
|--------------------------------------|--------------|-----------------|-------------|--------------------|-----------------|
| Değişkenler | Kesmeli | | Değişkenler | Kesmeli ve Trendli | |
| | Kritik Değer | Olasılık Değeri | | Kritik Değer | Olasılık Değeri |
| LogBP | -10.23425 | 0.0000* | LogBP | -9.638549 | 0.0000* |
| LogBTC | -9.141745 | 0.0000* | LogBTC | -9.181775 | 0.0000* |
| LogDJ | -11.96567 | 0.0001* | LogDJ | -12.30052 | 0.0000* |
| LogETH | -9.526976 | 0.0000* | LogETH | -9.521578 | 0.0000* |
| LogGOLD | -12.78983 | 0.0001* | LogGOLD | -13.14703 | 0.0000* |
| LogCOVID | -6.432450 | 0.0000* | LogCOVID | -5.89311 | 0.0000* |
| LogVIX | -14.56252 | 0.0001* | LogVIX | -16.50311 | 0.0000* |

Kaynak: Yazarların Hesaplamaları. (*/**/***,) sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyesini belirtir.

Tablo 4’de yer alan PP birim kök testinin düzey sonuçlarına göre, LogCOVID, LogVIX ve LogGOLD değişkenlerinin kesmeli modelde durağan olduğu tespit edilirken, geriye kalan diğer değişkenlerin birim kök içerdiği bulgulanmıştır. Kesmeli ve Trendli Model’de ise LogBP, LogDJ, LogCOVID ve LogVIX değişkenlerinin durağan olduğu belirlenirken geriye kalan diğer değişkenlerin ise birim köklü yapıda olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Tüm değişkenler için 1. farkta hem kesmeli hem de kesmeli ve trendli modellerde durağan olduğu tespit edilmiştir.

2.3. ARDL Sınır Testi Yaklaşımı

Engle ve Granger (1987), Johansen (1988), Johansen ve Juselius (1990) gibi eş bütünleşme testleri ile seriler arasındaki eş bütünleşme ilişkilerine bakılabilmektedir. Fakat bu yöntemlerin bazı kısıtları söz konusudur. Engle ve Granger yönteminde 2'nin üzerinde değişkenin olması durumunda, 1'in üzerinde eş bütünleşme durumunun var olabilmesi, bu yöntemin çok tercih edilmemesine sebep olmaktadır. Johansen, Johansen ve Juselius yöntemlerinde ise, bütün değişkenlerin düzey değerlerinde durağanlık koşulunu sağlamaları veya aynı dereceden farkları alındığında durağan olmaları gerekmektedir (Koçak, 2014).

Peseran vd. (2001) tarafından geliştirilip literatüre kazandırılan ARDL sınır testi yaklaşımı ile yukarıda belirtilen bu kısıtlamalar giderilmiştir. ARDL sınır testi yaklaşımının, diğer eş bütünleşme testlerine göre birtakım avantajları mevcuttur. İlk avantajı, analizde kullanılan değişkenlerin I(0) veya I(1) değerlerinde durağanlığına bakılmaksızın uygulanabilmesidir. Eğer I(2) olursa, ARDL yöntemi uygulanamaz. Böylelikle bu yöntemde serilerin bütünleşme derecelerini belirleme şartı bertaraf edilmiş olmaktadır. İkinci avantajı ise, bu yöntemde kısıtsız hata düzeltme modelinin (UECM) kullanılabilmesidir. Bu yöntem, diğer testlere göre daha iyi sonuçlar vermektedir. Üçüncü avantajı, küçük ve sınırlı örneklerde oldukça etkili ve güvenilir sonuçlar verebilmesidir (Şahin ve Gökdemir, 2016; Pamuk ve Bektaş, 2014).

ARDL sınır testinin uygulanabilmesi için Kısıtsız Hata Düzeltme Modeli (Unrestricted Error Correction Model (UECM)) denklemi kullanılır. Denklem (2) 'de UECM denklemi gösterilmiştir.

$$\Delta Y_t = C_0 + C_1 t + \pi_{yy} Y_{t-1} + \pi_{yx.x} X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Psi' \Delta Z_{t-i} + \omega' \Delta X_t + \theta W_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Denklem (2)'de π_{yy} ve $\pi_{yx.x}$ parametreleri uzun dönem çarpanları olarak ifade edilir. Denklemdeki C_0 otonom parametreyi (t) ise trendi gösterir. W_t ise tam bağımsız değişkenler vektörünü ifade ederken ε_t parametresi ise hata terimlerini temsil eder (Çil Yavuz, 2014).

ARDL testinde birbirinden farklı iki sınır kullanılmaktadır. Tahmin edilen modelin F-istatistiği, kritik üst sınır I(1) değerinin üzerinde ise, sıfır hipotezi reddedilir, yani seriler arasında uzun dönemli bir ilişkinin olduğu kabul edilir. Hesaplanan F istatistiği eğer alt sınır I(0) değerinin altındaysa, sıfır hipotezi reddedilemez yani değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkinin yokluğu kabul edilir. Eğer hesaplanan F istatistiği değeri, her iki sınır değerlerinin I(0) ve I(1) arasında kalıyorsa, uzun dönemli ilişki hakkında yorum yapılmaz (Alper ve Alper, 2017).

Uzun dönemli ilişki bulunduktan sonra ise, UECM tahmin edilir. UECM modelinde ise, değişkenler bir şok ile karşılaştıktan sonra ne kadar hızlı bir şekilde dengeye geldikleri, diğer bir ifade ile meydana gelen bir şok sonrasında oluşan sapmanın bir sonraki dönemde ne kadarının dengeye geleceği hakkında bilgi veren hata düzeltme katsayısı (ECM (-1)) katsayısı yorumlanır.

2.4. ARDL Modeli Sonuçları

Tablo 5: Genel ARDL Modeli Sonuçları

| Seçilmiş Model: ARDL (3, 9, 6, 10, 8, 10, 10) | | | |
|---|----------|----------------------------|-----------|
| R ² | 0.998696 | Akaike Bilgi Kriteri | -3.137480 |
| Düzeltilmiş R ² | 0.995701 | Schwarz Bilgi Kriteri | -1.387613 |
| Log L | 204.1866 | Hannan-Quinn Bilgi Kriteri | -2.431831 |
| F-istatistiği | 333.5144 | Durbin-Watson istatistiği | 1.973382 |
| Prob (Olasılık) | 0.000000 | | |

Tablo 5'te ARDL modelinin genel denklemi tahmin edilmiştir. Optimal model olarak ARDL (3,9,6,10,8,10,10) olarak belirlenmiştir. Ayrıca değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkinin varlığı/yokluğu bu modele göre analiz edilmiştir. Genel denklemin F-İstatistiğinin olasılık değerine bakıldığında, %1 önem seviyesinde anlamlı olduğu anlaşılmaktadır. Sınır testi ve uzun dönem katsayı sonuçları Tablo 6 ve Tablo 7'de gösterilmiştir.

Tablo 6: Sınır (Bound) Test Sonuçları

| Model | K | M | F-İstatistiği | Önem Seviyesi | Alt Sınır I(0) | Üst Sınır I(1) |
|--------------------------|---|---|---------------|---------------|----------------|----------------|
| (3, 9, 6, 10, 10, 8, 10) | 6 | 4 | 5.821140* | 1% | 3.15 | 4.43 |
| | | | | 5% | 2.45 | 3.61 |
| | | | | 10% | 2.12 | 3.23 |

Not: (K): Açıklayıcı değişken sayısı, (M): Maksimum gecikme Sayısını gösterir. (*) %1 anlamlılık seviyesini belirtir.

Sınır testinde alt sınır I(0), üst sınır ise, I(1) ile temsil edilmektedir. Değişkenlerin arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığından bahsedebilmek için, hesaplanan F-istatistik değerinin, söz konusu her iki sınır değerlerinden büyük olması gerekmektedir. Sınır testi sonuçlarının verildiği Tablo 6'dan görüleceği üzere, modelin F-İstatistik değeri hem alt sınır I(0) hem de üst sınır I(1)'den büyüktür. Dolayısıyla değişkenler arasında uzun dönemli, diğer bir ifade ile koentegre bir ilişkinin varlığından bahsedilebilir. Uzun dönemli ilişkinin varlığı tespit edildikten sonra, uzun dönem katsayılarının sonuçları yorumlanabilmektedir. Tablo 7'de uzun dönem katsayılarının değerleri gösterilmiştir.

Tablo 7: Uzun Dönem İlişki Sonuçları

| Değişken | Katsayı | T-İstatistik | Prob (Olasılık) |
|-----------|-----------|--------------|-----------------|
| LOGBP | -0.496485 | -1.051009 | 0.3026 |
| LOGDJ | 4.486611 | 1.652226 | 0.1101 |
| LOGETH | 0.722400 | 2.849285 | 0.0083* |
| LOGGOLD | 2.261366 | 2.591526 | 0.0152** |
| LOGTCOVID | 0.675946 | 2.804141 | 0.0092* |
| LOGVIX | 2.522670 | 3.215930 | 0.0034* |

EC = LOGBTC- (-0.4965*LOGBP + 4.4866*LOGDJ + 0.7224*LOGETH + 2.2614*LOGGOLD + 0.6759*LOGTCOVID + 2.5227*LOGTVIX)

Tablo 7’de gösterilen uzun dönem katsayı tahminlerine bakılacak olursa, LogBTC’nin LogBP ve LogDJ ile aralarında uzun dönemde herhangi bir ilişki bulunamamıştır. Fakat anlamsız olmalarına karşın işaretleri hakkında yorum yapılabilir. Dolayısıyla LOGBP’nin LogBTC’yi negatif etkilediği, LogDJ’nin ise LogBTC’yi pozitif olarak etkilediği söylenebilir. LogBTC’nin, LogETH, LogGOLD, LogTCOVID ve LogVIX ile pozitif ve anlamlı bir ilişki içinde olduğu olasılık değerlerinden anlaşılmaktadır.

Uzun dönem kat sayılarına bakılacak olursa, LogETH’de %1’lik bir artış, LogBTC’de %0,72’lik bir artışa sebep olmaktadır. LogGOLD’da %1’lik bir artış sonucunda ise, LogBTC’de %2,26’lık bir yükselmenin gerçekleştiği anlaşılmaktadır. LogTCOVID’de %1’lik bir artış meydana geldiğinde, LogBTC’de %0,67’lik bir artışın olduğu görülmektedir. LogVIX’te %1’lik bir artış olduğunda, LogBTC’de %2,52’lik bir artışın ortaya çıktığı görülmektedir. Uzun dönem tahmin sonuçlarından yola çıkılarak, LogBTC’yi en fazla etkileyen değişkenlerin LogGOLD ve LogVIX olduğu söylenebilir.

Tablo 8: Kısa Dönem Hata Düzeltme Modeli Sonucu

| Değişken | Katsayı | T-istatistik Değeri | Prob (Olasılık) |
|----------------------------|-----------|-----------------------------------|-----------------|
| CointEq(-1)* | -0.512960 | 7.057130 | 0.0000* |
| R ² | 0.936597 | Akaike Bilgi Kriteri | -3.270814 |
| Düzeltilmiş R ² | 0.829003 | Schwarz Bilgi Kriteri | -1.687601 |
| Log L | 204.1866 | Hannan-Quinn Bilgi Kriteri | -2.632369 |
| F-istatistiği | 8.704964 | Durbin-Watson istatistiği | 1.973382 |
| Prob (Olasılık) | 0.000000 | | |

Not: (*) %1 anlamlılık seviyesini belirtir.

Tablo 8’de kısa dönem hata düzeltme modeli tahmin değerleri görülmektedir. Hata düzeltme modeli kısa dönemde oluşabilecek herhangi bir şok veya olumsuz durumun, bir sonraki periyotta ne kadarının telafi edileceğini göstermektedir. Bu modelin doğru çalıştığının anlaşılması için hata düzeltme kat sayısının negatif, sıfır ile bir arasında ve anlamlı olması

gerekmektedir. Tablo 8'den görüleceği üzere hata düzeltme katsayısı (CointEq(-1)*) istatistiki olarak anlamlı, negatif ve sıfır ile bir arasında olduğu görülmektedir. Diğer bir ifade ile hata düzeltme modeli düzgün çalışmaktadır. Tablo 7'deki sonuçlara göre olası bir şok neticesinde meydana gelecek dengesizliğin veya sapmanın bir sonraki dönemde 0,51 birimlik kısmı telafi edilebilmektedir. Diğer bir ifade ile uzun dönemde dengeye gelebilmektedir. ARDL tahminleri yapıldıktan sonra modelin doğru ve hatasız çalıştığını ve herhangi bir yapısal sorunun olmadığına dair bazı tanı (Spesifikasyon) testleri yapılması gerekmektedir. Tablo 9'da Histogram normallik sınaması sonucu gösterilmiştir.

Tablo 9: Histogram Normallik Testi Sonucu

| | |
|-------------|----------|
| Jarque-Bera | 2.402189 |
| Probability | 0.300865 |

Söz konusu modelin normallik dağılım testi sonucuna göre, serilerin normal bir dağılım sergilediği görülmektedir. Jarque-Bera olasılık değerinin 0,05'ten büyük olması ise, bunu doğrular niteliktedir. Diğer bir ifade ile modelde normal dağılım probleminin olmadığı söylenebilmektedir. Tablo 10'da diğer Spesifikasyon testleri olan, Otokorelasyon, Değişen varyans, Ramsey Reset testlerinin istatistiki sonuçları yer almaktadır.

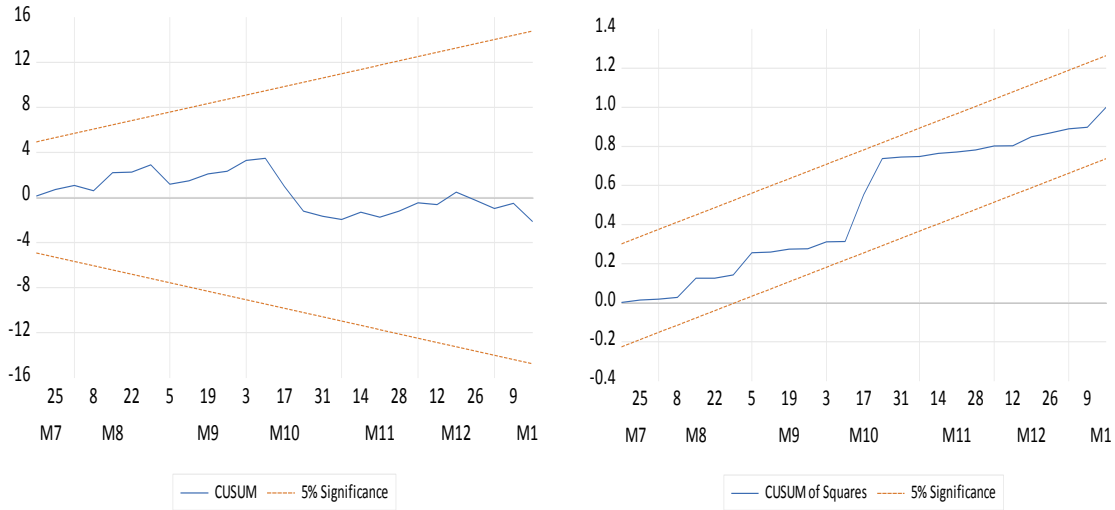
Tablo 10: Spesifikasyon Test Sonuçları

| Otokorelasyon Testi: Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test: 2 ve 3 Gecikmeli | |
|---|--------|
| F-İstatistik Değeri | 0.9951 |
| Prob. (Olasılık) F (2,25) | 0.3839 |
| F-İstatistik Değeri | 0.8611 |
| Prob. (Olasılık) F (3,24) | 0.4746 |
| Değişen Varyans (Heteroskedasticity): Breusch-Pagan-Godfrey ve ARCH (1 ve 2 Gecikmeli) Testleri | |
| Breusch-Pagan-Godfrey F-İstatistik Değeri | 0.7470 |
| Prob. (Olasılık) F (62,27) | 0.8284 |
| ARCH (1) gecikme F-İstatistik Değeri | 0.2600 |
| Prob. (Olasılık) F (1,87) | 0.6114 |
| ARCH (2) gecikme F-İstatistik Değeri | 0.5865 |
| Prob. (Olasılık) F (2,85) | 0.5585 |
| Ramsey Reset Test | |
| F-İstatistik Değeri | 0.4448 |
| Prob (Olasılık) | 0.5107 |

Otokorelasyon testi olan Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Testinin 2 ve 3 gecikmeli sonuçlarına göre prob(olasılık) değeri 0,05 ten büyüktür. Diğer bir ifade ile modelde otokorelasyon sorununun olmadığı ifade edilebilir. Değişen varyans testi olan Breusch-Pagan-Godfrey ve ARCH (1 ve 2 Gecikmeli) testlerinin sonuçlarına bakılacak olursa, her iki testin de prob

değerlerinin 0,05'ten büyük olduğu görülmektedir. Dolayısıyla modelde herhangi bir değişen varyans sorunu bulunmamaktadır. Diğer bir test olan Reset testinin sonucuna göre, prob değerinin yine 0,05'ten büyük olduğu görülmektedir. Söz konusu sonuç, modelde spesifikasyon sorununun olmadığı anlamına gelmektedir. Kararlılık (yapısal sorun) testi olan Cusum ve Cusum of Square test sonuçları Şekil 1'de gösterilmiştir.

Şekil 1: Cusum ve Cusum of Square Sonuçları



Bu test, modelin yapısal sorununun olup olmadığı hakkında bilgi veren bir spesifikasyon testidir. Her iki şekilde de iki çizgi arasında bulunan grafiğin, %5 güven aralıklarını (iki çizgiyi) aşmaması gerekmektedir. Dolayısıyla bu durum, modelin yapısal sorununun olmadığı manasına gelmektedir. Şekil 2'den anlaşılacağı üzere her iki grafiğin çizgileri, güven aralıklarını aşmayan bir yapıya sahiptir. Diğer bir ifade ile söz konusu model herhangi bir yapısal sorun içermemektedir.

3. SONUÇ

Bu çalışmanın amacı, Covid-19 pandemi sürecinde seçilmiş finansal göstergelerin Bitcoin fiyatlarını nasıl etkilediğini tespit etmektedir. Söz konusu amacın arkasındaki temel motivasyon; gün geçtikçe tüm dünyada bilinirliğini artıran ve her seviyeden birçok yatırımcıyı farklı güdülerle kendisine çeken Bitcoin'in özellikle Covid-19 pandemi döneminde diğer finansal göstergelerle nasıl bir ilişki içerisinde olduğu merakından kaynaklanmaktadır. Bu doğrultuda çalışmada 23/02/2020-16/01/2022 dönemine ait haftalık verilerden yararlanılmıştır. Bitcoin fiyatları ile seçilmiş finansal göstergeler arasındaki uzun dönemli ilişkinin varlığı ise, ARDL Sınır Testi aracılığıyla sınanmıştır.

Yapılan sınır testinin sonuçlarına göre, Bitcoin fiyatları ile Altın, Ethereum, VIX ve Covid-19 Google Trend aramaları arasında koentegre, diğer bir ifade ile uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir. Uzun dönem katsayılarından elde edilen sonuçlara göre ise, Bitcoin fiyatını uzun dönemde en fazla etkileyen göstergelerin, Altın ve VIX endeksi olduğu tespit edilmiştir. Diğer yandan, Bitcoin fiyatları ile Brent Petrol ve Dow Jones endeksleri arasında uzun dönemli bir ilişkiye rastlanılmamıştır. Kısa dönem hata düzeltme modelinin sonuçlarına bakıldığında, cari dönemde oluşacak herhangi bir şokun veya olumsuz bir senaryonun ise, bir sonraki dönemde (gelecek haftada veya haftalarda) %51'lik kısmını telafi edeceği bulgulanmıştır.

Analiz sonuçları doğrultusunda; Bitcoin'e yatırım yapacak yatırımcıların, Bitcoin fiyatları ile eş zamanlı olarak Altın, Ethereum, VIX ve Covid-19 Google Trend göstergelerini takip etmeleri ve söz konusu göstergeler ile ilgili tüm bilgileri göz önünde bulundurmaları önerilmektedir. Diğer taraftan, yapılan analiz neticesinde uzun dönemde Bitcoin fiyatları ile Brent Petrol ve Dow Jones endeksleri arasında bir ilişkiye rastlanılmadığından, Bitcoin'e yatırım yapacak yatırımcıların, Brent Petrol ve Dow Jones göstergelerinden bağımsız olarak karar almaları, diğer bir deyişle söz konusu göstergeleri referans almamaları gerektiği söylenebilmektedir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar, Bitcoin fiyatları ile Altın, Ethereum, VIX ve Covid-19 Google Trend aramaları arasındaki ilişkileri anlamak açısından değerli bilgiler sağlasa da farklı zaman kısıtları, farklı göstergeler ve farklı modeller kullanılarak yapılacak muhtelif çalışmalarla analizin boyutu genişletilebilir.

Son olarak ilgili çalışmanın gerek kullandığı veri seti gerekse de analiz ettiği dönem (Covid-19) ve uyguladığı yöntem açısından literatüre katkı sunacağı ve kripto paralar hakkında ileride yapılacak olan çalışmalara yol göstereceği düşünülmektedir.

NOTLAR

¹ Serilerin durağanlık sınaması yapılırken kullanılan hipotezler: Boş Hipotez-H0: P=1 seri durağan değildir. Alternatif Hipotez-H1: P=0 seri durağandır.

YAZAR BEYANI

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.

Yazar Katkıları

Yazarlar çalışmaya eşit oranda katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması

Yazarlar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

KAYNAKÇA

Akkaya, M. (2022). Kripto para işlemlerini yönlendiren ekonomik ve finansal faktörler: Bitcoin fiyat oluşumu. *TESAM Akademi Dergisi*, 9(1), 209-226. <https://doi.org/10.30626/tesamakademi.979573>

Akpınar, T. ve Kazar, G. (2021). *Davranışsal finans açısından Covid-19 etkileri*. (Ed.), Ekonomi Politika ve Uygulamalarının Ampirik Tahlili: İktisat, Finans, Maliye (s.87-104) Yayınevi: Gazi Kitabevi.

- Akyıldırım, E., Corbet, S., Lucey, B., Sensoy, A., & Yarovaya, L. (2020). The relationships between implied volatility and cryptocurrency returns. *Finance Research Letters*, 33, 101212. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.010>
- Alper, F.Ö., & Alper, A. E. (2017). Karbondioksit emisyonu, ekonomik büyüme, enerji tüketimi ilişkisi: Türkiye için bir ARDL sınır testi yaklaşımı. *Sosyoekonomi*, 25(33), 145-156. <https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.292114>
- Anamika, Chakraborty, M., & Subramaniam, S. (2021). Does sentiment impact cryptocurrency? *Journal of Behavioral Finance*, 1-17. <https://doi.org/10.1080/15427560.2021.1950723>
- Avşarlıgil, N. (2020). Covid-19 salgınının bitcoin ve diğer finansal piyasalar ile ilişkisi üzerine bir inceleme. *Alanya Akademik Bakış Dergisi*, 4(3), 665-682. <https://doi.org/10.29023/alanyaakademik.735214>
- Aysan, A., Polat, AY, Tekin, H., & Tunalı, A.S. (2021). Bitcoin-specific fear sentiment matters in the COVID-19 outbreak. *SSRN* 3931064. <https://doi.org/10.1108/SEF-02-2021-0080>
- Baek, C., & Elbeck, M. (2015). Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, 22(1), 30-34. <https://doi.org/10.1080/13504851.2014.916379>
- Baur, D.G., Hong, K.J., & Lee, A.D. (2015). Bitcoin: Currency or asset? Melbourne Business School.
- Bejaoui, A, Nidhal Mgadmi, & Wajdi Moussa (2021b) On the relationship between bitcoin and other assets during the outbreak of coronavirus: Evidence from fractional cointegration analysis, *SSRN*: <https://ssrn.com/abstract=3947714>
- Bejaoui, A., Mgadmi, N., Moussa, W., & Sadraoui, T. (2021a). A short-and long-term analysis of the nexus between bitcoin, social media and covid-19 outbreak. *Heliyon*, 7(7), e07539. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e07539>
- Bektaş, S., & Baykuş, O. (2020). Seçilmiş sektörel krediler ve iktisadi büyüme ilişkisinin ampirik analizi: Türkiye katılım bankaları örneği. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 7(10), 244-258. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/asead/issue/57514/803294>
- Blau, B.M. (2017). Price dynamics and speculative trading in Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 41, 493-499. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.05.010>
- Bouri, E., R. Gupta, A. K. Tiwari, & D. Roubaud (2017). Does bitcoin hedge global uncertainty? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile regressions. *Finance Research Letters* 23, 87–95 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.02.009>
- Bozkurt, E., & Altınar, A. (2018). Doğrusal ve doğrusal olmayan birim kök testleriyle Türkiye’de işsizlik histerisinin tespiti. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, Prof. Dr. Harun TERZİ Özel Sayısı, 167-180. <https://doi.org/10.18092/ulikidince.444815>
- Çil Yavuz, Nurgül, (2014). *Finansal Ekonometri*. 1. Baskı. İstanbul: Der Yayınevi.
- Ciaian, Pavel, Miroslava Rajcaniova, & d’Artis Kancs (2016). The Economics of bitcoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799-1815, <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>

- Coinmarketcap (2021). Bitcoin işlem hacmi verisi. 18.02.2022 tarihinde <https://www.coinmarketcap.com> adresinden erişilmiştir.
- Chen Conghui, Lanlan L., & Ningru Zhao (2020). Fear sentiment, uncertainty, and bitcoin price dynamics: The case of Covid-19. *Emerging Markets Finance and Trade*, 56(10), 2298-2309. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2020.1787150>
- Conlon, T., & Mcgee, R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market. *Finance Research Letters*, 35, 1-5. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101607>
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182-199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>
- Corbet, S., Larkin, C., & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the Covid-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 1-7. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>
- Demir, E., M. H. Bilgin, G. Karabulut, & Doke, A.C. (2020). The relationship between cryptocurrencies and COVID-19 pandemic. *Eurasian Economic Review* 10(3), 349-360. <https://doi.org/10.1007/s40822-020-00154-1>
- DOW Jones (DJI) (2021). Dow Jones Borsa Endeksi verisi. 07.09.2021 tarihinde, <https://www.investing.com/indices/us-30> adresinden erişilmiştir.
- Dulupçu, M. A., Yiyit, M., & Genç, A. G. (2017). Dijital ekonominin yükselen yüzü: Bitcoin'in değeri ile bilinirliği arasındaki ilişkinin analizi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2241-2256. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/sduibfd/issue/53208/710838>
- Engle, Robert F., & Granger, C. W. J. (1987). Cointegration and error correction: representation, estimation and testing. *Econometrica*, 55, 251-276. <https://doi.org/10.2307/1913236>
- Fry, J. & E.T. Cheah (2016). Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets, *International Review of Financial Analysis*, 47, 343-352. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.02.008>
- Georgoul, I., Pournarakis, D., Bilanakos C., Sotiropoulos, D.N., & Giaglis, G.M. (2015). Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of bitcoin prices. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2607167>
- Goodell, J. W., and S. Goutte. (2020). Co-movement of Covid-19 and bitcoin: evidence from wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters* 38:101625 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101625>
- Google Trends (2021). Veri seti. 07.09. 2021 tarihinde, <https://trends.google.com/home> adresinden erişilmiştir.
- Gülhan, Ü. (2021). COVID-19 korkusu bitcoin korkusunu tetikler mi? *ETÜ Sentez İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 3, 89-102. <https://orcid.org/0000-0002-8964-4018>
- Haroon, O., & Rizvi, S. A. R. (2020). COVID-19: Media coverage and financial markets behavior – a sectoral inquiry. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 1-5. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100343>

- Hoang, L. T., & Baur, D. G. (2021). Cryptocurrencies are not immune to coronavirus: Evidence from investor fear. Available at SSRN 3778988. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3778988>
- Hou J, Liu J., & Jie Y (2021). Examining the psychological state analysis relationship between bitcoin prices and COVID-19. *Front. Psychol.* 12: 647691. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.647691>
- Johansen, Soren (1988). Statistical Analysis of Cointegration Vector. *Journal of Economics Dynamics and Control*, 12(2-3), 231-254. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(88\)90041-3](https://doi.org/10.1016/0165-1889(88)90041-3)
- Klein, T., Thu, H. P., & Walther, T. (2018). Bitcoin is not the new gold—a comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 59, 105- 116. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.07.010>
- Koçak, E. (2014). Türkiye’de çevresel kuznets eğrisi hipotezinin geçerliliği: Ardl sınır testi yaklaşımı. *İşletme ve İktisat Çalışmaları Dergisi*, 2(3), 62-73. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/iicder/issue/31645/347019>
- Contuk Yıldız, F. (2021). Covid -19 Sürecinde Altın ve Petrol Fiyatlarının Bitcoin Üzerindeki Asimetrik Etkisi. *Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(3), 911-926. <https://doi.org/10.26745/ahbvuibfd.939898>
- Kristoufek, L. (2013). Bitcoin meets google trends and wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the internet era. *Sci Rep* 3, 3415. <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Kristoufek, L. (2020). Grandpa, grandpa, tell me the one about Bitcoin being a safe haven: Evidence from the COVID-19 Pandemic. *Papers*. <https://doi.org/10.3389/fphy.2020.00296>
- Kristoufek L (2015). What Are the Main Drivers of the Bitcoin Price? Evidence from Wavelet Coherence Analysis. *PLoS ONE* 10(4): e0123923. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0123923>
- Liu, L., Wang, E. Z., & Lee, C. C. (2020). Impact of the Covid-19 pandemic on the crude oil and stock markets in the us: A time-varying analysis. *Energy Research Letters*, 1(1), 1-5. <https://doi.org/10.46557/001c.13154>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system, : 05.01.2021 tarihinde <http://www.bitcoin.org/bitcoin.pdf> adresinden erişilmiştir.
- Nofer, M. et al. (2017). Blockchain. *Business & Information Systems Engineering*, 59(3), 183-187. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0467-3>
- Okorie, D. I., & Lin, B. (2020). Crude oil price and cryptocurrencies: Evidence of volatility connectedness and hedging strategy. *Energy economics*, 87, 104703. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.104703>
- Onali, E. (2020). COVID-19 and stock market volatility. Available at SSRN 3571453. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3571453>
- Ozturk, M. B. E., & Cavdar, S. C. (2021). The contagion of Covid-19 pandemic on the volatilities of international crude oil prices, gold, exchange rates and bitcoin. *The Journal Of Asian*

- Finance, Economics And Business*, 8(3), 171-179.
<https://doi.org/10.13106/jafeb.2021.vol8.no3.0171>
- Özdemir, O. (2022). Cue the volatility spillover in the cryptocurrency markets during the COVID-19 pandemic: Evidence from DCC-GARCH and wavelet analysis. *Financ Innov* 8, 12
<https://doi.org/10.1186/s40854-021-00319-0>
- Özmerdivanlı, A. (2021). Covid-19 pandemisi ile çeşitli finansal göstergeler arasındaki nedensellik ilişkisi: Türkiye örneği. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 6 (IERFM Özel Sayısı), 172-191. <https://doi.org/10.30784/epfad.1022647>
- Pamuk, M., & Bektaş, H. (2014). Türkiye’de eğitim harcamaları ve ekonomik büyüme arasındaki ilişki: Ardl sınır testi yaklaşımı. *Siyaset, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 77-90. https://dergipark.org.tr/tr/pub/sevad/issue/53403/710216#article_cite
- Panagiotidis, Theodore, Thanasis Stengos & Orestis Vravosinos (2019). The effects of markets, uncertainty and search intensity on bitcoin returns *International Review of Financial Analysis*, 63, 220-242. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.11.002>
- Pesaran M. Hashem, Shin Yongcheol & Smith Richard J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships, *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), pp. 289-326. <https://doi.org/10.1002/jae.616>
- Polat, O. & Eş Polat, G. (2022). Kriptopara bağlantılılığı ve Covid-19: Diebold-yılmaz ve frekans bağlantılılığı yöntemleri. *Sosyoekonomi*, 30(51), 283-300.
<https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.2022.01.14>
- Popper, N. (2015). *Digital gold: the untold story of Bitcoin*. Penguin, London.
- Rubbaniy, G., Khalid, A. A., & Samitas, A. (2021). Are cryptos safe-haven assets during Covid-19? Evidence from wavelet coherence analysis. *Emerging Markets Finance and Trade*, 57(6), 1741-1756. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2021.1897004>
- Song, Y. (2016). A study of bitcoin price's relationship with local currency exchange rate and stock market index in emerging economies using vecm. ETD Collection for Fordham University. AAI10246887. <https://research.library.fordham.edu/dissertations/AAI10246887>
- Soren Johansen & Katarina Juselius (1990). Maximum likelihood estimation and inference on cointegration with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 52(2), 169-210.
<https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.1990.mp52002003.x>
- Su, Chi-Wei, Yuan XI, Ran Tao & Muhammad Umar (2022). Can bitcoin be a safe haven in fear sentiment? *VILNUS TECH, Technological and Economic Development of Economy*, ISSN: 2029-4913 / eISSN: 2029-492, <https://doi.org/10.3846/tede.2022.15502>
- Syzdykova, A. & Azretbergenova, G. (2021). Bitcoin fiyatının altın ve ham petrol fiyatları ile ilişkisinin analizi. *In Traders International Trade Academic Journal*, 4(1), 43-58. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/intraders/issue/66058/1024544>
- Şahin, G., & Gökdemir, L. (2016). İnsani gelişme endeksi bileşenlerinin türkiye ölçeğinde ardl sınır testi ile sınanması. *Gazi İktisat ve İşletme Dergisi*, 2(1), 1-24. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/gjeb/issue/22280/239000>

- Vasileiou, E. (2021). Determinants of the bitcoin performance during the covid-19 pandemic period: How can we measure the fear? SSRN Electronic Journal, [DOI: 10.2139/ssrn.3791745](https://doi.org/10.2139/ssrn.3791745)
- VIX Endeksi (2021). VIX endeksi veri seti. 07.09. 2021 tarihinde, <https://tr.investing.com/indices/volatility-s-p-500> adresinden erişilmiştir.
- World Health Organization [WHO] (2020a). Novel Coronavirus(2019-nCoV). 07.10.2021 tarihinde, <https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/330776/nCoVsitrep31Jan2020-eng.pdf> adresinden erişilmiştir.
- World Health Organization [WHO] (2020b). Coronavirus disease 2019 (Covid-19). 08.11.2021 tarihinde, <https://cdn.who.int/media/docs/default-source/searo/timor-leste/tls-covid19-sitrep-119-eng-29092021.pdf> adresinden erişilmiştir.
- Yağmur, A., & Mangır, F. (2020). Bitcoin piyasasında rassal yürüyüş hipotezi. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 18(2), 161-175. <https://doi.org/10.11611/yead.735134>
- Yıldırım, Ç. (2020). Google trends "bitcoin" aramaları ile bitcoin/usd fiyatları arasındaki ilişkinin analizi: Ardl sınır testi. *Bilgi Ekonomisi ve Yönetimi Dergisi*, 15(2), 99-113. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/beyder/issue/58428/763912>
- Zheng, Z., Xie, S., Dai, H., Chen, X., & Wang, H. (2018). Blockchain challenges and opportunities: A survey. *International Journal of Web and Grid Services*, 14(4), 352-375. <https://doi.org/10.1504/IJWGS.2018.095647>