


Türkiye’de Bitcoin’in Finansal Piyasalarla Entegrasyonuna Yönelik Bir Araştırma: Covid-19 Öncesi ve Sonrası İçin Bir Uzun Dönem Analizi

A Study on the Integration of Bitcoin with Financial Markets in Turkey: A Long-Term Analysis for Before and After Covid-19

Mehmet Yiğit^{*1} 

Asena Gizem Yiğit² 

¹ Department of Economics, Isparta Uygulamalı Bilimler University, Isparta, Turkey

² Department of Economics, Suleyman Demirel University, Isparta, Turkey

Received: 07.06.2021

Accepted: 30.07.2021

This article was checked by *intihal.net*

Öz

Bu çalışmanın temel amacı Bitcoin özelinde kripto para piyasasının Türkiye’de geleneksel finansal piyasalarıyla entegre olup olmadığını araştırmaktır. Dünyada yaklaşık 1,6 trilyon ABD doları kapitalizasyona ulaşmış ve Türkiye’de de sürekli gündemde olan bu piyasanın finansal piyasalarla entegrasyonunun araştırılması yatırımcılara piyasa ile ilgili fikir verecektir. Bu amaçla, Bitcoin fiyatı, hisse senetleri piyasasını yansıtmak üzere BİST100 endeksi, altın fiyatları ve ABD doları kuru ilgili değişkenler olarak ele alınmıştır. Mayıs 2013 – Nisan 2021 arasındaki döneme ilişkin Johansen Eşbütünleşme Analizi sonuçları değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmadığını göstermektedir. COVID19 salgını sonrasındaki dönemde yatırımcıların davranışlarında meydana gelebilecek olası değişikliklerin bu ilişkiyi değiştirebileceği fikrinden hareketle aynı analiz Aralık 2019 – Nisan 2021 arası dönem için uygulanmıştır. Ancak uzun dönemli bir ilişkiye yine rastlanmamıştır. Kısa dönemli ilişkilerde ise iki dönem için farklılıklar bulunmaktadır. Çalışmada ulaşılan sonuçlar kripto para piyasasının Türkiye’de diğer piyasalarla uzun dönemli bir entegrasyon oluşturmadığı, kendi dinamiklerine göre hareket ettiği yönünde değerlendirilmektedir. Dolayısıyla yatırımcıların bu piyasaya yatırım yaparken oldukça dikkatli olmaları gerektiği söylenebilir. Sonuçlar kripto para piyasasının yönünü öngörebilecek, yatırımcılara fikir verebilecek bir göstergenin Türkiye’de henüz mevcut olmadığı savını desteklemektedir.

Anahtar Kelimeler: Bitcoin, COVID19, Johansen Eşbütünleşme Testi, Granger Nedensellik Analizi

Abstract

The aim of this study is to investigate whether the cryptocurrency market, specific to Bitcoin, is integrated with traditional financial markets in Turkey. Investigation of the integration of this market, which has reached a capitalization of approximately 1.6 trillion USD in the world and is constantly on the agenda in Turkey, with the financial markets will give investors an idea about the market. With this aim price of Bitcoin, BIST 100 index to reflect stock markets, gold prices, and USA Dollar Exchange rate were taken into account as related variables. Johansen Cointegration analysis results for the period between May 2013 and April 2021 show that there is no long-term relationship between variables. The same analysis was applied for the period from December 2019 to April 2021, based on the idea that possible changes in investors' behavior in the period after the COVID19 outbreak may change this relationship. However, a long-term relationship was still not encountered. In short-term relationships, there are differences for the two periods. The results obtained in the study are evaluated as that the crypto money market, specific to Bitcoin, does not create a long-term integration with other markets in Turkey, and acts according to its own dynamics. Therefore, it can be said that investors should be very careful while investing in this market. The results support the argument that an indicator that can predict the direction of the cryptocurrency market and give an idea to investors is not yet available in Turkey.

Keywords: Bitcoin, COVID19, Johansen Cointegration Analysis, Granger Causality Analysis

Yiğit, M. & Yiğit, A.G. (2021). “Türkiye’de Bitcoin’in Finansal Piyasalarla Entegrasyonuna Yönelik Bir Araştırma: Covid-19 Öncesi ve Sonrası İçin Bir Uzun Dönem Analizi”, *Journal of Academic Value Studies* 7(2) (2021) 177-193 ().

*E-mail address: mehmetyigit@isparta.edu.tr (Corresponding author)

1. Giriş

Bilindiği üzere Bitcoin (BTC) çoğunlukla kripto para olarak nitelenen varlıkların ilkidir. 2008 yılında ortaya çıktıktan sonra bir süre dünyanın çok da ilgisini çekmemiştir. Bitcoin ilk kripto para birimi özelliği taşımasına rağmen, 1998-2008 dönemi arasında şifreleme ile korunan çevrimiçi para birimleri oluşturma girişimleri olmuştur. Bunların iki örneği, formüle edilmiş ancak tam olarak geliştirilmemiş olan B-Money ve Bit Gold'dur (Marr, 2017). Bitcoin daha çok çevrimiçi oyunlar olmak üzere sanal dünyada sanal varlıkların değiş tokuşunda kullanılan bir çeşit para olarak kullanılmaya başlamıştır. Ancak bir süre sonra özellikle teknolojik alt yapısını oluşturan blok zinciri (blockchain) teknolojisinin potansiyellerinin fark edilmesiyle ve popülerliğinin artmaya başlamasıyla kripto para borsalarında alınıp satılmaya başlamıştır.

İlk kez 2010 tarihinde Japonya menşeli, aslen Magic isimli bilgisayar oyununda kullanılan değiş-tokuş kartlarının el değiştirebileceği bir platform olarak kurulan Mt. Gox isimli platform üzerinde alınıp satılmaya başlanan (Yermack, 2014, s. 6) Bitcoin, 01.04.2013 tarihine kadar volatil (oynak) bir fiyat hareketi sergilememiştir (Dulupçu, Yiyit, & Genç, 2017, s. 2243). Ancak özellikle 2017 tarihinden itibaren ortaya çıkan fiyat artışı Bitcoin'in popüleritesini ciddi şekilde artırmaya başlamış ve kısa sürede tüm dünyada bilinir hale getirmiştir. Bu popülerite bir yandan hem Bitcoin'in fiyatını hem de kripto para piyasasının kapitalizasyonunu yükseltirken diğer yandan Bitcoin ve Bitcoin özelinde kripto para piyasası ile ilgili yapılan akademik araştırmaları artırmıştır. Bugüne kadar Bitcoin ve Bitcoin özelinde kripto para piyasaları ile makroekonomik faktörlerin, değişik ülkelere ait para birimlerinin (Topaloğlu, 2019), Bitcoin'in popüleritesinin (Dulupçu, Yiyit, & Genç, 2017; Semirkas, 2020), Bitcoin hakkında yapılan haberlerin (Çağlar & Yavuz, 2021), risk endekslerinin (Şahin E. E., 2020), COVID19 salgınının (Avşarlıgil, 2020; Keçeci, 2020) ve daha pek çok değişkenin ilişkileri araştırılmıştır. Muhtemelen araştırılmaya da devam edilecektir. Ayrıca Bitcoin'in oldukça yüksek olan fiyat oynaklığı Bitcoin'in fiyatının öngörülebilmesi için yapılan çalışmalara da odaklanılmasına neden olmuştur. Bu amaçla pek çok zaman serisi ve veri madenciliği yaklaşımları kullanılan çalışma hazırlanmıştır (Sel, Zengin, & Yıldız, 2020; Kartal, 2020; Kaya, Akba, Medeni, & Medeni, 2020).

Bu çalışmada cevap aranacak temel soru ise Türkiye'de Bitcoin özelinde kripto para piyasasının geleneksel piyasalarla ya da başka bir deyişle finansal piyasalarla entegre olup olmadığıdır. İkinci soru ise COVID19 salgını süresince bu entegrasyonun değişip değişmediğidir. Nitekim salgın süresince pek çok ülkede daralan talep koşullarının iyileştirilmesi ve başka ekonomik ve sosyal amaçlarla insanlara doğrudan ve dolaylı gelir desteği sağlamıştır (Eroğlu, 2020).

Çalışmanın devamındaki literatür bölümünde kripto para piyasalarıyla farklı değişkenlerin ilişkilerine odaklanan çalışmalar tartışılacaktır. Literatür bölümünü Türkiye'de kripto para piyasası ile finansal piyasaların entegrasyonunu araştıran uzun ve kısa dönem analizlerinin sonuçlarının sunulduğu uygulama bölümü takip edecektir. Son olarak sonuç bölümüyle çalışma sonlandırılacaktır.

2. Literatür İncelemesi

Bitcoin, bugün (30.05.2021) itibarıyla fiyatı 35000 \$ civarında olan bir kripto paradır. Fiyatlandığı ilk gün kendisinin üretilmesi için harcanan elektriğin maliyeti temel alınan ve birkaç sent (cent) olan fiyatı, bugün ilk fiyatı ile karşılaştırılamayacak düzeye ulaşmıştır ki bugüne kadar gördüğü en yüksek fiyat ise 64.863,1 \$ (dolar)'dır (DHA, 2021). Dolayısıyla pek çok insan için bir yatırım aracı haline de gelmiştir. Bu durum Bitcoin'in fiyatının öngörülebilmesine yönelik çalışmaları teşvik etmiştir. Örneğin Sel, Zengin ve Yıldız (2020) Bitcoin fiyatlarını farklı yatırım araçları ile tahminlemişlerdir. Çalışmada Bitcoin fiyatının yordayıcıları olarak, borsalardan Nasdaq 100 Endeksi, Dow-Jones Endeksi, Euro Stoxx Endeksi, S&P 500 Endeksi, para birimlerinden İsviçre Frangı, İngiliz Sterlini, Euro, emtialardan ise gümüş ve altın kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, yapay sinir ağları ile kurulan model Bitcoin fiyatlarını yüksek ölçüde öngörebilmiştir. Kartal (2020) Bitcoin'in fiyatının hangi makro ekonomik değişkenler ile tahminlenebileceğini araştırmıştır. Bu amaçla Lazy Learning yöntemine dayalı K-Star algoritması kullanılmıştır. Makro ekonomik değişkenler olarak ise Brent ham petrol varil fiyatı (\$ cinsinden), S&P 500 Endeksi, 1 ons altın değeri (\$ cinsinden), Euro/ABD doları paritesi ve 10 yıl vadeli ABD tahvil faiz oranı değişkenleri modele dahil edilmiştir. Günlük verilerin kullanıldığı çalışmada bağımlı değişken olarak ise Bitcoin'in

bir önceki günün kapanışına göre hesaplanan yükseliş ve düşüş sinyalleridir. Çalışmada kullanılan modelin Bitcoin fiyatının yükseleceğine ya da düşeceğine yönelik sınıflandırma başarısı %61,1 oranında olduğu bulgulanmıştır. Kaya vd. (2020) Bitcoin fiyat hareketlerini zaman serisi, derin öğrenme ve makine öğrenmesi yaklaşımlarıyla analiz etmişlerdir. Çalışmanın temel amacı ise fiyat hareketlerinin doğru şekilde tahminlenebilmesidir. Bu amaçla COVID-19 salgını öncesindeki 90 hafta ve sonrasındaki 125 haftanın fiyat verileri haftalık olarak derlenmiş geçmiş fiyat bilgisi geleceği tahminlemek için kullanılmıştır. Ulaşılan sonuçlar incelendiğinde pek çok performans göstergesine göre oldukça yüksek oranda doğru tahminleme yapılabilmektedir. Sel (2020) altın fiyatları ile kripto para piyasası arasındaki ilişkiyi COVID-19 salgını dönemi için araştırmıştır. Bu amaçla başta Bitcoin olmak üzere 13 kripto para fiyatı ve altın fiyatları makine öğrenmesi yöntemleriyle incelenmiştir. Ulaşılan sonuçlara göre Bitcoin ve Tron fiyatları altın fiyatlarını pozitif yönde etkilerken, EOS ve Tether fiyatları ise negatif yönde etkilemektedir. Yavuz vd. (2020) 2009-2018 yılları arasındaki Bitcoin fiyatlarını Yapay Sinir Ağları yöntemleriyle tahminlemeye çalışmışlardır. Cüzdan kullanım oranı, cüzdan işlem hacmi, megabyte cinsinden ortalama blok boyutları gibi 17 adet verinin işlendiği modellerde %99 düzeyinde başarılı tahminlerin yapıldığı raporlanmıştır. Burggraf, Huynh, Rudolf ve Wang (2020) Bitcoin fiyatının insanların ekonomik konulardaki endişeleri tarafından şekillenip şekillenmediğini araştırmışlardır. Bu amaçla Google arama verilerini kullanarak mikro ve makro düzeyde ve birey ve hanehalkı özelinde “ekonomik korku”yu yansıttığı düşünülen ifadelerden bir korku endeksi oluşturmuşlardır. Toplamda 27 arama kelimesi üzerinden hareket edilmiştir. Temelde birkaç farklı regresyon tekniğinin kullanıldığı çalışmanın sonuçlarına göre yatırımcı duyarlılığı (hissiyatı, sezgisi) Bitcoin fiyatı üzerinde güçlü bir öngörü sağlamaktadır. Topaloğlu (2019) ise 2012-2017 yılları arasındaki günlük Bitcoin fiyatı ile Euro, Japon Yeni, İngiliz Sterlini, Avustralya Doları, Kanada Doları, İsviçre Frangı, Yuan Renbinmisi ve İsveç Kronu kurları arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Eşbütünleşme ve nedensellik analizleri sonucunda değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki tespit edilmiş nedensellik analizi sonucunda ise Çin Yuan’ından Bitcoin fiyatına doğru tek ve pozitif yönlü bir nedensellik ilişkisi bulgulanmıştır.

Bitcoin piyasasının oldukça oynak olduğu pek çok çalışmayla ortaya konmuştur (Şahin & Özkan, 2018; Koçoğlu, Çevik, & Tanrıöven, 2016; Güleç, Çevik, & Bahadır, 2018). Ancak kripto paralar için, işlem hacminin artmasına bağlı olarak oynaklıkta azalma gözlemleyen çalışmalar da mevcuttur (Güleç & Aktaş, 2019). Ancak genel itibarıyla medyada görülen bir haber Bitcoin’in fiyatını etkileyebilmektedir. Örneğin Çağlar ve Yavuz (2021) Bitcoin fiyatının, Bitcoin hakkında çıkan haberler ile tahminlenip tahminlenemeyeceğini araştırmışlardır. Bu amaçla Amerika, Japonya, Almanya, İngiltere ve Rusya’da yayın yapan beş adet finansal odaklı gazetede 2009 ile 2018 tarihleri arasında çıkan olumlu ve olumsuz haberleri derlemişlerdir. Çalışmada gazete haberlerine odaklanılmış olsa da kullanılan modellere Bitcoin cüzdan sayısı, ortalama blok boyutu, işlem başına Bitcoin maliyeti gibi 17 farklı teknik değişken de dahil edilmiştir. Ulaşılan sonuçlar gazetelerde çıkan haberlerin Bitcoin’in fiyatını tahminlemede güçlü bir etkiye sahip olmadığını göstermektedir. Bu sonucun aksine Söylemez (2020) Bitcoin’in oynaklığını genelleştirilmiş otoregresif koşullu varyans (Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) temelli modellerle tahminlemeye çalışmıştır. 2013-2019 yılları arasındaki Bitcoin fiyatlarının kullanıldığı çalışmanın sonuçlarına göre Bitcoin fiyatları üzerinde negatif şokların pozitif şoklara göre daha etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Yani Bitcoin fiyatındaki oynaklık negatif haberlere/gelişmelere pozitif haberlere/gelişmelere olduğundan daha duyarlıdır. Ayrıca Bitcoin fiyatının uzun dönemli hafıza özelliği gösterdiğine yönelik bulgulara da ulaşılmıştır. Bunun anlamı ise Bitcoin fiyatının geçmişteki değerlerinden hareketle içinde bulunulan döneme ilişkin oynaklık tahminleri yapılabileceğidir. Akkuş ve Çelik (2020)’nin sonuçları ise Söylemez (2020)’nin sonuçları ile hem benzer hem de çelişen yanlar taşımaktadır. Akkuş ve Çelik (2020) Bitcoin getirisindeki oynaklığı farklı modellerle tahminlemişlerdir. Çalışma sonucunda, Söylemez (2020)’in tersine, pozitif bilgi şoklarının negatif bilgi şoklarına göre oynaklığı daha çok etkileyeceğini ve Söylemez (2020) ile benzer şekilde Bitcoin’in getiri oynaklığında uzun hafızanın varlığına ilişkin bulgulara ulaşılmıştır. Çılgın vd. (2020) Bitcoin fiyatlarını sosyal medyadaki yorumlar üzerinden tahminlemeye çalışmışlardır. Bu amaçla Ekim 2018 – Mayıs 2019 tarihleri arasındaki 2.819.784 adet Twitter gönderisi analizlere dahil edilmiştir. Veri madenciliği yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada, Akkuş ve Çelik (2020)’nin sonuçlarıyla benzer şekilde, özellikle Bitcoin hakkındaki olumlu gönderiler ile fiyatı arasında güçlük bir ilişki bulgulanmıştır. Semirkas (2020) Bitcoin’in fiyatı ile bilinirliği arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Bu amaçla 2013-2020 tarihleri arasındaki Bitcoin fiyatı ile Google Trends aracılığıyla Google üzerinde yapılan “Bitcoin” arama verilerini esas almıştır. Yazarın yaptığı

nedensellik (Toda-Yamamoto) analizi sonucunda Bitcoin fiyatından Google Trends verilerine doğru yani Bitcoin'in bilinirliğine/popülaritesine doğru tek yönlü bir nedensellik bulgulanmıştır.

Yukarıda anlatılanlardan görülebileceği üzere Bitcoin'in fiyat hareketlerinin tahminlenmesi önem kazanmış durumdadır. Bu arada olumlu ve olumsuz bilgilerin de Bitcoin'in fiyatını etkileyebildiği ortaya konmuş durumdadır. İnsanlar maruz kaldıkları bilgilere, gereği gibi rasyonel analizler yapmadan karar verebilmektedirler. İrrasyonel kararlardan sapmalar ekonomik pek çok konuda olduğu gibi finansal işlemlerde de söz konusudur. Bu sapmalardan birisi olarak nitelendirilebilecek haftanın günü anomalisini Evcı (2020) araştırmıştır. 2013-2019 yılları arasındaki günlük fiyat verilerinin GARCH modeliyle incelendiği çalışmanın sonuçlarına göre Bitcoin fiyatı Pazartesi, Perşembe ve Pazar günlerinde düşüş göstermekte dolayısıyla haftanın günü anomalisini sergilemektedir. Yağmur ve Mangır (2020) ise Bitcoin fiyatının spekülative bir şekilde mi yoksa rassal bir şekilde mi hareket ettiği sorusuna cevap aramışlardır. 2015-2019 yılları arasındaki verilerin kullanıldığı çalışmada Supremum ADF testi ile hipotez sınamıştır. Ulaşılan sonuçlara göre Bitcoin fiyatının Etkin Piyasa Hipotezinin öngördüğü şekilde davranmadığı ve anomalilere açık olduğu yönündedir. Yılmaz ve Akkaya (2020)'nin sonuçları ise Evcı (2020)'nin sonuçlarıyla çelişmektedir. Yılmaz ve Akkaya (2020) Bitcoin ve Litecoin'in fiyat hareketlerinde haftanın günü etkisinin bulunup bulunmadığını ve fiyatların etkin piyasa hipotezine uygun hareket edip etmediklerini araştırmışlardır. Bu amaçla iki kripto paraya ait 2013-2020 yılları arasındaki günlük kapanış fiyatlarından hareketle günlük getiri serileri kullanılmıştır. ARMA modeli ve fark testi sonucunda para birimlerine ilişkin getirilerin rassal hareket ettikleri ve haftanın günü etkisinin de bulunmadığı bulgusuna ulaşılmıştır. Bulut ve Bekar (2020) ise kripto para piyasasında diğer bir irrasyonel davranış olan sürü davranışının varlığını araştırmışlardır. Bulut ve Bekar (2020) sürü davranışının varlığını ve bu davranışın makroekonomik ve finansal değişkenlerden etkilenip etkilenmediğini araştırmışlardır. Bu amaçla faiz değişikliği duyuruları, borsa endeksleri ve altın endeksi değişkenleri ile işlem hacmi en yüksek 100 kripto para ile temsil edilen kripto para getirisi değişkenleri kullanılmıştır. 2013-2018 yılları arasındaki dönemin ele alındığı çalışmada Yatay Kesitsel Mutlak Sapmaya dayalı yaklaşım kullanılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre kripto para piyasasında sürü davranışı görülmektedir ve piyasa getirisi ele alınan faiz ve endeks getirileri ile ilişkisizdir. Dolayısıyla kripto para piyasasında kasıtlı sürü davranışına yönelik bulgulara ulaşılmıştır. Şahin (2020) kripto para piyasasında, rasyonel işleyen piyasalarda oluşmaması gereken balon varlığını araştırmak amacıyla Bitcoin, Ripple ve IOTA kripto para birimlerinin 2013-2019 yılları arasındaki fiyat hareketlerini incelemiştir. Analiz aracı olarak GSADF (Generalized Sup Augmented Dickey-Fuller) testi kullanılmıştır. Ulaşılan sonuçlara göre 2017 yılının sonlarında yaşanan fiyat hareketleri bir balon niteliği taşımaktadır.

Bitcoin'in "yeni altın" olarak tanımlandığı çalışmalar da mevcuttur (Klein, Thu, & Walther, 2018). Politik veya ekonomik risklerin yükseldiği zamanlarda güvenli bir yatırım aracı olarak görülmesinden dolayı altına olan talep artmaktadır. Bu tür zamanlarda yatırımcıların altın gibi Bitcoin'e de yönelebilecekleri düşünülmüştür. Bu fikri sınavan Şahin (2020) Bitcoin fiyatına etki eden faktörleri MARS (Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Uzanımları) yöntemiyle araştırmıştır. Risk endeksleri ile Bitcoin ilişkisine odaklanılan çalışmada altın ve ABD dolarının (TL cinsinden) yanında Finansal Baskı Endeksi ve Jeopolitik Risk Endeksi değişkenlerine yer verilmiştir. Çalışmada ulaşılan sonuçlara göre ABD doları tüm seviyelerinde Bitcoin fiyatı üzerinde etki sahibidir ki nitekim Bitcoin tüm dünyada temel olarak ABD doları üzerinden fiyatlanmaktadır. Altın 1,256.33 \$ düzeyinden sonra finansal baskı endeksi 1,378 değerinden sonra ve jeopolitik risk endeksi ise 4,69932 değerinden sonra Bitcoin'in fiyatı üzerinde etki sahibi olmaktadır. Buradan hareketle yazar küresel piyasalarda finansal ve jeopolitik risklerdeki artışların yatırımcıları Bitcoin'e yönlendirerek talep kanalıyla Bitcoin'in fiyatı üzerinde etkili oldukları sonucuna ulaşmaktadırlar. Buna karşın Tuncel ve Gürsoy (2020)'in çalışmalarında Şahin (2020) ile uyuşmayan sonuçlara ulaşılmıştır. Yazarlar 2010-2020 yılları arasındaki VIX Endeksi, Bitcoin fiyatı ve BİST100 endeksi değerleriyle bu değişkenler arasındaki ilişkileri incelemişlerdir. Toda-Yamamoto nedensellik analizinin kullanıldığı çalışmada VIX Endeksinden BİST100'e doğru bir nedensellik ilişkisi bulgulanırken muhtemel diğer yönlerde bir nedensellik ilişkisine rastlanılmamıştır. Klein, Thu ve Walther (2018) Bitcoin ile altının finansal piyasalarda benzer davranıp davranmadıklarını 2011-2017 yılları arasındaki veriler ile araştırmışlardır. Bitcoin, gümüş, altın, ham petrol fiyatları, S&P500 ve MSCI Emerging Markets 50 endeks değişkenleri ve koşullu varyans ve BEKK-GARCH yöntemlerinin kullanıldığı çalışmanın sonuçlarına göre altın piyasaların stresli olduğu zamanlarda sığınılan bir araç iken Bitcoin piyasalar aşağı yönlü iken piyasalarla doğrusal ilişki içindedir. Malik (2020) Bitcoin fiyatını etkileyen

faktörleri 2017-2019 yılları arasındaki dönem için Hindistan örnekleminde incelemiştir. Çalışmada Bitcoin'in fiyatını etkileyebileceği düşünülen içsel ve dışsal faktörlere yer verilmiştir. VECM (Vector Error Correction Model; Vektör Hata Düzeltme Modeli) yönteminin kullanıldığı çalışmada Bitcoin'in fiyatını etkilemesi beklenen değişkenler Bitcoin arzı, altın fiyatı, Google üzerinden yapılan "Bitcoin" aramaları, enflasyon oranı, para arzı ve Bitcoin işlem hacmi olarak belirlenmiştir. Ulaşılan sonuçlara göre değişkenler arasında uzun dönemli ilişki bulunmaktadır ve hata düzeltme mekanizması da çalışmaktadır. Sonuçlara göre Bitcoin arzı, altın fiyatları, para arzı ve Bitcoin işlem hacmi Bitcoin'in fiyatını etkilemektedir. Altın fiyatlarının etkisi, yazara göre yatırımcıların Bitcoin'i bir yatırım aracı olarak da gördüklerini işaret ediyor olabilir.

İlgili literatürde en çok araştırılan konulardan biri de Bitcoin ve kripto para piyasasının makroekonomik değişkenler ile uzun dönemli bir ilişki içinde bulunup bulunmadığıdır. Bu merakın arkasında daha çok artık tüm dünyada bilinen ve her düzeyden pek çok yatırımcıyı farklı motivasyonlarla kendisine çeken kripto para piyasalarının ekonomik sisteme entegre olup olmadığının belirlenmesidir. Nihayetinde kripto paralar henüz çok yeni varlıklardır ve mevcut finansal sistemi kökünden değiştirme potansiyeli de taşımaktadırlar. Bu piyasaların ekonomide tam olarak nerede konumlandıklarının belirlenmesi araştırmacıların ilgisini çekmektedir. Kuzu ve Çelik (2020) Bitcoin'in finansal portföyler için bir çeşitlendirme aracı olup olamayacağı sorusu temelinde bazı alternatif yatırım araçları ile Bitcoin'in uzun dönemli ilişkisini araştırmışlardır. Bu amaçla Bitcoin'in fiyatı ile Tokyo NIKKEI 225, Dow 30, Londra FTSE, Nasdaq ve S&P 500 borsaları arasındaki ilişki Eşbütünleşme analizi ile sınanmıştır. Çalışmada ayrıca borsalar haricindeki yatırım araçlarını temsil etmek üzere ABD 10 Yıllık bono faizinin BTC/USD ilişkisi, Bloomberg Emtia Endeksi (BEE), BIST100, Altın ve Petrol değişkenleri kullanılmıştır. Yapılan ARDL analizi sonucunda Bitcoin'in fiyatı ile ilgili değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmadığı bulgulanmıştır. Fiyatındaki yüksek oynaklık nedeniyle portföylerde çeşitlendirme aracı olarak kullanılamayacağı sonucuna ulaşılmıştır. Bu sonucun nedeni olarak yazarlar tarafından Bitcoin'in fiyatındaki yüksek oynaklık ve diğer enstrümanların merkezi otoritelere bağlı olup belirli kurallara bağlı olmaları ileri sürülmüştür. Soyaslan (2020) Bitcoin fiyatı ile BIST 100, BIST Banka ve BIST Teknoloji endeksleri arasındaki ilişkiyi incelemiştir. 2011-2020 yılları arasındaki günlük verilerin kullanıldığı çalışmada ilk olarak ilgili değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişki Johansen Eşbütünleşme Testi ile incelenmiş ve Bitcoin fiyatı ile sadece BIST100 endeksi arasında uzun dönemli ilişkiye rastlanmıştır. Kısa dönem dinamiklerini incelemek için uygulanan Granger Nedensellik Testi sonuçlarına göre ise değişkenler arasında herhangi bir nedensellik ilişkisine rastlanılmamıştır. İşcan (2020) Bitcoin fiyatı ile yine makro ekonomik değişkenler olan BIST100 Endeksi, Amerikan doları / TL kuru ve faiz değişkenleri arasındaki ilişkileri 2013-2019 dönemi için araştırmıştır. Johansen Testi sonucunda değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkiye rastlanmazken Granger Nedensellik Testi sonuçlarına göre diğer değişkenlerden Bitcoin'in fiyatına doğru da bir nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır. Yıldırım (2018) Bitcoin ile altın fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Şubat 2012 – Aralık 2013 arasındaki 490 günlük veri ile yapılan Johansen Eşbütünleşme Analizi sonuçlarına göre altın fiyatları ile Bitcoin fiyatları arasında uzun dönemli bir ilişki olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Güleç, Çevik ve Bahadır (2018) 2012-2018 yılları arasındaki veriler ile Bitcoin fiyatı ve Türkiye'deki ABD doları kuru, altın fiyatı, BIST100 endeksi ve faiz değişkenleri arasındaki ilişkileri araştırmışlardır. Johansen Eşbütünleşme analizi ile değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki olduğu bulgulanmıştır. Ge ve Zhou (2019) Bitcoin'in fiyatını etkileyen makroekonomik (dışsal) faktörlere odaklandıkları çalışmalarında altın fiyatı, Şanghay Kompozit Endeksi, ham petrol fiyatı, Şanghay bankalar arası faiz oranı, döviz kuru değişkenlerini kullanmışlardır. Eşbütünleşme ve Granger Nedensellik Analizlerinin kullanıldığı çalışmada değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki bulgulanmıştır. Nedensellik analizi sonuçlarına göre ise Bitcoin fiyatı ile altın ve faiz değişkenleri arasında çift yönlü, Bitcoin ile petrol fiyatı, döviz kuru ve hisse piyasaları arasında ise tek yönlü bir nedensellik bulunmaktadır. Polat ve Tuncel (2020) Bitcoin'in fiyatı ile BIST100 endeksi arasındaki uzun dönemli ilişkiyi 2013-2019 yılları arasındaki haftalık veriler ile araştırmışlardır. İlk olarak Johansen Eşbütünleşme Testinin uygulandığı çalışmada uzun dönemli bir ilişkiye rastlanmamıştır. Sonrasında uygulanan Hatemi-J – Irandoust Gizli Eşbütünleşme Testi ise değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki tespit etmiştir. Dolayısıyla değişkenlerin pozitif ve negatif şoklarının arasında bir eş bütünleşme ilişkisinin olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Yukarıda özetlendiği gibi Bitcoin ile farklı değişkenler arasında uzun dönemli ilişki olup olmadığına yönelik farklı bulgular bulunmaktadır. Dolayısıyla bu konu henüz netliğe kavuşturulabilmiş değildir. Bu konunun henüz netliğe kavuşturulamamasının yanında dünya yaklaşık son 1,5 yıldır COVID19 salgınıyla sarsılmaktadır.

Salgın dünyayı insanların sağlığı açısından ve sosyolojik açıdan pek çok zarara uğratmasının yanında ekonomik olarak da birtakım değişikliklere yol açacağı öngörülmektedir. Buradan hareketle salgının kripto para piyasası ile makeoekonomik değişkenler arasındaki ilişkilerin niteliğini etkileyip etkilemediği de yine araştırmalara konu olmaktadır. Avşarlıgil (2020) COVID-19 salgınının Bitcoin ve diğer bazı finansal piyasalar üzerindeki etkisini araştırmıştır. Bu amaçla Bitcoin fiyatı, Batı Texas Ham Petrol fiyatı ve Euro/ Dolar paritesinin kullanıldığı çalışmada veri seti salgın öncesi ve sonrası olarak ayrılmıştır. Öncelikle salgınla birlikte ilgili değişkenler arasındaki korelasyonun ciddi şekilde değiştiği görülmüştür. Buna göre salgından önce BTC fiyatı ile petrol fiyatları arasındaki korelasyon negatif yönde yaklaşık %49 ve BTC fiyatı ile Euro/Dolar paritesi arasındaki korelasyon negatif yönde yaklaşık %43 iken salgından sonra bu korelasyonlar sırasıyla %83 ve negatif yönde yaklaşık %18 olarak ölçülmüştür. Ayrıca Euro/Dolar paritesi ile petrol fiyatları arasındaki korelasyon da oldukça değişmiş ve salgın öncesinde yaklaşık %50 olan korelasyon salgın sonrasında yaklaşık %7'ye gerilemiştir. Çalışmada değişkenler arasındaki nedensellik ve uzun dönem ilişkileri de incelenmiştir. Buna göre salgın öncesinde Bitcoin fiyatından petrol fiyatlarına ve petrol fiyatlarından da Euro/Dolar paritesine doğru bir nedensellikten bahsedilmektedir. Salgın sonrasında ise petrol fiyatlarından Bitcoin fiyatına doğru ve Euro/Dolar paritesinden petrol fiyatlarına doğru bir nedensellik mevcuttur. Keçeci (2020) dört büyük kripto para biriminin piyasa riskinin COVID-19 salgınından sonra değişip değişmediğini araştırmıştır. Riske Maruz Değer (Value at Risk, VaR) ve Koşullu VaR (Conditional VaR, CVaR) yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada ulaşılan sonuçlara göre salgın sonrasında dört büyük kripto paranın piyasa riskinde artış görülmüştür.

3. Veri ve Yöntem

Daha öncesinde de belirtildiği gibi bu çalışmadaki amaç Bitcoin özelinde kripto paraların Türkiye’de geleneksel sayılabilecek yatırım araçları ile öncelikle uzun dönemli ilişkisinin incelenmesidir. Bu şekilde kripto para piyasalarının mevcut ekonomik (finansal) sistem ile entegre olup olmadığının cevabı verilebilecektir. Kısa dönemli dinamiklerin incelenmesi, tartışılmak üzere literatüre katkı sağlayacaktır. İlgili analizler Mayıs 2013 – Nisan 2021 dönemi için ve ilgili dinamiklerin salgın yüzünden değişmiş olabileceği fikrinden hareketle Aralık 2019 – Nisan 2021 dönemi için ayrı ayrı uygulanmıştır. Sonraki iki başlık altında Johansen Eşbütünleşme analizi ve VAR (Vector Autoregressive; Vektör Otoregresif) modeline dayalı Granger Nedensellik, Varyans Ayrıştırma ve Etki-tepki Fonksiyonu Analizlerine ilişkin sonuçlar, hem 2013-2021 dönemi için hem de muhtemel COVID19 etkilerini araştırmak üzere 2019-2021 dönemi için sunulmaktadır.

3.1. Mayıs 2013-Nisan 2021 Dönemi

Çalışmanın bu bölümünde 2013 Mayıs ile 2021 Nisan tarihleri arasındaki aylık veriler kullanılarak Türkiye’deki Bitcoin fiyatı ile BİST100 endeksi, gram altın fiyatı ve Amerikan Doları/TL kuru arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Çalışmada ele alınan örneklem Türkiye olduğu için ilgili değişkenlerin fiyatları TL cinsinden kullanılmıştır. Veriler investing.com sitesinden elde edilmiştir. Değişkenler logaritmaları alınarak analizlere dahil edilmiştir. Öncelikle değişkenler arasındaki uzun dönem ilişkileri Johansen Eşbütünleşme Testi ile incelenmiş, kısa dönem ilişkileri ise VAR Modeline dayalı Granger Nedensellik Analizi, Etki-Tepki Fonksiyonları ve Varyans Ayrıştırma Analizleriyle incelenmiştir. Analizler E-Views 9 paket programı ile gerçekleştirilmiştir. Analizlere geçilmeden önce ise serilerin durağanlığını sınamak üzere Phillips-Perron Birim Kök Testi gerçekleştirilmiş ve sonuçlar Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 1. Phillips-Perron Birim Kök Testi Sonuçları

	Düzey		Birinci Fark	
	Trendli & Sabitli		Sabitli	
	Test İstatistiği	Kritik Değerler	Test İstatistiği	Kritik Değerler
Logaltın	-2.275417	-4.057528 -3.457808 -3.154859	-11.64104*	-3.501445
LogBİST100	-3.420512		-10.43694*	-2.892536
LogBTC	-2.189371		-9.004939*	-2.583371
LogDolar	-3.436664		-8.944104*	

Not: Bant Genişliği Newey-West otomatik seçim ile belirlenmiştir. Çekirdek işlemci Bartlett’dir. * Durağan serileri ifade eder.

Tablo 1’deki sonuçlara göre tüm değişkenler düzey değerleri itibariyle birim kök içermekteyken birinci farkları alındığında birim kökten kurtulmaktadırlar. Dolayısıyla Johansen Eşbütünleşme testi, tüm değişkenler aynı düzeyde durağan olduğu için uygulanabilir (Kocabıyık, 2016, s. 43). Johansen Eşbütünleşme testi için öncelikle kurulacak VAR modelinin uygun gecikme sayısı belirlenmelidir. Bu nedenle değişkenlerin düzey değerleriyle kurulan VAR modelinden değişik bilgi kriterlerine göre elde edilen uygun gecikme uzunlukları Tablo 2’de sunulmuştur.

Tablo 2. Bilgi Kriterlerine Göre VAR Modeli için Uygun Gecikme Sayıları

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	194.2219	NA	4.74e-08	-5.513678	-5.384165	-5.462296
1	517.4195	599.5550	6.44e-12	-14.41796	-13.77039*	-14.16105*
2	538.4417	36.56024	5.60e-12	-14.56353	-13.39791	-14.10109
3	559.1719	33.64915*	4.94e-12*	-14.70064*	-13.01696	-14.03267
4	567.2700	12.20574	6.36e-12	-14.47159	-12.26987	-13.59809
5	577.3604	14.03888	7.84e-12	-14.30030	-11.58052	-13.22127

Tablo 2’deki sonuçlara göre beş bilgi kriterinden üçü üç gecikmeyi işaret etmektedir. Dolayısıyla Johansen Eşbütünleşme testi için VAR modeli üç gecikme ile kurulmuş ve sonuçlar Tablo 3’te sunulmuştur.

Tablo 3. Bitcoin, Altın, BİST100 ve ABD Doları Değişkenlerine İlişkin Johansen Eşbütünleşme Testi Sonucu

H ₀ Hipotezi	Trace Testi		En Büyük Karakteristik Kök Testi	
Eş-Bütünleşik Denklemler Sayısı	Test İstatistiği	Kritik Değer (%5)	Test İstatistiği	Kritik Değer (%5)
0	49.43327	55.24578	27.43013	30.81507
1	22.00314	35.01090	10.68364	24.25202
2	11.31950	18.39771	9.961105	17.14769
3	1.358400	3.841466	1.358400	3.841466

Not: EViews programı Johansen Eşbütünleşme testi için beş farklı model spesifikasyonu önermektedir. Uygun modelin seçimi için ise Log Likelihood, Akaike ve Schwarz bilgi kriterlerinden yararlanılabilmektedir. Yukarıda sonuçları sunulan model Akaike bilgi kriteri tarafından önerilen modeldir. Nitekim bilgi kriterlerinin önerdiği hiçbir spesifikasyonda Eşbütünleşme ilişkisine rastlanmamıştır.

Tablo 3’ten görülebildiği üzere hem Trace hem de Max-Eigen istatistiklerine göre değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmamaktadır. Bunun anlamı bu değişkenler arasında uzun dönemde bir durağan durum dengesinin bulunmadığıdır. Dolayısıyla bu çalışmada sorulan ilk soru cevabını bulmaktadır. Bitcoin ile Türk halkı için klasik bir yatırım ve/veya tasarruf aracı olan altın, hisse senedi piyasasını temsil eden BİST100 ve Amerikan doları arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmamaktadır. Buradan hareketle Bitcoin’in hala diğer finansal piyasalardan bağımsız, kendi dinamiklerine göre işleyen bir piyasa olduğu sonucu desteklenebilir. Sivrikaya, İren ve Omay (2021), 2010-2018 arasındaki verileri kullanmışlardır. Sonuçlara göre Bitcoin getirileri ABD hisse senedi getirilerini etkilemiş olsa da tersi mevcut değildir. Ayrıca kovaryanslarının anlamsız olması da ilişkisiz olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla Bitcoin genel kabul görmüş bir varlık gibi davranmamaktadır. Granger Nedensellik analizi ise sadece hisse getirilerinden Bitcoin oynaklığına doğru negatif yönlü bir nedenselliği işaret etmektedir. Yatırımcıların risk iştahı ve makroekonomik belirsizlik endeksleriyle derinleştirilen çalışmanın sonuçları Bitcoin getirilerinin klasik hisse senedi piyasası ve yatırımcı davranışı göstermediği yönündedir. Dolayısıyla bu iki piyasanın henüz ilişkili olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Benzer bir sonuca ulaşan diğer bir çalışma ise Kandemir, Sezerli ve Kılınç (2018)’e aittir. Yazarlar Bitcoin fiyatı ile Bitcoin talebini temsil etmek üzere Bitcoin hacmi, spekülasyonlar (Google’da yapılan “Bitcoin” aramalarına ilişkin veriler) ve petrol fiyatları arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. 2015-2018 yılları arasındaki aylık verilerin kullanıldığı çalışmada ulaşılan sonuçlara göre spekülasyonlar Bitcoin hacmi vasıtasıyla Bitcoin fiyatlarını etkilerken petrol fiyatları doğrudan etkilemektedir. Ulaşılan sonuçlar ise Bitcoin fiyatlarının makroekonomik faktörlerden çok kendine özgü özelliklerden etkilendiği yönündedir. Buna karşılık yukarıdaki sonuçlar Soyaslan (2020) Yıldırım (2018) ve Güleç, Çevik ve Bahadır (2018)

ile çalışmaktadır. Bu çalışmalarda BTC fiyatı ile bu çalışmada ele alınan benzer değişkenler arasında uzun dönemli ilişkinin mevcut olduğuna yönelik sonuçlara ulaşılmıştır.

Fakat değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkinin olmaması kısa dönemde birbirleriyle etkileşim içinde olamayacakları anlamına gelmemektedir. Nitekim Gürsoy ve Tuncel (2020) Bitcoin fiyatı ile BİST100, Bovespa, Merval, Invsaf40 ve S&P500 pay piyasaları arasındaki nedensellik ilişkisini araştırmışlardır. 2010-2020 yılları arasındaki verilerin kullanıldığı çalışma nedensellik ilişkisini Toda-Yamamoto testi ile sınamıştır. Ulaşılan sonuçlara göre Bitcoin fiyatından S&P500 endeksine doğru bir nedensellik bulunurken Invsaf40 ve Merval serilerinden Bitcoin fiyatına doğru bir nedensellik bulunmaktadır.

Kısa dönemli olası ilişkilerin incelenmesi amacıyla VAR modeline dayalı Granger Nedensellik analizi ile etki-tepki fonksiyonları ve varyans ayrıştırma analizleri uygulanmıştır.

VAR modeline dahil edilen değişkenlerin durağan olmaları gerekmektedir (Kutlar, 2017, s. 6). Tablo 1'deki sonuçlar değişkenlerin birinci farkları alındığında durağan hale geldiklerini göstermektedir. Dolayısıyla VAR modeli değişkenlerin birinci farkları alınarak oluşturulmuştur. Ancak VAR modeline dayalı analizlerin gerçekleştirilebilmesi için öncelikle VAR modelinin istikrar koşullarının sağlanması gerekmektedir. Bu koşullar AR karakteristik polinomunun ters kök değerlerinin birden küçük olması, VAR modelinin hata terimlerinin otokorelasyonsuz ve sabit varyanslı olması şeklinde sayılabilir (Akyüz, 2018, s. 188). Modelin istikrar koşullarının sağlanıp sağlanmadığının sınanmasından önce model için uygun gecikme sayısının belirlenmesi gerekmektedir. Tablo 4 bilgi kriterlerinin uygun bulduğu gecikme sayılarını göstermektedir.

Tablo 4. VAR Modeli için Bilgi Kriterlerine Göre Uygun Gecikme Sayıları

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	474.2670	NA	9.41e-12	-14.03782	-13.90620*	-13.98574
1	506.7821	60.17720	5.75e-12*	-14.53081*	-13.87269	-14.27039*
2	522.2432	26.76846*	5.88e-12	-14.51472	-13.33011	-14.04597
3	533.8571	18.72084	6.79e-12	-14.38379	-12.67269	-13.70670
4	541.1857	10.93827	9.02e-12	-14.12495	-11.88735	-13.23952
5	555.0968	19.10182	1.00e-11	-14.06259	-11.29850	-12.96883

Tablo 4'teki sonuçlara göre biri hariç tüm bilgi kriterleri bir gecikmeyi uygun gecikme olarak belirlemektedir. Ancak bir gecikme ile kurulan model istikrar koşullarını sağlamadığı için istikrarlı bir VAR modeli kuruluncaya kadar gecikme eklenmiştir. Bu şekilde beş gecikmeli modelin istikrar koşullarını sağladığı görülmüştür. Tablo 5 AR karakteristik polinomunun ters kök değerlerinin 1'den küçük olduğunu göstermektedir.

Tablo 5. AR Karakteristik Polinomunun Ters Kök Değerleri

Kök	Modül
0.403725 + 0.734395i	0.838051
0.403725 - 0.734395i	0.838051
-0.370133 - 0.729883i	0.818369
-0.370133 + 0.729883i	0.818369
-0.635625 - 0.510554i	0.815282
-0.635625 + 0.510554i	0.815282
0.574699 + 0.556042i	0.799664
0.574699 - 0.556042i	0.799664
0.254186 - 0.711846i	0.755867
0.254186 + 0.711846i	0.755867
-0.737827 - 0.095836i	0.744025
-0.737827 + 0.095836i	0.744025
0.698248 - 0.195361i	0.725063
0.698248 + 0.195361i	0.725063
-0.636688 + 0.253948i	0.685464
-0.636688 - 0.253948i	0.685464

-0.060701 - 0.680435i	0.683137
-0.060701 + 0.680435i	0.683137
0.561634 - 0.195344i	0.594636
0.561634 + 0.195344i	0.594636

Hata terimlerine ilişkin muhtemel otokorelasyonun varlığını sınavan LM Testi sonuçları Tablo 6 sunulmuştur.

Tablo 6. LM Otokorelasyon Testi Sonuçları

Gecikmeler	LM-Stat	Prob
1	9.986119	0.3516
2	6.664642	0.6720
3	12.00587	0.2130
4	7.786837	0.5558
5	3.288181	0.9518

Tablo 6'daki sonuçlar modelde otokorelasyon sorunu olmadığını göstermektedir. Son olarak hata terimlerinin varyansının sabit olduğunu gösteren White Testi sonucu elde edilen Chi2 test istatistiği 388.2914 ve istatistik değerine ilişkin olasılık değeri ise 0.6534 şeklindedir. Böylelikle istikrar koşullarını sağladığı görülen VAR modeline dayalı Granger Nedensellik analizi sonuçları Tablo 7'te görülmektedir.

Tablo 7. Granger Nedensellik Analizi Sonuçları

	Nedensellik	Ki-Kare İstatistiği	Olasılık
Dolar → BTC	Var	20.63479	0.0009
BİST100 → BTC	Var	13.95780	0.0159
ALTIN → BTC	Var	23.02998	0.0003

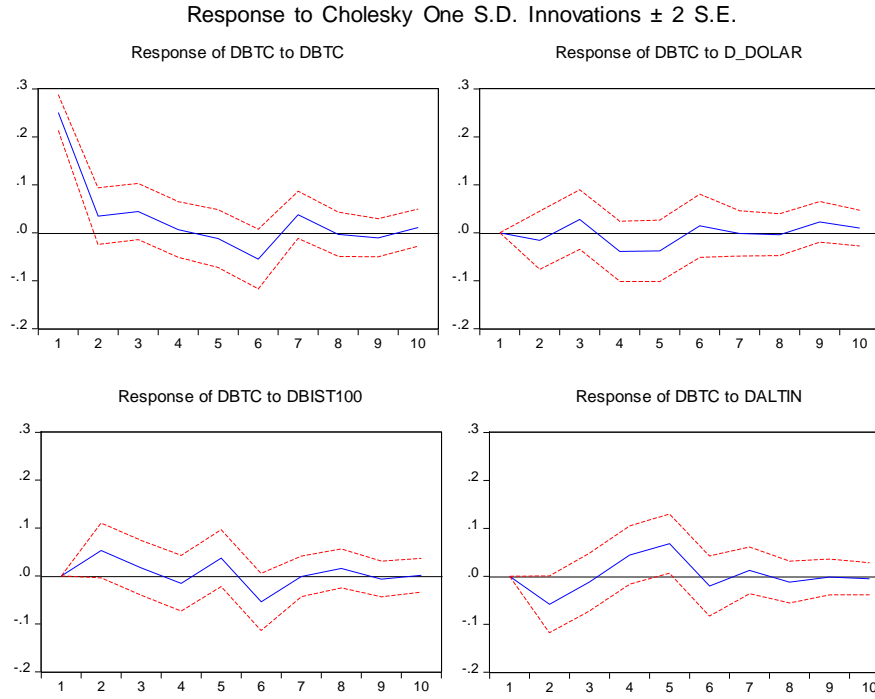
Tablo 7'teki sunulan sonuçlar arasında anlamlı bir nedensellik ilişkisi olan değişkenleri göstermektedir. Sonuçlara göre tüm değişkenlerden sadece BTC'ye doğru bir nedensellik tespit edilmiştir. BTC'den diğer değişkenlere doğru veya diğer değişkenlerin kendi aralarında bir nedenselliğe rastlanmamıştır. Dolayısıyla Türkiye'de dolar, altın ve hisse senedi fiyatlarındaki hareketlerin BTC'ni fiyatının bir öngörücüsü olabilecekleri görülmektedir. Varyans ayrıştırma ve etki-tepki fonksiyonu analizleri bu nedenselliğin derecesi hakkında çıkarım yapılmasını sağlamaktadır. Tablo 8 varyans ayrıştırma analizi sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 8. Varyans Ayrıştırma Analizi Sonuçları

Dönem	Bağımlı Değişken: BTC			
	BTC	DOLAR	BİST100	ALTIN
1	100.0000	0.000000	0.000000	0.000000
2	90.77803	0.367790	3.999514	4.854666
3	89.56222	1.376948	4.215018	4.845813
4	85.28214	3.269256	4.315066	7.133540
5	77.81356	4.679085	5.557110	11.95024
6	75.53864	4.571360	8.345579	11.54442
7	75.78299	4.497569	8.207639	11.51180
8	75.45025	4.496899	8.434575	11.61828
9	75.03304	5.009073	8.419474	11.53841
10	74.96710	5.093117	8.400763	11.53902

Tablo 8'daki sonuçlara göre BTC'nin varyansında en yüksek açıklayıcılık yaklaşık %11,5 ile altın fiyatlarına ait görünmektedir. Hisse senedi fiyatları yaklaşık %8,4 ve dolar kuru yaklaşık %5 açıklayıcılığa sahiptir. Ancak sonuç olarak BTC fiyatının varyansının yaklaşık %75'lik bir kısmı hala kendisi tarafından açıklanmaktadır. Dolayısıyla BTC fiyatının bu sistemde dışsal olduğu düşünülebilir. Şekil 1'de gösterilen etki-tepki fonksiyonları BTC ile arasında nedensellik ilişkisi bulunan dolar, BİST100 ve altın fiyatlarına ilişkindir.

Şekil 1. BTC ile Dolar, BİST100 ve Altın Fiyatları Arasındaki İlişkilere İlişkin Etki-Tepki Fonksiyonu Analizi Sonuçları



Şekil 1’den takip edilebilen sonuçlara göre BTC fiyatının, her ne kadar dolar kurundan BTC fiyatına doğru bir nedensellik olsa da dolar kuruna istikrarlı bir tepki vermediğini göstermektedir. Her ne kadar %95 güven aralığında tahmin edilen ve mavi renkli eğri ile gösterilen fonksiyon tepkisizliği ifade eden sıfır noktası etrafında dalgalanıyor olsa da kırmızı kesikli çizgi ile ifade edilen güven aralığının sınırlarındaki fonksiyon BTC’nin fiyatının dolar kurundaki bir birimlik pozitif şoka pozitif veya negatif yönde tepki gösterebileceğini ifade etmektedir. Sonuç olarak BTC fiyatının dolar kurundaki değişime nasıl tepki vereceği, varyans ayrıştırmasındaki BTC’nin fiyatının yüksek oranda dışsal olduğu sonucuyla da paralel bir şekilde, kendi fiyat dinamikleriyle açıklanabilmektedir. BTC fiyatının BİST100 endeksindeki pozitif bir şoka karşılık ise yaklaşık bir aylık pozitif olma ihtimali daha yüksek bir tepki vereceğini görülmektedir. Bir ihtimal borsadaki pozitif yönlü hareketlilik Türkiye’deki BTC yatırımcıları tarafından bir “al” işareti olarak yorumlanıyor olabilir. Son olarak BTC fiyatı altın fiyatındaki pozitif bir şok karşısında ise negatif olma ihtimali daha yüksek bir tepki vermektedir. Bu sonuç ise her ne kadar aralarında bir Eşbütünleşme ilişkisi olmasa bile altındaki yukarı yönlü fiyat hareketinin BTC yatırımcılarını altına yönlendiriyor olduğu, dolayısıyla altınla BTC arasında zaman zaman tek yönlü olmak üzere bir geçişkenlik olabileceği sonucu çıkarılabilir.

BTC’nin Türkiye’deki fiyatı ile hisse senetleri, altın ve dolar piyasası arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmadığı, kısa dönemde de sadece diğer üç değişkenden BTC’nin fiyatına doğru çok da güçlü olmayan bir nedensellik ilişkisi olduğu bulgulanmıştır. Ancak salgın döneminde bu dinamiklerin değişmiş olabileceği düşünülebilir. Kripto paraların, insanlar tarafından kolay zengin olmanın bir aracı olarak düşünülmesi muhtemeldir. Salgın döneminde çoğu insanın işi kaybetmesi veya kısa çalışma ödeneği gibi desteklerden faydalanarak işini kaybetmese bile gelirlerinin ciddi oranda düşmesi sonucu kripto para piyasalarına yönelmiş olabileceği makul bir düşünce olabilir. Bu düşünce ile salgın sonrasındaki uzun ve kısa dönemli ilişkiler yine aynı değişkenler ile incelenmiştir. Ancak aylık olarak elde edilmiş olan seriler salgın sonrası yeterli gözlem sağlanmadığı için haftalık olarak ele alınmıştır.

3.2. Salgın Sonrası Dönem (Aralık 2019-Nisan 2021)

Salgın dönemini yansıtmak için veriler Çin tarafından ilk COVID-19 vakasının açıklandığı 2019 yılının Aralık ayının ilk gününden itibaren 25 Nisan 2021 haftasına kadar haftalık frekansta alınmıştır. Yine ilk olarak serilerin durağanlıkları Phillips-Perron Birim Kök Testiyle sınanmış ve sonuçlar Tablo 9’de sunulmuştur.

Tablo 9. Philips-Perron Birim Kök Testi Sonuçları (Salgın Dönemi)

	Düzey		Birinci Fark	
	Trendli & Sabitli		Sabitli	
	Test İstatistiği	Kritik Değerler	Test İstatistiği	Kritik Değerler
Logaltin	-1.657781	-4.088713 -3.472558 -3.163450	-8.674909*	-3.524233 -2.902358 -2.588587
LogBİST100	-1.872856		-7.455726*	
LogBTC	-1.900991		-9.106827*	
LogDolar	-1.879985		-6.209475*	

Not: Bant Genişliği Newey-West otomatik seçim ile belirlenmiştir. Çekirdek işlemci Bartlett'tir. * Durağan serileri ifade eder.

Tablo 9'deki sonuçlara göre tüm değişkenler düzey değerleri itibarıyla birim kök içermekteyken birinci farkları alındığında birim kökten kurtulmaktadır. Dolayısıyla Johansen Eşbütünleşme testi, tüm değişkenler aynı düzeyde durağan olduğu için uygulanabilir. Johansen Eşbütünleşme analizi için gereken gecikme sayısı VAR modeli yardımıyla belirlenmiş ve sonuçlar Tablo 10'de sunulmuştur.

Tablo 10. Bilgi Kriterlerine Göre VAR Modeli için Uygun Gecikme Sayıları (Salgın Dönemi)

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	191.9995	NA	4.66e-08	-5.529397	-5.398838	-5.477665
1	508.6279	586.6938	6.75e-12	-14.37141	-13.71861*	-14.11275*
2	529.2889	35.85288	5.91e-12	-14.50850	-13.33346	-14.04291
3	549.7693	33.13006*	5.25e-12*	-14.64027*	-12.94300	-13.96776
4	557.7825	12.01980	6.80e-12	-14.40537	-12.18586	-13.52593
5	567.9397	14.04082	8.41e-12	-14.23352	-11.49178	-13.14716

Tablo 10'deki sonuçlara göre beş bilgi kriterinden üç tanesi üç gecikmeyi uygun gecikme uzunluğu olarak önermektedir. Dolayısıyla Johansen Eşbütünleşme analizi için kurulması gereken model üç gecikme ile kurulmuş ve sonuçlar Tablo 11'de sunulmuştur.

Tablo 11. Johansen Eşbütünleşme Testi Sonucu (Salgın Dönemi)

H ₀ Hipotezi	Trace Testi		En Büyük Karakteristik Kök Testi	
Eş-Bütünleşik Denklemler Sayısı	Test İstatistiği	Kritik Değer (%5)	Test İstatistiği	Kritik Değer (%5)
0	0.324201	49.43327	55.24578	0.1472
1	0.141547	22.00314	35.01090	0.5750
2	0.132640	11.31950	18.39771	0.3622
3	0.019219	1.358400	3.841466	0.2438

Not: EViews programı Johansen Eşbütünleşme testi için beş farklı model spesifikasyonu önermektedir. Uygun modelin seçimi için ise Log Likelihood, Akaike ve Schwarz bilgi kriterlerinden yararlanılabilmektedir. Yukarıda sonuçları sunulan model Akaike bilgi kriteri tarafından önerilen modeldir. Nitekim bilgi kriterlerinin önerdiği hiçbir spesifikasyonda Eşbütünleşme ilişkisine rastlanmamıştır.

Tablo 11'deki sonuçlara göre hem Trace hem de Max-Eigen istatistiklerine göre değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki bulunmamaktadır. Dolayısıyla 2013 yılından bugüne dek oluşmayan uzun dönemli ilişkinin salgın döneminde de oluşmadığı görülmektedir. Salgın döneminde oluşması muhtemel kısa dönemli ilişkiler yine VAR modeline dayalı Granger Nedensellik analizi ve varyans ayrıştırma ile etki-tepki fonksiyonları aracılığıyla araştırılacaktır. Bunun için yine ilk olarak serilerin durağan halleri ile bir VAR modeli kurulacak ve istikrar koşullarını sağladığı görülen VAR modeline dayalı olarak gerçekleştirilen analizler yorumlanacaktır. İlk olarak VAR modeli için ihtiyaç duyulan uygun gecikme sayısına ilişkin bilgi kriterlerinin önerdiği gecikme sayıları Tablo 12'de gösterilmiştir.

Tablo 12. VAR Modeli için Bilgi Kriterlerine Göre VAR(p) Modeli için Uygun Gecikme Sayıları (Salgın Dönemi)

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	474.2670	NA	9.41e-12	-14.03782	-13.90620*	-13.98574
1	506.7821	60.17720	5.75e-12*	-14.53081*	-13.87269	-14.27039*
2	522.2432	26.76846*	5.88e-12	-14.51472	-13.33011	-14.04597
3	533.8571	18.72084	6.79e-12	-14.38379	-12.67269	-13.70670
4	541.1857	10.93827	9.02e-12	-14.12495	-11.88735	-13.23952
5	555.0968	19.10182	1.00e-11	-14.06259	-11.29850	-12.96883

Tablo 12'deki sonuçlara bakıldığında beş bilgi kriterinden üçü bir gecikmeyi uygun gecikme olarak önermiştir. Ancak bir gecikme ile kurulan VAR modeli istikrar koşullarını sağlamadığı için istikrar koşulları sağlanana kadar gecikme eklenmiş ve beş gecikmeli modelin istikrar koşullarını sağladığı görülmüştür. Tablo 13 AR karakteristik polinomunun ters kök değerlerinin 1'den küçük olduğunu göstermektedir.

Tablo 13. AR Karakteristik Polinomunun Ters Kök Değerleri (Salgın Dönemi)

Kök	Modül
-0.903898	0.903898
0.715358 - 0.488466i	0.866219
0.715358 + 0.488466i	0.866219
0.071997 - 0.806273i	0.809481
0.071997 + 0.806273i	0.809481
0.794242	0.794242
-0.367975 - 0.691656i	0.783450
-0.367975 + 0.691656i	0.783450
-0.312578 - 0.700828i	0.767375
-0.312578 + 0.700828i	0.767375
0.424499 - 0.591900i	0.728385
0.424499 + 0.591900i	0.728385
-0.619098 - 0.356189i	0.714250
-0.619098 + 0.356189i	0.714250
0.592909 + 0.333483i	0.680259
0.592909 - 0.333483i	0.680259
0.002775 + 0.626971i	0.626977
0.002775 - 0.626971i	0.626977
-0.527801	0.527801
-0.090725	0.090725

Hata terimlerine ilişkin muhtemel otokorelasyonun varlığını sınavan LM Testi sonuçları Tablo 14'te sunulmuştur.

Tablo 14. LM Otokorelasyon Testi Sonuçları (Salgın Dönemi)

Gecikmeler	LM-Stat	Prob
1	17.14992	0.3760
2	17.47937	0.3553
3	22.33739	0.1326
4	8.004813	0.9487
5	15.05080	0.5209

Tablo 14'teki sonuçlar modelde otokorelasyon sorunu olmadığını göstermektedir. Son olarak hata terimlerinin varyansının sabit olduğunu gösteren White Testi sonucu elde edilen Chi2 test istatistiği 391.5281 ve istatistik değerine ilişkin olasılık değeri ise 0.6095 şeklindedir. Böylelikle istikrar koşullarını sağladığı görülen VAR modeline Granger Nedensellik Analizi sonuçları Tablo 15'te görülmektedir.

Tablo 15. Granger Nedensellik Analizi Sonuçları (Salgın Dönemi)

	Nedensellik	Ki-Kare İstatistiği	Olasılık
BTC → BİST100	Var	15.59582	0.0177
ALTIN → BİST100	Var	13.68954	0.0081

Tablo 15'deki sonuçlara göre BTC ve altın fiyatından BİST100'e doğru tek yönlü bir nedensellik bulgulanmıştır. Değişkenler arasındaki muhtemel diğer kombinasyonlarda ise bir nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır. Tüm gözlemleri kapsayan sonuçlarla salgın sonrası kapsayan sonuçlar arasında bir farklılık bulunmaktadır. Tüm gözlemleri kapsayan sonuçlara göre üç değişkenden de yani ABD doları, altın fiyatı ve BİST100 değerlerinden BTC fiyatına doğru bir nedensellik bulunmaktadır. Ancak salgın sonrası dönemde bu ilişki kısmen tersine dönmüş görünmektedir. ABD doları kuru ile BTC arasında herhangi bir nedensellik ilişkisi gözlemlenmez iken BTC ve altın fiyatından BİST100'e doğru bir nedensellik ilişkisi ortaya çıkmaktadır. Bu nedensellik ilişkisinin kuvveti ile ilgili bilgi vermesi beklenen Varyans ayrıştırma sonuçları Tablo 16'de sunulmuştur.

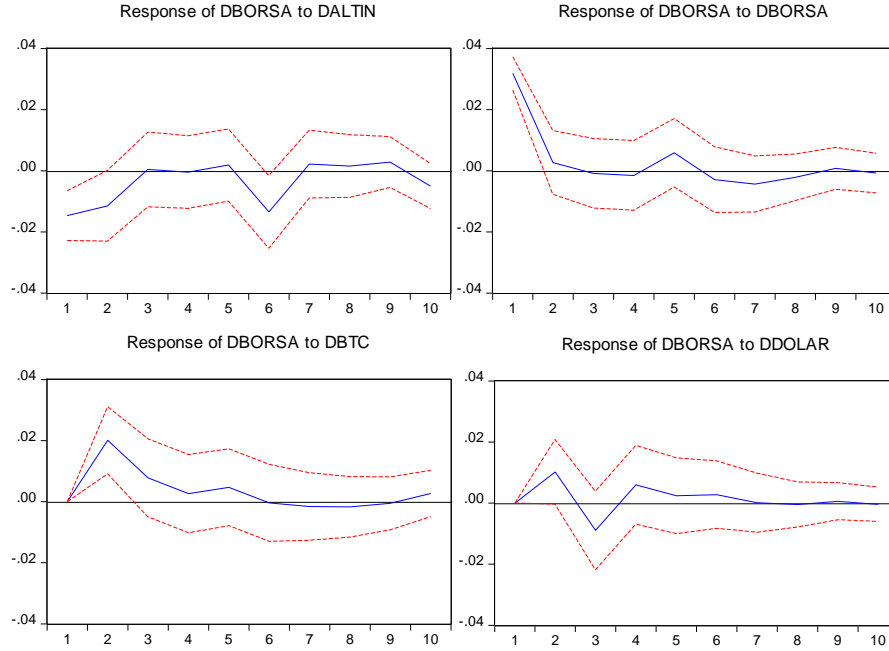
Tablo 16. Varyans Ayrıştırma Analizi Sonuçları (Salgın Dönemi)

	Bağımlı Değişken: BİST100			
Dönem	ALTIN	BİST100	BTC	DOLAR
1	17.46992	82.53008	0.000000	0.000000
2	18.47256	54.49413	21.47172	5.561585
3	17.18982	50.71794	22.97283	9.119418
4	16.82479	49.72799	22.80548	10.64175
5	16.47152	49.81606	23.13400	10.57842
6	22.83454	45.96703	21.18397	10.01446
7	22.78371	46.25581	21.05696	9.903525
8	22.79075	46.25049	21.08726	9.871501
9	23.03888	46.09506	21.01752	9.848554
10	23.76747	45.48715	21.02551	9.719869

Tablo 16'deki sonuçlara göre BİST100 endeksinin varyansı yüksek sayılabilecek oranda altın ve BTC fiyatları tarafından açıklanmaktadır. BİST100'deki varyansın yaklaşık %23'ü altın fiyatları, yaklaşık %21'i BTC fiyatları tarafından açıklanmaktadır. ABD doları kuru ise yaklaşık %9'luk bir açıklayıcılığa sahiptir. Granger Nedensellik analizini destekleyen bu sonuçlardan sonra nedenselliğin yönünü belirleyebilmek üzere etki-tepki fonksiyonu analizi yapılmış ve sonuçlar sunulmuştur.

Şekil 2. BİST100 ile Dolar, BTC ve Altın Fiyatları Arasındaki İlişkilere İlişkin Etki-Tepki Fonksiyonu Analizi Sonuçları (Salgın Dönemi)

Response to Cholesky One S.D. Innovations ± 2 S.E.



Şekil 2’de görülmekte olan sonuçlara göre BİST100 endeksi altın fiyatındaki pozitif bir şoka yaklaşık iki hafta boyunca negatif yönde hareket ederek karşılık vermektedir. BTC fiyatındaki pozitif bir şoka ise yine yaklaşık iki hafta boyunca pozitif yönde hareket ederek karşılık vermektedir. Bu sonuç altının ve BTC’nin fiyatlarındaki bir artışın hisse senedi piyasasından bu piyasalara bir geçişi tetiklediği şeklinde yorumlanabilir. BİST100 endeksi ABD dolarındaki pozitif bir şoka ise pozitif yönde olma ihtimali yüksek olan bir hareketle karşılık vermektedir.

4. Sonuç

Bu çalışma kripto para piyasalarının Türkiye’de hisse senedi piyasaları ve geleneksel bir yatırım aracı olarak görülen altın piyasası ile bütünleşip bütünleşmediğini araştırmayı amaçlamıştır. Ayrıca muhtemel bütünleşme ilişkisinin COVID19 salgınıyla birlikte değişmiş olabileceği ihtimalinden hareketle ele alınan Mayıs 2013-Nisan 2021 dönemini, Aralık 2019-Nisan 2021 alt dönemi itibarıyla da analiz etmiştir. Ulaşılan sonuçlar her iki dönemde de değişkenler arasında bir eşbütünleşme ilişkisi bulunmadığı yönündedir. Çalışmada ele alınan değişkenler uzun dönemde birlikte hareket etmiyor, başka bir deyişle uzun dönemde bir durağan durum dengesine sahip görünmüyorlardır. Bu sonuçlar Kuzu ve Çelik, 2020 ve İşcan, 2020 ile örtüşmektedir. Kısa dönem analizlerine bakıldığında ise ABD doları, BİST100 endeksi ve altın fiyatlarından BTC fiyatlarına doğru bir nedensellik gözlemlenirken, salgın dönemini ifade eden alt dönem itibarıyla nedensellik ilişkilerine bakıldığında nedensellik ilişkisinin yönü değişmiş görünmektedir. Nitekim Avşarlıgil 2020 de COVID19 salgınıyla kısa dönem dinamiklerinin değiştiğini bulgulamıştır. Buna göre BTC fiyatları ve altın fiyatlarından BİST100 endeksine doğru bir nedensellik bulgulanmaktadır. Dolayısıyla ilgili değişkenler arasında kısa dönemde değişen ve dinamik ilişkiler gözlemlenebilirken uzun dönemde öngörülebilir bir ilişki görülmemektedir. Buradan hareketle Bitcoin özelinde kripto para piyasasının Türkiye’de hala diğer piyasalarla çok entegre olmamış, kendi dinamikleri içinde hareket eden bir piyasa olduğu sonucuna ulaşılabilir. Bu sonuç ise kendine has dinamiklerle hareket eden bu piyasada işlem yapan aktörlerin son derece dikkatli ve temkinli olmaları gerektiği yönündeki bir tavsiyeyi desteklemektedir.

Kaynakça

- Akkuş, H. T., & Çelik, İ. (2020). Modeling, Forecasting the Cryptocurrency Market Volatility and Value at Risk Dynamics of Bitcoin. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22(2), 296-312.
- Akyüz, H. E. (2018). Vektör Otoregresyon (VAR) Modeli ile İklimsel Değişkenlerin İstatistiksel Analizi. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, 10(2), 183-192.

- Avşarlıgil, N. (2020). Covid-19 Salgının Bitcoin ve Diğer Finansal Piyasalar ile İlişkisi Üzerine Bir İnceleme. *Alanya Akademik Bakış Dergisi*, 4(3), 665-682.
- Bulut, E., & Akbulut Bekar, S. (2020). Yatırımcı İrrasyonallitesi Bağlamında Kripto Para Piyasası. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*(652), 65-89.
- Burggraf, T., Huynh, T. L., Rudolf, M., & Wang, M. (2020). Do FEARS drive Bitcoin? Review of Behavioral Finance. doi:<https://doi.org/10.1108/RBF-11-2019-0161>
- Çağlar, B., & Yavuz, U. (2021). Finansal Haberlerin Bitcoin Fiyatlarına Etkisinin Yapay Sinir Ağları İle Analizi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 14(1), 65-78.
- Çılgin, C., Ünal, C., Alıcı, S., Akkol, E., & Gökşen, Y. (2020). Metin Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ile Bitcoin Fiyatları ve Sosyal Medyadaki Beklentilerin Analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 4(1), 106-126.
- DHA. (2021, Nisan 15). Demirören Haber Ajansı. Haziran 27, 2021 tarihinde www.dha.com.tr:https://www.dha.com.tr/ekonomi/bitcoinde-yeni-zirve-6486310-dolar/haber-1821357 adresinden alındı
- Dulupçu, M. A., Yiyit, M., & Genç, A. G. (2017). Dijital Ekonominin Yükselen Yüzü: Bitcoin'in Değeri ile Bilinirliği Arasındaki İlişkinin Analizi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22(Kayfor15 Özel Sayısı), 2241-2258.
- Eroğlu, E. (2020). Covid-19'un Ekonomik Etkilerinin ve Pandemiyle Mücadele Sürecinde Alınan Ekonomik Tedbirlerin Değerlendirilmesi. *International Journal of Public Finance*, 5(2), 211-236.
- Evcı, S. (2020). Bitcoin Piyasasında Haftanın Günü Anomalisi. *Alanya Akademik Bakış Dergisi*, 4(1), 53-61.
- Ge, Z., & Zhou, C. (2019). Bitcoin Price Trends and Influencing Factors. 2019 International Conference on Humanities, Management Engineering and Education Technology (HMEET 2019), (s. 122-128). Qingdao, China.
- Güleç, Ö. F., Çevik, E., & Bahadır, N. (2018). Bitcoin ile Finansal Göstergeler Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. *Kırklareli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(2), 18-37.
- Güleç, T. C., & Aktaş, H. (2019). Kripto Para Birimi Piyasalarında Etkinliğin Uzun Hafıza ve Değişen Varyans Özelliklerinin Testi Yoluyla Analizi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 14(2), 491-510.
- Gürsoy, S., & Tunçel, M. B. (2020). Kripto Paralar ve Finansal Piyasalar Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Bitcoin ve Seçili Pay Piyasaları Arasında Yapılmış Nedensellik Analizi (2010-2020). *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 55(4), 2126-2142.
- İşcan, H. (2020). Bitcoin ile Finansal Makro Değişkenler Arasındaki İlişki: Türkiye Üzerine Bir Var Analizi. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*(8), 107-118.
- Kandemir, T., Sezerli, G., & Kılınç, M. (2018). Kripto Paraların Fiyatındaki Dalgalanmalara Etki Eden Faktörler: Hayes Process Makrosu ile Bitcoin Üzerine Bir Analiz. *Uluslararası Katılımlı 22. Finans Sempozyumu*, (s. 817-836). Mersin.
- Kartal, C. (2020). Bitcoin Fiyatlarının K-Star Algoritması İle Modellenmesi. *BMIJ*, 8(1), 213-231.
- Kaya, U., Akba, F., Medeni, İ. T., & Medeni, T. D. (2020). Covid-19 Öncesi ve Sonrasındaki Bitcoin Fiyat Değişimlerinin Makine Öğrenmesi, Zaman Serileri Analizi ve Derin Öğrenme Yöntemleriyle Değerlendirilmesi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 13(3), 341-355.
- Keçeci, N. F. (2020). Dört Büyük Kripto Paranın Piyasa Riskinde COVID-19 Pandemi Etkisi. *Ekonomi, Politika & Finans Araştırmaları Dergisi*(5 (Özel Sayı)), 206-224.
- 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.

- Kocabıyık, T. (2016). Johansen Eşbütünleşme Testinde Karar Aşamalarının Analizi. Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi(CİEP Özel Sayısı), 40-50.
- Koçoğlu, Ş., Çevik, Y. E., & Tanrıöven, C. (2016). Bitcoin Piyasalarının Etkinliği, Likiditesi ve Oynaklığı. İşletme Araştırmaları Dergisi, 8(2), 77-97.
- Kutlar, A. (2017). Adım Adım EViews ile Uygulamalı Çok Denklemlili Zaman Serileri. Kocaeli: Umuttepe Yayınları.
- Kuzu, S., & Çelik, İ. E. (2020). Bitcoin Alternatif Yatırım Aracı ya da Hedge Enstrümanı Olarak Düşünülebilir mi? Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 8(2), 603-613.
- Malik, S. (2020). Driver os Bitcoin Prices: An Empirical Analysis of India. Journal of Critical Reviews, 7(4), 1252-1258.
- Marr, B. (2017, Aralık 6). Forbes. Mayıs 27, 2021 tarihinde forbes.com: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2017/12/06/a-short-history-of-bitcoin-and-crypto-currency-everyone-should-read/?sh=39f96ac73f27> adresinden alındı
- Polat, M., & Tuncel, F. B. (2020). Borsa İstanbul ve Kripto Paralar Arasında Saklı Eşbütünleşme İlişkisi . Finans Politik & Ekonomik Yorumlar (654), 119-137.
- Sel, A. (2020). Pandemi Sürecinde Altın Fiyatları ile Kripto Para İlişkisinin Makine Öğrenme Metotları ile İncelenmesi. İstatistik ve Uygulamalı Bilimler Dergisi, 1(2), 85-98.
- Sel, A., Zengin, N., & Yıldız, Z. (2020). Alternatif Yatırım Araçları ile Bitcoin Fiyatları Arasındaki İlişkinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. Sivas Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 21(2), 157-169.
- Semirkas, M. C. (2020). Google Aramaları ile Bitcoin Fiyatı Arasındaki İlişkinin Tespiti. PressAcademia Procedia, 11(1), 67-72.
- Soyaslan, E. (2020). Bitcoin Fiyatları ile BİST 100, BİST Banka ve BİST Teknoloji Endeksi Arasındaki İlişkinin Analizi. Fiscoeconomia, 4(3), 628-640.
- Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri İle Bitcoin Volatilitésinin Analizi. İşletme Araştırmaları Dergisi, 12(2), 1322-1333.
- Şahin, E. E. (2020). Bitcoin Fiyatına Etki Eden Faktörlerin MARS Metodu ile Belirlenmesi. Uluslararası Ekonomi, İşletme ve Politika Dergisi, 4(1), 171-184.
- Şahin, E. E. (2020). Kripto Para Fiyatlarında Balon Varlığının Tespiti: Bitcoin, IOTA ve Ripple Örneği. Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi(43), 62-69.
- Şahin, E. E., & Özkan, O. (2018). Asimetrik Volatilitésinin Tahmini: Kripto Para Bitcoin Uygulaması. Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 3(2), 240-247.
- The Relationship between Stock Returns, Bitcoin Returns, and Risk Aversion: Evidence from a Multivariate GARCH Model. (2021). Sosyoekonomi, 29(47), 107-118.
- Topaloğlu, E. E. (2019). Kripto Para Bitcoin ve Döviz Kurları İlişkisi: Yapısal Kırılmalı Eşbütünleşme ve Nedensellik Analizi. CBÜ Sosyal Bilimler Dergisi, 17(2), 367-382.
- Tunçel, M. B., & Gürsoy, S. (2020). korku Endeksi (VIX), Bitcoin Fiyatları ve BİST100 Endeksi Arasındaki Nedensellik İlişkisi Üzerine Ampirik Bir Uygulama. Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi, 19(76), 1999-2011.
- Yağmur, A., & Mangır, F. (2020). Bitcoin Piyasasında Rassal Yürüyüş Hipotezi. Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi, 18(2), 161-175.
- Yavuz, U., Özen, Ü., Taş, K., & Çağlar, B. (2020). Yapay Sinir Ağları ile Blockchain Verilerine Dayalı Bitcoin Fiyat Tahmini. Bilişim Sistemleri ve Yönetim Araştırmaları Dergisi, 2(1), 1-9.
- Yermack, D. (2014). Is Bitcoin a Real Currency? An economic appraisal. National Bureau of Economic Research, Inc. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w19747/w19747.pdf adresinden alındı

- Yıldırım, H. (2018). Günlük Bitcoin ile Altın Fiyatları Arasındaki İlişkinin Test Edilmesi: 2012 – 2013 Yılları Arası Johansen Eşbütünleşme Testi. İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi, 7(4), 2328-2343.
- Yılmaz, F., & Akkaya, G. C. (2020). Kripto Para Piyasalarında Etkinlik; Haftanın Günü Etkisi: Bitcoin ve Litecoin Örneği. Girişimcilik İnovasyon ve Pazarlama Araştırmaları Dergisi, 4(8), 166-178.