



Bitcoin, Altın ve Pay Piyasası Volatilitesi: Covid-19 Pandemisi ve Sonrası Dönemlerin GARCH ve DCC-MGARCH Modelleri ile Karşılaştırmalı Analizi

Murat AKKAYA ¹ , Lokman KANTAR ^{2*} , Tarana AZİMOVA ³ , Hasan Hüseyin Yıldırım ⁴ 

¹ Prof. Dr. İstanbul Beykent Üniversitesi, muratakkaya@beykent.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-7071-8662>

² Doç. Dr., İstanbul Gelişim Üniversitesi, lkantar@gelisim.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-5982-6021>

³ Dr. Öğ. Üye, İstanbul Aydın Üniversitesi, taranaazimova@aydin.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0001-6951-5844>

⁴ Doç. Dr., Balıkesir Üniversitesi, hyildirim@balikesir.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-5840-8418>

ÖZ

Bu makale dijital para birimlerinin çeşitlendirme ve risk yönetimi özelliklerini araştırmaktadır. Makale özellikle doğrusal ve doğrusal olmayan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite tekniklerini kullanmaktadır. Bitcoin'in emtia ve finansal zaman serileriyle olan ilişkileri günlük veri ve GARCH modelleri kullanılarak 11.12.2017 - 30.10.2023 ve ayrıca Covid-19 alt dönemi için araştırılmaktadır. Bitcoin ile emtia ve finansal piyasalar arasındaki ilişkileri daha iyi anlamak için pandemi de dâhil olmak üzere alt dönemleri incelemek gerekmektedir. GARCH (Non-Linear Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) sınıfı olan GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, PARCH ve DCC-GARCH modelleri uygulanmaktadır. Bitcoin'in (BTC) bir portföydeki diğer varlıklarla birleştirildiğinde korunma özelliklerine ilişkin ampirik kanıtlar sunmaktayız. Özellikle, BTC - Altın çifti ve BTC- USD Endeksi çifti yatırımcılara önemli çeşitlendirme avantajları sağlamaktadır. Ayrıca BTC - Brent Petrol BTC - USD Endeksi çiftine kıyasla daha yüksek çeşitlendirme avantajları sağlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Dijital Para, Doğrusal Olmayan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite, Korunma Özellikleri, Çeşitlendirme Faydaları.

Bitcoin, Gold and Stock Market Volatility: Comparative Analysis of Covid-19 Pandemic and Post-Pandemic Periods with GARCH and DCC-MGARCH Models

ABSTRACT

This paper investigates the diversification and risk management characteristics of digital currencies. In particular, paper uses the linear and non-linear Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity techniques. Bitcoin's relationships with commodity and financial time series are investigated using daily data and GARCH models for the period 11.12.2017 - 30.10.2023 and also for the Covid-19 sub-period. To better understand the relationships between Bitcoin and commodity and financial markets, it is necessary to examine sub-periods including the pandemic. GARCH (Non-Linear Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) class GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, PARCH and DCC-GARCH models are applied. We provide empirical evidences of hedging features of Bitcoin (BTC) when combined with other assets in one portfolio. Specifically, the BTC - Gold pair and the BTC-USD Index pair provide significant diversification benefits to investors. In addition, the BTC - Brent Oil pair provide higher diversification benefits compared to the BTC - USD Index pair.

Keywords: Digital Currency, Non-linear Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, Hedging Features, Diversification Benefits.

* Sorumlu Yazar email: muratakkaya@beykent.edu.tr

1 Giriş

Dijitalleşme ve teknolojik gelişmelerin ardından finansal piyasalar sanal dünyaya doğru evrilmekte ve buna bağlı olarak piyasalarda işlem gören varlıklar da zamanla teknolojik gelişmelerle çeşitlenmektedir. Dijitalleşme aynı zamanda para ve ödeme sistemlerinde de devrim yaratmıştır. Son yıllarda yenilikçi teknolojiler, özellikle dağıtık defter teknolojisi ve yeni piyasa oyuncuları ödeme sistemindeki dijitalleşme sürecini hızlandırmış ve yoğunlaştırmıştır. Dijitalleşmenin ardından ortaya çıkan yeni kripto paralar mevcut para sisteminin doğasını, uluslararası para sisteminin mimarisini ve hükümetler tarafından çıkarılan kamu parasının rolünü yeniden şekillendirmektedir. Kripto paralar yeni dijital para ekosisteminin bir alt kümesidir. *Kripto para*; işlemleri güvence altına almak ve para birimlerinin yaratılmasını kontrol etmek için kriptografi kullanan bir değişim aracı olarak tasarlanmış dijital bir varlıktır (Greenberg, 2011). Kripto paraların günlük cirosu 2023 yılının ortasında 460,27 milyar ABD doları olmuştur ve günlük cirosu sırasıyla 7,5 trilyon dolar, 36 milyar dolar ve 478,72 milyar ABD doları olan döviz, sabit gelirli menkul kıymetler ve ABD menkul kıymetler piyasalarıyla karşılaştırılabilir hale gelmiştir. En çok bilinen kripto para internet sitesi coinmarketcap.com kripto paraların piyasa değerini 24 Temmuz 2024 tarihi itibariyle 2,43 trilyon ABD doları olarak göstermektedir¹. Son yüzyılda küresel para sisteminin en önemli dönüşümü olarak tanımlanan Bitcoin (BTC) 2024'ün ilk çeyreğinde 1,39 trilyon dolarlık piyasa değeriyle küresel kripto para piyasasına yaklaşık % 49'luk bir payla en büyük para birimi olmuştur. Piyasa katılımı daha geniş ve derin hale geldikçe piyasa büyüklüğü artmaya devam etmektedir. Dijital paranın fikir yaratıcısı olarak kabul edilen Nakamoto (2008) bu piyasayı her gün ve günde 24 saat faaliyet gösteren ve tüm piyasalardan katılımcıların yer aldığı gerçek anlamda küresel bir piyasa olarak tanımlamaktadır. Bitcoin (BTC) şu andaki en başarılı dijital para birimidir ve piyasa katılımcıları düşük işlem ücretleri ve alış-satış spreadleri nedeniyle BTC'yi son derece çekici bulmaktadır. Bunun nedeni sanal, merkezi olmayan ve düzenlemeden arındırılmış yapısı ve altına veya başka bir emtiaya dönüştürülememesi vb. gibi bazı temel özellikleridir. Özellikle, nakit ödeme sistemi olarak önerilen Bitcoin bir düzenleyici otorite olmadan işlemleri kaydeden ve onaylayan düğümlerden oluşan merkezi olmayan bir dijital nakit sistemidir (Akkaya, 2021a, 2021b).

BTC işlem ücretleri 2016 yılından sonra kademeli olarak artmıştır. 2022'de 0,56, 2023'ün ilk aylarında 1,37 dolar ve 2024'ün başlarında 2,11 ABD doları olan maliyetler bugünlerde makul kabul edilmektedir. Ayrıca bitfinex, kraken ve coinbase gibi dijital para birimleri için ortalama alış-satış spreadleri 2022 - 2023'te sırasıyla 0,0060, 0,0026 ve 0,0050 olmuştur. Bu durum BTC'ye olan talebi artırmış ve BTC fiyatının 2023 yılı mart dönemindeki 22.840'a kıyasla 14 Mart 2024 günü 75.830 ABD Dolarına yükselmesine neden olmuştur. Bitcoin blok zincir (blockchain) teknolojisinin orijinal amacı olan çifte harcama sorununu aşmıştır (Scaillet vd., 2017). Ayrıca BTC benzersiz bir risk - getiri profiline sahiptir. Bu nedenle, BTC farklı bir oynaklık örüntüsü izlemektedir ve ABD Doları endeks değerleri ve altın ile düşük bir korelasyona sahiptir (Baur vd., 2018). Selmi vd., (2018) petrol fiyatıyla negatif ve düşük bir korelasyon olduğunu belirlemiştir. Bitcoin, Ethereum ve Litecoin gibi kripto paralar hem hisse senetlerinin hem de borçlanma araçlarının benzer özelliklerine sahip oldukları için portföy yönetimi ve risk analizi için kullanılabilir (Liu ve Serletis, 2019). Diğer finansal araçlarla birleştirildiğinde çeşitlendirme avantajı ve aşırı piyasa oynaklığına karşı bir koruma sağlayabilmesi özellikleri BTC'yi son derece çekici bir dijital para birimi yapmaktadır.

Literatürde Bitcoin ile ilgili çeşitli ilişkiler ve özellikli durumlar ele alınmıştır. Bunlar arasında spekülasyon yapısı (Glaser vd., 2014; Yermack, 2015, Dyhrberg, 2016a, Baur vd., 2018), para politikasından ve dolayısıyla ekonomik politikalarla bağımsızlığı (Polasik vd., 2015) ve bunun sonucunda önemli fiyat dalgalanmaları (Kurihara ve Fukushima, 2018) öne çıkmaktadır. Özellikle, Bitcoin fiyatı spekülasyon dönemlerinde daha oynaktır ve oynaklığının devam etmesi paranın üç temel işlevinden biri olan hesap birimi olmasını engellemektedir (Lopez-Cabarcos vd., 2021, Ammous ve

¹ <https://coinmarketcap.com>

D'Andrea, 2022). BTC spekülâtif balonlara eğilimlidir ve bu da nihayetinde finansal istikrarsızlığa yol açmaktadır (Diebold ve Yılmaz, 2009 ve Corbet vd., 2018). Artan finansal küreselleşmeyle birlikte dijital para piyasasındaki oynaklığın döviz, sabit getiri, hisse senedi ve emtia piyasalarına yayılabileceği ve küresel piyasalarda önemli bir bozulmaya neden olabileceği endişesi vardır. Bu nedenle, Bitcoin ile küresel hisse senedi ve emtia piyasaları arasındaki oynaklık etkileşiminin mevcut durumunu araştırarak literatüre daha fazla katkıda bulunmayı amaçlamaktayız. Özellikle bu çalışma Bitcoin getirileri ile altın ve hisse senedi piyasaları arasındaki karşılıklı ilişkiyi araştırmayı amaçlamaktadır. Ayrıca akademik literatür çoklu fraktallık (Mensi vd., 2018), zayıf form verimliliği (Urquhart, 2017) ve uzun menzilli bellek (Jian vd., 2018) dâhil olmak üzere BTC ile ilgili diğer sorunları ele almaktadır. Uzun dizi kalıcılığın varlığı Bitcoin fiyat serilerinde heterojen bir bilgi derecesine yol açan üstel bir azalmaya kıyasla daha yavaş bir azalmayı göstermektedir. Bu sorunlar BTC ve diğer finansal piyasaların zaman serilerinde kalıcı sapmalara yol açabilmektedir. Sonuç olarak, farklı piyasalar arasındaki ilişkilerin dinamiklerini modellemek için bir dizi iyi uyum sağlayan ve tahmin eden teknikler geliştirilmiştir. Yöntemlerin çoğu, getiri zaman serilerinin benzersiz özelliklerini dikkate almak üzere ortaya çıkmaktadır. Bu makalede öncelikle geleneksel GARCH modelleri ve bu modellerin çeşitli uzantılarını kullanarak piyasalar arasındaki ilişkiyi analiz etmekteyiz. Ancak geleneksel GARCH modellerinin sınırlayıcı varsayımı oynaklığın hem pozitif hem de negatif hata terimlerinden etkilendiğidir. Ayrıca bu modeller getiri serilerinin dinamik doğasını hesaba katmazlar. Bu nedenle, korelasyon sürecinin seri sayısında bir parametrenin bağımsızlığına izin veren dinamik koşullu korelasyon (DCC-GARCH) tekniğini kullanarak oynaklık yayılmasını test etmek için ek bir analiz daha yürütmekteyiz. DCC-GARCH tekniği sonsuz anlardan veya Cauchy dağılımından kaynaklanan daha kalın kuyruklar göstererek normal dağılımdan sapan finansal verileri analiz etmek için oldukça uygundur. Ayrıca son zamanlarda finans literatüründeki getiri serilerindeki oynaklık kümelenmesi model tarafından yakalanabilmektedir (Aliyev vd., 2020; Fousekis, 2020, Azimova, 2022). Tahmin performansını test ederek doğrusal olmayan yapılarıdaki koşullu varyansı kullanarak geleneksel ve dinamik tekniklerin tahminlerini karşılaştırmaktayız. Son adımda ise, modellerin tahmin doğruluğunu ve çeşitli zaman ufuklarında geleneksel statik ve dinamik doğrusal olmayan modeller arasındaki sonuçları incelemekteyiz. Bu çalışma, özel olarak finansal piyasaları önemli ölçüde etkileyen ve Bitcoin fiyatlarında önemli dalgalanmalara neden olan Covid-19 salgını dönemini de incelemektedir. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar yatırımcılara varlık tahsisi, korunma ve risk yönetimi kararlarında yardımcı olacaktır.

Çalışma şu şekilde düzenlenmiştir. Bölüm 2 literatür incelemesini göstermektedir. Bölüm 3 teknikler hakkında bilgi, bölüm 4 ise tüm model sonuçlarını açıklamaktadır. Bölüm 5’de sonuçlar bulunmaktadır.

2 Literatür İncelemesi

Klasik altın standardından günümüze ülkeler ve yatırımcılar altını stratejik bir emtia, rezerv aracı ve güvenli yatırım aracı olarak görmüştür. Altın alımları döviz ve hisse senedi piyasalarındaki ve petrol fiyatlarındaki ani düşümlere karşı yatırımcılar tarafından bir korunma aracı olarak kullanılmaktadır (Gürgün ve Ünalımsı, 2014; Selmi vd., 2018; Al-Yahyaee vd., 2019; Wen vd., 2022). Literatürde Bitcoin portföy riskini çeşitlendirmek için altınla birlikte de kullanılabilmesine dair kanıtlar bulunmaktadır. Özellikle Klein vd., (2018) Bitcoin ve altının temelde farklı risk - getiri özelliklerine sahip olduğunu ve bu özelliklerin onları birbirleriyle oldukça uyumlu hale getirdiğini göstermektedir. Klein vd., (2018) Kwon (2020), Baur ve Hoang (2021) günlük ile aylık verilerle altın ve Bitcoin getirileri arasında düşük bir korelasyon olduğunu göstermektedir. Özellikle, Kwon (2020) günlük Bitcoin getirisinin kuyruk davranışını dolar, altın ve borsa endeksinin davranışıyla karşılaştırmıştır. Tahmini koşullu otoregresif riske maruz değer tekniklerine göre; Bitcoin ile altın arasındaki korelasyon düşük ve istatistiksel olarak anlamsızdır. Baur ve Hoang (2021) tarafından tahmin edilen frekansa bağlı, zamana bağlı ve kantil bağımlı korelasyonlar ortalama ve ayrıca daha kısa alt örneklem dönemlerinde sifıra yakın değerler belirlemiştir. Bu sonucu, yatırımcılar tarafından benimsenmeyen anlatı benzerliği veya yakalama etkisi ve ikame etkisi gibi diğer faktörlerle açıklamışlardır. Bu sonuçlar, BTC ile altın arasında pozitif bir korelasyon bulan diğer çalışmalarla çelişmektedir. Özellikle, Jareño vd. (2020) ve Zwick vd. (2019) Bitcoin ile altın fiyat getirileri arasında pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir bağlantı gözlemlemekte

ve altının Bitcoin fiyat oluşumunun önemli bir belirleyicisi olduğu sonucuna varmaktadır. Ayrıca Telek ve Şit (2020) Bitcoin ve altın değişkenleri arasında uzun vadeli eşbütünleşik bir ilişki ortaya koymaktadır. Altın ons fiyatındaki % 1'lik artış uzun vadede Bitcoin fiyatlarını yaklaşık % 15 artırmaktadır.

Petrol ise stratejik bir emtiadır ve Bitcoin ile petrol piyasaları arasındaki ilişki politika yapımcılar ve enerji tüccarları için çok önemlidir. Hou vd., (2022) en önemli Bitcoin piyasalarından ikisi olan Bitstamp ve ItBit ile en büyük ham petrol piyasalarından ikisi olan WTI ve Brent arasındaki oynaklığın hem statik hem de zamanla değişen biçimlerde iletilmesini ele almaktadır. Daha yüksek dereceli momentler iki durumlu rejim değiştirme modeli kullanılarak tahmin edilmekte ve zamanla değişen taşmalar Legendre polinomları kullanılarak belirlenmektedir. Statik ve zamanla değişen piyasalar arasında üç tür riskin iletimi açısından ham petrol bir bilgi ileticisi, Bitcoin ise bir bilgi alıcısıdır. Ayrıca Bitcoin petrol riskini çeşitlendirmeye yardımcı olmakta ve bu etki ticaret savaşıyla daha da güçlenmektedir. Ham petrol piyasasından Bitcoin piyasasına tek yönlü bir oynaklık yayılmasına ek olarak, Okorie ve Lin, (2020) ham petrol piyasası ile Bit Capital Vendor arasında çift yönlü bir oynaklık yayılmasına dair kanıtlar sunmaktadır. Son olarak, Ethereum (ETH), XRP (Ripple) ve ReddCoin kripto para piyasalarından ham petrol piyasalarına önemli bir tek yönlü oynaklık yayılması ortaya çıkmaktadır. Ethereum'un ham petrol varlıklarını koruma potansiyeli sınırlı olsa da, Solve, Elastos ve Bit Capital Vendor'un ham petrol varlıklarını koruma potansiyelinin çok uzun bir süre devam etmesi muhtemeldir. Jin vd. (2019) petrol ve Bitcoin arasında önemli bir oynaklık iletimi olduğunu ve bu oynaklık etkilerinin petrolden Bitcoin piyasasına doğru daha güçlü olduğunu tespit etmiştir. Zamanla değişen korelasyonlar Bitcoin - petrol çifti için negatiftir. Guesmi vd.'ye (2019) göre, bir petrol ve Bitcoin yatırımının riskini korumak, yalnızca altın, petrol ve hisse senetlerinden oluşan bir portföye kıyasla portföy riskini önemli ölçüde azaltabilir. Daha yakın zamanda, Salisu vd. (2023) ve Jiang vd. (2022) kripto para piyasasının yayılma etkilerinde net bir gönderici, petrol piyasasının ise yayılma etkilerinde net bir alıcı olduğu sonucuna varmıştır. Kripto paraların finans dünyasındaki çekiciliği arttıkça, Bitcoin ile geleneksel para birimleri arasındaki bağlantıyı araştırmak giderek daha da önemli hale gelmiştir. Kwon (2020) ve Oad Rajput vd. (2022) ABD Dolar endeksi ile Bitcoin arasında negatif ve istatistiksel olarak anlamlı korelasyonlar sunmaktadır. Öte yandan Telek ve Şit (2020) ise Bitcoin ile ABD Doları değişkenleri arasında uzun vadeli eşbütünleşik bir ilişki gözlemlemiştir. Uzun vadede, ABD Doları endeksinde bir birimlik artış, Bitcoin fiyatlarını yaklaşık % 0,28 artırmaktadır. Ayrıca Jareño vd. (2020) kantil regresyon yaklaşımını kullanarak VIX (Oynaklık) endeksini en önemli risk faktörü olarak belirlemiştir. Bu endeksin çoğu kantil ve zaman periyodunda Bitcoin getirileri üzerinde negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi bulunmaktadır. Chang vd. (2023) tarafından yakın zamanda elde edilen ampirik sonuçlar; daha yüksek VIX primlerine yanıt olarak momentum priminin bir aylık ufukta artabileceğini göstermektedir.

Ghorbel vd., (2022) ve Omri (2023) 2019 ve 2021 yılları arasında 571 gözlemden oluşan verilerle kripto para birimleri ile borsa fiyatları arasındaki asimetrik ilişkiyi araştırmıştır. Bitcoin ile S&P500, NIKKEI, DAX30 arasında pozitif ve düşük bir korelasyon, FTSE ile ise negatif ve düşük bir korelasyon olduğu sonucuna varmışlardır. Ayrıca kripto para birimleri borsa piyasalarının önemli itici güçleridir. Kayan pencere tekniği kullanılarak S&P 500'ün Bitcoin üzerinde nispeten önemli bir etkisi varken, BTC'nin etkisi zayıftır (Wang vd., 2020). Erdas ve Caglar (2018) Bitcoin ile S&P500 arasındaki asimetrik nedensel ilişkisini araştırmıştır. Analizin sonuçları yalnızca Bitcoin fiyatı ile S&P500 endeksi arasında nedensel bir ilişki olduğunu kanıtlamaktadır. Ayrıca BTC ile NIKKEI arasındaki ilişkiye dair çalışmalar önemli ölçüde yüksek pozitif (Guizani ve Nafti, 2019); Gupta vd., 2024) ve negatif (Uzonwanne, 2021; Akkaya 2022) korelasyonlar belirlemektedir. Ek olarak, akademik literatür FTSE ile BTC arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişkiyi doğrulamaktadır. Kwon (2020), Öget & Kanat (2018) ve Münyas ve Atasoy (2021) DAX ile BTC arasında istatistiksel olarak anlamlı bir nedensellik ilişkisi olmadığı sonucuna varmıştır. Özdemir, (2022) kripto para piyasalarındaki oynaklık yayılımının incelemek için DCC-GARCH ve dalgacık analizini uygulamış ve kripto varlıklarının SSE ve S&P 500'den önemli ölçüde daha fazla düşüş riskine sahip olduğu sonucuna varmıştır.

3 Yöntem ve Matematiksel Açıklamalar

Bitcoin'in finansal zaman serileriyle olan ilişkileri günlük veri ve GARCH modelleri kullanılarak 11.12.2017 - 30.10.2023 ve ayrıca Covid-19 alt dönemi için araştırılmaktadır. Bitcoin ile emtia ve finansal piyasalar arasındaki ilişkileri daha iyi anlamak için pandemi de dâhil olmak üzere alt dönemleri incelemek gerekmektedir. GARCH (Non-Linear Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) sınıfı olan GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, PARCH ve DCC-GARCH modelleri uygulanmaktadır. Engel (1982) tarafından geliştirilen ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) modeli pozitif ve negatif şoklara aynı tepkiyi vermesi ve şoklara gecikmeli tepki vermesi nedeniyle eleştirilmiştir. GARCH modeli literatüre Bollerslev (1986) tarafından eklenmiştir. Bollerslev ARCH formülündeki hareketli ortalama öğelerine koşullu değişen varyansı eklemiştir. Genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelinde; mevcut oynaklık önceki kalıntı gözlemler ve oynaklıklarla ilişkilidir. Bu modelde koşullu varyans kendi gecikme değeri modele eklenmiştir. GARCH modeli aşağıda verilmiştir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (1)$$

GARCH modellerinin en önemli sınırlılıklarından birisi, hata karelerini kullandığından model negatif ve pozitif şokların işaret etkisini hesaba katmamaktadır. Finans çalışmalarında negatif şokların aynı büyüklükteki pozitif şoklara göre zaman serilerinde daha fazla oynaklığa neden olduğu gözlemlenmiş ve bu durumları dikkate alan modelleri geliştirme ihtiyacı duyulmuştur. GJR modeli (Glosten, Jagannathan ve Runkle, 1993), Üstel GARCH (EGARCH – Nelson, 1991) modeli bu modellere örnek olarak verilebilir. Glosten, Jagannathan ve Runkle'in (1993) GJR modeli GARCH modelinin basit bir uzantısıdır ve GARCH modeline pozitif asimetrikliği dikkate alan bir değişken eklenmiştir. GJR-GARCH modeli aşağıda verilmiştir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (2)$$

Finansal piyasaların algısına bağlı olarak olumlu ve olumsuz haberlerin finansal varlıkların oynaklığı üzerinde farklı etkileri olduğu mantığına dayanan asimetrik modellerden biri olan ve Nelson (1991) tarafından geliştirilen yöntem EGARCH modelidir. Bu model hata terimlerinin genelleştirilmiş hata dağılımına uyduğunu varsaymaktadır. Asimetrik bir ilişkinin varlığına ek olarak, EGARCH modeli ayrıca "kaldıraç etkisi" olarak bilinen etkinin belirlenmesine de olanak tanır. Kaldıraç etkisi; piyasaya gelen olumsuz bir haberin finansal varlıkların oynaklığı üzerinde olumlu bir haberden daha fazla oynaklık yaratması durumudur. EGARCH modelinin GARCH modeline göre en önemli avantajlarından biri varyansın logaritmasını aldığı için doğrudan negatif olmama koşullarını sağlamasıdır. Getiriler ve oynaklık arasında negatif bir ilişki varsa, γ negatif olabilir, yani model asimetrik olmaya izin verecektir (Brooks, 2019). EGARCH modeli aşağıda verilmiştir:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (3)$$

Finansal varlıkların oynaklığı üzerindeki asimetrik etkiyi hesaba katan bir diğer model ise Threshold ARCH (TARCH) modelidir. TARCH modelini diğer modellerden ayıran en önemli özellik; eşik değerini temsil eden bir kukla değişkenin, ϵ_{t-i} için bir eşik değerine dayalı koşullu varyans modeline eklenmesidir. TARCH modelinin temsili Zakoian (1994) tarafından şu şekildedir:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-i} + \lambda d_{t-i} \epsilon_{t-i}^2 + \beta_1 h_{t-i} \quad (4)$$

FIGARCH modelinde şokların koşullu varyans veya uzun hafıza derecesi üzerindeki etkilerinin sürekliliği kesirli entegrasyon parametresi d ile ölçülür. Eğer $d=0$ ise, FIGARCH (p,d,q) süreci bir GARCH (p,q) sürecine indirgenir. Eğer $d=1$ ise, FIGARCH süreci bir IGARCH sürecidir. Baillie ve diğerleri (1996), $0 \leq d < 1$ olduğunda, bir şokun FIGARCH (p, d, q) süreçlerinin koşullu varyansı üzerindeki etkisinin hiperbolik bir oranda yavaşça azaldığını göstermiştir. Ding ve ark. (1993) tarafından

geliştirilen PARCH modelinde ise standart sapmanın güç parametresi olan γ tahmin edilebilir ve δ parametresi süreçteki asimetriyi yakalamak için isteğe bağlı olarak modele dâhil edilir. δ parametresinin istatistiksel olarak anlamlı olması süreçteki asimetriyi göstermektedir. Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) Modeli; koşullu kovaryans matrisinin koşullu varyanslara ve korelasyonlara ayrıştırılması temelinde oluşturulmuştur. Engle (2002) tarafından geliştirilen Dinamik Koşullu Korelasyon GARCH (DCC-GARCH) modeli aşağıdaki gibi formüle edilmiş ve tanımlanmıştır:

$$P_t = (I \otimes Q_t)^{-1/2} Q_t (I \otimes Q_t) \quad (5)$$

$a > 0$, $b \geq 0$, $(a+b) < 1$ koşulları altında Q_t matrisi şu şekilde belirtilir:

$$Q_t = (1 - a - b)s + aV_{t-1}V_{t-1}' + bQ_{t-1} \quad (6)$$

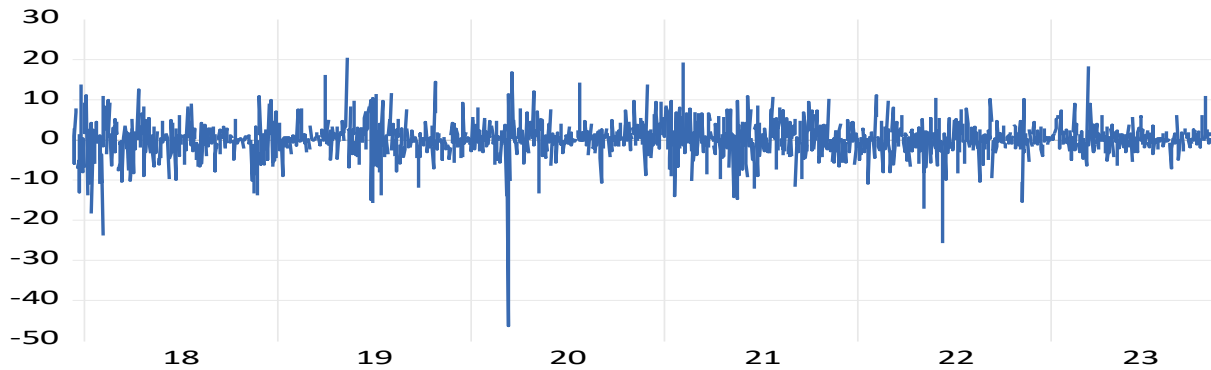
Burada Q_t pozitif kesin bir matristir.

4 Analiz ve Bulgular

Bu çalışmada Bitcoin, emtialar ve pay piyasası endekslerinin asimetrik etkilerini tahmin etmek ve bu piyasalar arasındaki oynaklık yayılımını belirlemek için GARCH modeli ve uzantıları kullanılmaktadır. Analizde kullanılan veriler Bitcoin, Altın gram, Brent petrol fiyatı (OIL), ABD Dolar endeksi (USDINX), Euro-Dolar paritesi (EUR-USD), Şikago Opsiyon Borsası Oynaklık Endeksi (VIX – Volatility Index) ve NASDAQ (ABD), NIKKEI (Tokyo - Japonya), FTSE100 (Londra) ve DAX (Frankfurt - Almanya) olmak üzere dört borsa endeksini içermektedir. Seçilen değişkenler bireysel ve kurumsal yatırımcılar tarafından izlenen öncü göstergeler olduğundan analize eklenmiştir. Bitcoin fiyat serileri günlük ABD Doları kapanışı olup, 11.12.2017 - 30.10.2023 dönemindeki 1.537 günlük dönemi kapsamaktadır. Bitcoin getiri serilerini belirlemek için aşağıdaki logaritma formülü kullanılmıştır.

$$\ln \text{ BTC getiri} = \ln \frac{r_t}{r_{t-1}} * 100$$

Hesaplanan logaritmik getiri serileri Şekil 1'de gösterilmektedir.



Şekil 1. BTC logaritmik getiri serileri

Tablo 1, Bitcoin ve diğer değişkenlerin tanımlayıcı istatistiklerini göstermektedir. BTC serisinin çarpıklık katsayısı negatiftir, yani BTC serisi sola çarpıktır. Negatif çarpıklık sırasıyla BTC ve EUR-USD için en büyüktür ve bu durum negatif getirilerin daha yaygın olduğunu göstermektedir. BTC ve diğer endeksler için getiri verileri pozitifdir ve kalın kuyruklar sergilemektedir. NASDAQ 100, NIKKEI, OIL, USDINX ve VIX serilerindeki pozitif çarpıklık bu piyasaların sağ tarafında asimetri ve kalın kuyruk olduğunu göstermektedir. Ayrıca hisse senedi verilerinde kalın kuyruklu leptokurtik bir dağılım, endeksin yüksek getirili aykırı değerlere eğilimli olduğunu ve bu durumun yatırımla ilişkili riski artırdığını göstermektedir. Bu itibarla geleneksel ve dinamik modeller normallikten sapan finansal getiri verilerinin istatistiksel özelliklerini yakalamak için uygundur.

Tablo 1. Tanımlayıcı istatistikler

	BTC	DAX	FTSE	EUR-USD	GOLD	NASDAQ	NIKKEI	OIL	USDINX	VIX
Ortalama	21195.70	13498.40	7144.97	1.1380	1.649,24	10775,37	25334.86	71.48	97.57	20.65
Medyan	16610.71	13217.67	7277.73	1.1356	1.745,11	11288,32	25349.60	71.49	96.90	19.07
Maksimum	67566.83	16469.75	8014.31	1.2510	2.063,19	16573,34	33753.33	127.98	114.11	82.69
Minimum	3242.48	8,44	4993.89	0.9560	1.174,16	5899,35	16552.83	19.33	88.59	9.15
Std. Hata	15877.10	1639.72	536.34	0.0585	256,92	3084,87	3654.49	18.96	5.31	8.00
Çarpıklık	-0.92	-0.09	-1.28	-0.45	-0,44	0,08	0.23	0.05	0.65	2.46
Basıklık	2.82	2.33	4.26	2.8596	1,71	1,61	2.05	3.31	2.93	14.29
Gözlem	1537	1537	1537	1537	1537	1537	1537	1537	1537	1537

Tablo 2, BTC ile değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarını sunmaktadır. En yüksek korelasyon BTC ile NASDAQ arasındadır (0,8582). NIKKEI'de yüksek bir korelasyona sahiptir (0,7684). DAX BTC arasında negative ve en düşük korelasyon bulunmaktadır (-0,3805). ABD Dolar endeksi de BTC ile negatif bir korelasyona sahiptir.

Tablo 2. Korelasyon tablosu

	DAX	EUR-USD	FTSE	GOLD	NASDAQ	NIKKEI	OIL	USDINX	VIX
BTC	-0,3805	0,2332	0,0709	0,6254	0,8582	0,7684	0,3826	-0,0759	0,1737

Dyhrberg (2016b) ve Al-Yahyaee vd. (2019) Bitcoin oynaklığını tahmin etmek için iki değişkenli ve tek değişkenli GARCH modelini kullanmıştır. Bu çalışma Bitcoin fiyatlarındaki oynaklığı ve oynaklık yayılımının tahmin etmek için Dyhrberg yaklaşımı ve Al-Yahyaee vd. (2019) modelini baz almaktadır. Gujarati (2014) durağan olmayan zaman serilerinde sıklıkla sahte ilişkilerin ortaya çıkabileceğini göstermiştir. Durağanlığı analiz etmek için Dickey ve Fuller (1981) tarafından geliştirilen ADF (Augmented Dickey Fuller) testi uygulanmıştır. Analizde kullanılan değişkenler için hesaplanan p değerleri 0,01'lik kritik değerden küçük olduğundan değişkenler düzeyde durağandır ve birim kök içermemektedir (Tablo 3).

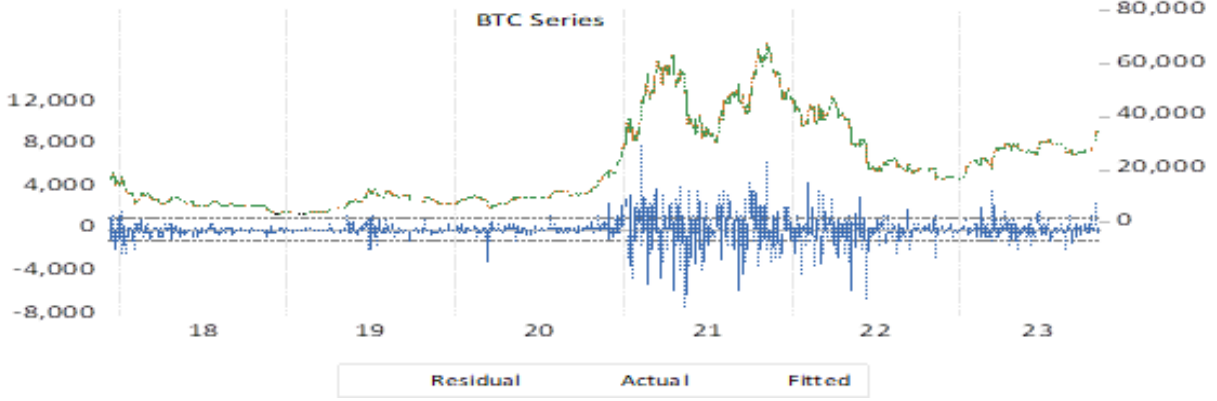
Tablo 3. Birim kök testi tablosu

Değişken	Test İstatistiği	MacKinnon uygun P-Value Z (t) için
BTC	-39.9710***	0.0000
GOLD	-39.1300***	0.0000
OIL	-37.3590***	0.0000
EUR-USD	-38.3230***	0.0000
USDINX	-37.7290***	0.0000
VIX	-5.3530***	0.0000
NASDAQ	-45.9040***	0.0000
NIKKEI	-38.7750***	0.0000
FTSE	-40.7340***	0.0000
DAX	-42.3030***	0.0000

ARMA (p, q) modelleri çalıştırıldıktan sonra, parametrelerin koşullu değerlerine uyabilen ve zaman serisinde bir ARCH etkisini test edebilen en iyi model olan ARMA (1,0) elde edilmiştir. ARMA (1,0) test sonuçları Tablo 4'te gösterilmiştir. Ortalama denklemi belirlemek için analiz 12. gecikmeye kadar gerçekleştirilmiştir. Şekil 2, Bitcoin'in ARCH etkisini göstermektedir. ARCH-LM tahmin sonuçları ARCH etkisinin mevcut olduğunu göstermektedir.

Tablo 4. ARCH-LM testi tablosu

Tüm Dönem	BTC	GOLD	OIL	EURUSD	USDINX	VIX	NASDAQ	NIKKEI	FTSE	DAX
Gecikme4	16.265***	36.905***	86.005***	0.636	192.347***	218.675***	251.771***	207.567***	223.894***	91.207***
Gecikme8	26.832***	72.643***	138.845***	1.292	258.521***	236.926***	292.098***	271.758***	319.781***	160.441***
Gecikme12	27.384***	75.494***	160.875***	1.402	262.224***	256.379***	297.830***	298.025***	348.722***	179.291***

**Şekil 2.** ARCH-LM test grafiği

Ayrıca GARCH modeli ve EGARCH, GJR-GARCH, FIGARCH ve PARCH gibi uzantıları incelenmiştir. Bir piyasadan diğer piyasalara olan oynaklık yayılımını hesaba katarak tüm örneklem için maksimum olabilirlik hesaplamaları yapılmıştır. Sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir. Tüm dönem için birinci an bağımlılıklarından GARCH (1,1) ve diğer GARCH modelleri anlamlıdır. Tahminler beş istatistiksel olarak anlamlı modeli ortaya koymaktadır. Tüm GARCH modelleri, Altın ons fiyatı, NASDAQ ve Dolar endeksi dahil tüm piyasalardan Bitcoin fiyat piyasası oynaklığına etki eden oynaklık yayılımı etkileşimlerini belirlemektedir. Özellikle, GARCH (1,1) spesifikasyonlarının her ikisi de 0,8'den yüksek olan GARCH katsayılarına sahiptir ve bu da zaman içinde güçlü bir kalıcılığa işaret etmektedir. Bu sonuç, oynaklık sürecindeki şokların oynaklık ortalamasına dönme eğiliminin minimum olduğu anlamına gelmektedir.

EGARCH (1,1) modelinin asimetric etkisine ilişkin parametre (λ veya μ_{t-i}/h_{t-1}) % 1 anlamlılık düzeyinde negatif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Aynı büyüklükteki negatif şoklar pozitif şoklardan daha büyük bir oynaklık etkisine sahiptir. λ parametresi sıfırdan küçüktür. Bu durum aynı büyüklükteki negatif şokların pozitif şoklardan daha büyük bir oynaklık etkisine sahip olduğu anlamına gelmektedir. Tahminlerimiz PARCH (1,1) modelinin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve asimetric oynaklık sürecini yakaladığını göstermektedir. Ayrıca PARCH (1,1) modeli, BTC serisinin zamana bağlı oynaklığının süreklilik açısından yüksek ve dirençli olduğunu göstermektedir. AR(1)-FIGARCH(1,d,1) sürecinin kesirli olarak entegre edilmiş parametresi olan d, BTC'nin oynaklığının oynaklık ortalamasına geri dönme yönünde orta düzeyde bir eğilim gösterdiğini ortaya koymaktadır. Sonuç GARCH (1,1) modelinin bulgularıyla tutarlıdır. Şokların BTC'nin diğer piyasalardan koşullu varyansı üzerindeki etkisinin tüm dönem için sürekliliği pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu sonuç, 0,2499'luk kesirli entegrasyon değeriyle desteklenmektedir. Tüm dönemde olduğu gibi, BTC Fiyatı'nın oynaklığını ve değişkenler arasındaki oynaklık yayılımını analiz etmek için Covid-19 alt dönemi için GARCH modellerini uyguluyoruz. COVID-19'un ilk insan vakası 16 Kasım 2019 civarında Çin'in Wuhan kentinde görülmüştür. 18.11.2019 ile 05.05.2023 arasındaki dönem Covid-19 alt dönemi olarak modellenmiştir. Tablo 6, Covid-19 dönemi için Bitcoin için farklı GARCH modellerinin tahmin sonuçlarını göstermektedir. Seçilen tüm Garch modelleri tüm dönem gibi anlamlıdır. Tüm dönemde olduğu gibi altın ons fiyatı, NASDAQ ve Dolar endeksi Bitcoin fiyatının oynaklığı üzerinde etkilere sahiptir. EGARCH (1,1)'in (λ veya μ_{t-i}/h_{t-1}) asimetric etkisinin parametresi negatiftir ve kaldıraç etkisi Covid-19 döneminde gerçekleşmektedir. Asimetric bir etkinin varlığı, olumsuz haberlerin hisse senedi getirilerinin oynaklığını olumlu haberlerden daha fazla artırdığını göstermektedir. Dikkat çekici bir şekilde, Covid dönemindeki olumsuz yenilikler (şoklar), karşılaştırılabilir büyüklükteki olumlu yeniliklerden (iyi haberler) daha büyük bir etkiyle takip eden dönemin oynaklığı üzerinde etkili

olmuştur. Bu sonuçlar, oynaklık yeniliklerinin düzenli olduğunu ve serinin varyansının uzun bir hafızaya sahip olduğunu göstermektedir; bu da zaman serilerinin stokastik davranışıyla tutarlıdır. AR(1)-FIGARCH(1,d,1) süreci kesirli olarak entegre edilmiş bir parametredir; bu da BTC'nin Covid dönemindeki oynaklığının oynaklık ortalamasına geri dönme yönünde orta düzeyde bir eğilim gösterdiğini ortaya koymaktadır. Şokların BTC'nin diğer piyasalardaki koşullu varyansı üzerindeki etkisinin sürekliliği, 0.2499'luk kesirli entegrasyon değeriyle gösterildiği gibi, Covid-19 dönemi için tüm dönemden daha pozitif, istatistiksel olarak anlamlı ve daha yüksektir. Bu çalışma PARCH (1,1) modelinin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve 0.8362'lik güç parametresiyle asimetric oynaklık sürecini yakaladığını göstermektedir.

Tablo 5. Bitcoin GARCH Model Sonuçları (11.12.2017 - 30.10.2023 tarihleri arasındaki tüm dönem)

	GARCH (1,1)	Olasılık	GJR-GARCH	Olasılık	EGARCH (1,1)	Olasılık	FİGARCH (1,1)	Olasılık	PARCH (1,1)	Olasılık
ω	1.5749	0.0011	1.1351	0,0000			4.0817	0,0000	0.2119	0.0025
β	0.8413	0,0000	0.8424	0,0000			-0.1199	0,0157		
Φ										
γ (gama)			0.0776	0,0000						
μ					0,2203	0,0000	0.3279	0,0000		
λ					-0,0492	0,0000				
θ					0,9192	0,0000				
d							0.2499	0,0000		
γ									-0.0568	0.0003
δ									0.6741	0.0000
Log(L)	-4332.91		-4327.06		-4328.77		-1442.78		-1422.71	
AIC	5.66		5.65		5.66		5.90		5.82	
Schwarz	5.70		5.71		5.71		6.02		5.95	
Hannan-Quinn	5.68		5.67		5.68		5.94		5.87	

Tablo 6. Bitcoin GARCH modelleri sonuçları (18.11.2019 - 05.05.2023 tarihleri arasındaki Covid-19 dönemi)

	GARCH (1,1)	Olasılık	GJR-GARCH	Olasılık	EGARCH (1,1)	Olasılık	FİGARCH	Olasılık	PARCH	Olasılık
ω	1.2026	0.0000	1.2105	0.0000			17.7600	0.0000	0.5709	0.0154
β	0.8123	0.0000	0.8125	0.0000			0.6001	0.0000		
Φ										
γ (gama)			0.1293	0.0000						
μ					0,0649	0,0952	0.1500	0,0092		
λ					-0,0884	0,0000				
θ					0,9175	0,0000				
d							0.4000	0.0000		
γ									0.3411	0.0000
δ									0.8362	0.0000
Log(L)	-2555.18		-2549.26		-2546.97		-2.549.26		-2548.19	
AIC	5.68		5.66		5.66		5.66		5.66	
Schwarz	5.74		5.74		5.73		5.74		5.74	
Hannan-Quinn	5.71		5.69		5.69		5.69		5.69	

Volatilite sürecindeki koşullu bağımlılığı en iyi tanımlayan modeli belirlemek için bilgi kriterlerinden (LL, SIC ve AIC) yararlanılmaktadır. Tüm modellerin iç içe geçmiş olması nedeniyle bu şekilde başarılabilir. Sin ve White'a (1996) göre, SIC ve AIC kriterlerini en aza indiren ve LL (Log Likelihood) işlevini en üst düzeye çıkaran model verileri tanımlamak için en uygun olanıdır. EGARCH (1,1) spesifikasyonunun koşullu varyanstaki bağımlılığı yakalamak için en iyi model olduğu bulunmuştur, diğer modeller de LL ve AIC kriterlerine dayanarak BTC ile diğer değişkenler arasındaki volatilitenin karşılıklı bağımlılığını test etmek için uygulanabilir. Tablo 7 model karşılaştırmasına ilişkin sonuçları sunmaktadır.

Tablo 7. Modellerin karşılaştırılması

Criteria	GARCH(1,1)	GJR-GARCH	EGARCH(1,1)	FIGARCH	PARCH
AIC Criteria	5.68	5.66	5.66	5.66	5.66
SIC Criteria	5.74	5.74	5.73	5.74	5.74
Log Likelihood Criteria	-2555.18	-2549.26	-2546.97	-2549.26	-2548.19

Son olarak, eşleştirilmiş finansal piyasaların bulaşma etkisini yakalamak ve tüm değişkenler için zaman değişkenli koşullu korelasyonları incelemek için DCC–MGARCH (1,1)-t modelini kullanıyoruz. Tablo 8, tüm dönem ve pandemi kriz dönemleri için DCC–MGARCH (1,1)-t modelinin temel ayrıntılarını özetlemektedir. Her piyasadaki kısa dönemli dinamikleri karakterize etmek için koşullu değişen varyans- heteroskedastisite (ARCH) terimini tahmin ediyoruz ve geçmiş yeniliklerin etkisini anlamak için koşullu varyansı hesaplıyoruz. α (ε_{t-j}), koşullu heteroskedastisite için ilgili katsayıdır ve β (h_{t-j}), koşullu varyans için ilgili katsayıdır. DCC-MGARCH modelinden, hem α (ε_{t-j}) hem de β (h_{t-j}) tüm dönem ve pandemi için istatistiksel olarak anlamlıdır. Altın için ARCH etkisi en az kalıcı olanıdır, endeksler ve BTC için ARCH etkisi ise daha kalıcıdır. Aslında, FTSE için ARCH etkisi en kalıcı olanıdır. Tablo 8, dijital para, ana emtia ve endeks piyasaları arasındaki DCC–MGARCH (1,1)-t modelinin ana tahminlerini özetlemektedir. Korelasyonlar, λ_1 ve λ_2 ile gösterildiği gibi oldukça kalıcı görünmektedir, bu da kovaryans matrisi Q_t 'nin gecikmeli matris Q_{t-1} 'e ne kadar bağlı olduğunu da göstermektedir. Süreç kesinlikle durağandır, çünkü λ_1 ve λ_2 ikisi de pozitif ve toplamları birden küçüktür.

Tablo 8. DCC-MGARCH model çıktıları

	Tüm Dönem			Covid-19 Dönemi		
	Constant (ω)	α (ε_{t-j})	β (h_{t-j})	Constant (ω)	α (ε_{t-j})	β (h_{t-j})
BTC	1.6591***	0.1370***	0.7900***	37.5432***	0.0057***	-0.9207***
GOLD	0.0175***	0.0538***	0.9247***	0.1151***	0.0680***	0.8172***
OIL	0.1897***	0.1230***	0.8554***	0.2753***	0.1586***	0.8214***
USDINX	0.0023**	0.0554***	0.9298***	0.0052**	0.0934***	0.8795***
VIX	1.0820***	0.7661***	0.2463***	1.5105***	0.8464***	0.1811***
NASDAQ	0.0754***	0.1645***	0.8141***	0.0672***	0.1304***	0.8494***
NIKKEI	0.0839***	0.0891***	0.8478***	0.1097**	0.1008***	0.8260***
FTSE	0.0839	0.1704***	0.8784***	0.0849***	0.1374***	0.8037***
DAX	0.1004***	0.1614***	0.7862***	0.1112***	0.1765***	0.7772***

BTC ile diğer finansal ve emtia piyasaları arasındaki ilişkiler Covid-19 dönemi ve tüm dönemler için incelenmiş ve Tablo 9'da sunulmuştur. Zaman aralığının tanımlanmasının amacı Covid-19 döneminin değişkenler arasındaki ilişki üzerinde bir etkisinin olup olmadığını belirlemektir. BTC ile altın ve NASDAQ'ın getirileri arasında tüm zaman dilimlerinde ve de Covid-19 dönemi boyunca istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki ortaya çıkmaktadır. Özellikle, 0.1341'lik nispeten düşük koşullu korelasyon katsayısı BTC ile altın arasında düşük bir yayılma etkisine işaret etmektedir. Covid-19 döneminde BTC ve altın çifti için korelasyonlar 0.1341'den 0.1674'e yükselmiştir, ancak bu artışın yatırımcı pozisyonları üzerinde önemli bir etkisi olması olası değildir. Bu sonuç, BTC ve altının tek bir portföyde birleştirilmesinin aşırı piyasa dalgalanmalarına karşı koruma sağladığını gösteren Selmi ve diğerleri (2018)'nin sonuçlarıyla karşılaştırılabilir. Dahası, BTC'nin pandemi kargaşası sırasında NASDAQ'ın bulaşıcı etkilerinden en çok etkilenen olduğu görülmektedir. Bu sonuç, kripto para piyasasının esas olarak ABD'de yoğunlaştığını düşündüğümüzde sağduyuyla uyumlu görünmektedir. BTC ve USDINX değişkenleri arasında -0,1300 korelasyonuyla gösterildiği gibi istatistiksel ve negatif anlamlı bir ilişki bulunmuştur. Korelasyonlar pandemi krizi sırasında önemsiz bir şekilde güçlenmiştir ve bu etki ihmal edilebilir. Bu bulgu, USDINX'i kripto paralarla birleştirirken piyasa katılımcıları için potansiyel çeşitlendirme faydalarına dair kanıtları desteklemektedir. BTC ve NIKKEI değişkenleri arasında tüm zaman dilimlerinde istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmamasına rağmen, Covid-19 döneminde tüm zaman dilimlerine kıyasla % 10 anlamlılık düzeyinde pozitif ve nispeten daha güçlü bir ilişki bulunmuştur. Bu durum sistematik şokların aksine, kendine özgü yeniliklerin normal zamanlarda iş çevrimlerindeki dalgalanmalardan birincil olarak sorumlu olduğunu göstermektedir. Dahası, oynaklık yayılımları desenlerini değiştirebilir ve çalkantılı zamanlarda daha etkili hale gelebilir. Genel olarak, DCC-MGARCH-t modelinin BTC'nin diğer değişkenlerle bağlantısına ilişkin sonuçları, bilgi kriterlerine göre en çok istenen model olarak seçilen EGARCH(1,1) spesifikasyon sonuçları tarafından desteklenmiştir.

Dijital para Bitcoin petrol fiyatı, VIX, FTSE ve DAX değişkenleriyle ilişkisiz kalmaktadır. Bu sonuç Alman yatırımcılar için önemli çıkarımlara sahiptir ve BTC'nin DAX endeksinden farklı oynaklık evrelerini izleyen belirgin risk-getiri özelliklerine işaret etmektedir. Bu sonuç, BTC ile ABD Doları endeksi ve hisse senetleri arasında farklı oynaklık kalıpları belirleyen Baur vd. (2018) sonuçlarıyla uyumludur. BTC ile FTSE ve DAX arasındaki ilişkinin yönünün negatif olması gerçeğiyle bireysel veya kurumsal yatırımcılar Bitcoin ile birlikte bu borsalara yatırım yaparak fayda sağlayabilirler. Diğer değişkenler arasındaki ilişkiler incelendiğinde, altın ile USDINX değişkeni arasında hem Covid döneminde hem de tüm zaman dilimlerinde negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki gözlemlenmektedir. Altın ile NASDAQ arasında tüm zaman dilimlerinde istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmasa da Covid-19 döneminde pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmaktadır. Petrol fiyatı hem Covid döneminde hem de tüm zaman dilimlerinde NASDAQ ve NIKKEI değişkenleriyle ilişkili kalmaktadır. USDINX değişkeni ile NASDAQ ve NIKKEI değişkenleri arasında istatistiksel olarak anlamlı ve negatif bir ilişki tüm zaman dilimlerinde ve Covid döneminde de ortaya çıksa da, bu ilişki Covid-19 döneminde daha belirgindir. Sonuçlar, tahmin edilen standartlaştırılmış Japon ve Amerikan artıklarının koşullu normalliği ve tek değişkenli normal dağılımı paylaştığını gösteren Ng (2000)'nin sonuçlarıyla tutarlıdır. Ayrıca yerel idiosinkratik getiri şokunun koşullu varyansının asimetric etkisini modele eklemek bulaşma etkisini artırmaktadır.

Tablo 9. DCC-MGARCH ile dinamik korelasyon katsayıları

		Tüm Dönem			Covid-19 Dönemi		
		Korelasyon Katsayı	Z Test	Olasılık	Korelasyon Katsayı	Z Test	Olasılık
BTC	GOLD	0.1341	3.9400***	0.0000	0.1674	4.4200***	0.0000
	OIL	0.0192	0.5600	0.5750	0.0217	0.5500	0.5830
	USDINX	-0.1300	-3.7900	0.0000	-0.1418	-3.6500***	0.0000
	VIX	0.0232	0.6600	0.5111	0.0601	1.4700	0.1410
	NASDAQ	0.1321	3.9500***	0.0000	0.1897	5.0300***	0.0000
	NIKKEI	0.0246	0.7100	0.4780	0.0646	1.6500*	0.1000
	FTSE	-0.0341	-1.0200	0.3070	-0.0396	-1.0200	0.3070
	DAX	-0.0050	-0.1400	0.8860	-0.0217	-0.5600	0.5740
	OIL	-0.0155	-0.4600	0.6460	-0.0082	-0.2100	0.8310
Altın	USDINX	-0.3028	-9.1900***	0.0000	-0.3283	-9.4200***	0.0000
	VIX	-0.0016	-0.0400	0.9650	-0.0475	-1.2000	0.2320
	NASDAQ	0.0157	0.4600	0.6430	0.0898	2.3300**	0.0200
	NIKKEI	-0.0252	-0.7400	0.4590	0.0083	0.2200	0.8290
	FTSE	-0.0114	-0.3400	0.7310	-0.0311	-0.8100	0.4170
	DAX	-0.0117	-0.3400	0.7330	-0.0223	-0.5800	0.5630
	USDINX	-0.0048	-0.1400	0.8880	-0.0244	-0.6300	0.5320
	VIX	-0.0066	-0.1900	0.8490	0.0469	1.2100	0.2250
	NASDAQ	0.1193	3.5100***	0.0000	0.1081	2.8200***	0.0050
Petroil	NIKKEI	0.1448	4.3400***	0.0000	0.1366	3.5400***	0.0000
	FTSE	0.0308	0.9300	0.3510	0.0469	1.2100	0.2250
	DAX	-0.0134	-0.3700	0.7110	-0.0188	-0.4800	0.6280
	VIX	-0.0244	-0.7000	0.4870	0.0045	0.1100	0.9110
	NASDAQ	-0.0667	-1.9300	0.0530	-0.1240	-3.1900***	0.0010
	NIKKEI	-0.0591	-1.7200	0.0860	-0.1260	-3.2700***	0.0010
	FTSE	0.0238	0.7000	0.4870	0.0524	1.3700	0.1720
	DAX	-0.0256	-0.7300	0.4670	0.0182	0.4700	0.6380
	NASDAQ	0.0181	0.5200	0.6030	0.0282	0.6900	0.4890
VIX	NIKKEI	-0.0154	-3.5600***	0.0010	-0.0858	-2.1500**	0.0320
	FTSE	-0.0417	-1.2200	0.2240	-0.0494	-1.2600	0.2070
	DAX	-0.0075	-0.2100	0.8333	-0.0697	-1.7400	0.0810
NASDAQ	NIKKEI	0.1573	-4.6700***	0.0000	0.1351	3.5400***	0.0000
	FTSE	0.0184	0.5500	0.5800	-0.0131	-0.3400	0.7350
	DAX	0.0221	0.6500	0.5180	-0.0068	-0.1800	0.8600
	FTSE	0.0348	1.0300	0.3030	0.0348	0.9000	0.3680
NIKKEI	DAX	0.0812	2.3500**	0.0190	0.0526	1.3500	0.1760
	FTSE	0.0006	0.0000	0.9980	0.0199	0.51	0.6130
FTSE	DAX	0.0006	0.0000	0.9980	0.0199	0.51	0.6130
		Tüm Dönem			Covid-19 Dönemi		
λ_1		0.0074			0.0119		
λ_2		0.9653			0.9078		

VIX değişkeni ile NIKKEI değişkeni arasında Covid-19'da ve de tüm zaman dilimlerinde istatistiksel olarak anlamlı ve negatif bir ilişki ortaya çıkmaktadır. Bu durum, artan yatırımcı iştahının NIKKEI borsası üzerinde bir etkisi olmadığı şeklinde yorumlanabilir. NASDAQ ile NIKKEI borsası arasında Covid-19'da ve de tüm zaman dilimlerinde istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki gözlenmektedir. Covid-19 döneminde NIKKEI ile DAX arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmasa da, tüm dönem dikkate alındığında NIKKEI ile DAX arasında pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir bağlantı bulunmaktadır. Sonuçlar, uzak coğrafi konumlara sahip gelişmiş ekonomiler için koşullu oynaklıklar arasında bir bağlantı olduğunu göstermektedir. Literatür, bu bağlantıların güçlü ekonomik entegrasyon ve politik işbirliğine sahip komşu ülkelerde daha da güçlü olabileceğini ileri sürmektedir (Azimova, 2022). FTSE değişkeninin sonuçları DAX değişkenine kıyasla farklı oynaklık kalıplarını izlediğini, tüm dönem ve pandemi dönemi boyunca korelasyonsuz kaldığını göstermektedir.

5 Sonuç ve Değerlendirme

Emtia ve varlık piyasaları oynaklığını korurken, portföylerinin risklerini azaltmayı hedefleyen yatırımcılar son zamanlarda Bitcoin'e ilgi göstermeye başlamıştır. Bunun sonucunda Bitcoin ile başlıca finans ve emtia piyasaları arasındaki ilişki yoğun araştırma ilgi alanlarından birisi olmuştur. Bu makale BTC – Petrol fiyatı ve BTC- Altın fiyatı çiftleri ile BTC - NASDAQ, BTC - NIKKEI, BTC - FTSE, BTC - DAX arasındaki koşullu korelasyon ve oynaklık yayılımını modelleme ve tahmin etme konusundaki devam eden çabalara katkıda bulunmaktadır. Derinlemesine bir analiz için, GARCH, EGARCH, GJR GARCH, FIGARCH ve PARARCH dahil olmak üzere farklı özelliklere sahip altı GARCH modellerini ele almakta ve örneği tanımlamak için en uygun modeli belirlemek için bilgi kriterlerini (LL, SIC ve AIC) kullanmaktadır. EGARCH (1,1) tekniğinin koşullu varyanstaki bağımlılığı yakalamak için en iyi model olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca öngörücü bağımlılığı güçlendirmek ve BTC ile varlık/emtia getirilerinin standartlaştırılmış artıkların korelasyon dinamikleriyle birlikte hareketine dair daha iyi bir içgörü elde etmek için DCC-MGARCH modeli çalışmaya eklenmiştir. Yukarı veya aşağı yönlü piyasa şoklarını ölçmek ve sonuçlarımızı genelleştirmek için VIX endeksini hisse senedi piyasasındaki oynaklığı uluslararası bir ölçüsü olarak ele alınmıştır.

DCC-MGARCH modeli kullanılarak, BTC ve hisse senedi piyasalarında ARCH etkisinin kalıcılığına dair kanıtlar bulunmuştur. Tahminlerimiz, ARCH etkisinin altın için en az kalıcı olduğunu göstermektedir. BTC ve altın fiyatı arasında zayıf pozitif korelasyonlar bulunmuş, ancak nispeten düşük koşullu korelasyon katsayısı piyasalar arasında çok az bulaşma olduğunu göstermektedir. Covid-19 döneminde, BTC ve altın çifti için korelasyonlar artmış, ancak bu artışın yatırımcı pozisyonlarını önemli ölçüde etkilemesi olası değildir. BTC ve USDINX arasında negatif zamanla değişen koşullu korelasyonlar bulunmuştur. Bu sonuç hiçbir bulaşma etkisi olmadığını göstermektedir. Dahası, Covid-19 döneminde BTC ve NIKKEI arasında tüm dönemlere kıyasla % 10 anlamlılık düzeyinde pozitif ve nispeten daha güçlü bir ilişki bulunmuştur. Bu durum sistematik şokların aksine, kendine özgü yeniliklerin normal zamanlarda iş çevrimlerinin dalgalanmalarından birincil olarak sorumlu olduğunu göstermektedir. Ayrıca BTC – Petrol fiyatı ve BTC - DAX paritesi arasında anlamlı bir koşullu korelasyon bulunmamıştır, bu da izolasyon ve çeşitlendirme fırsatlarına işaret etmektedir.

Ek olarak, aynı büyüklükteki negatif şokların BTC modeli oynaklığı üzerinde pozitif şoklardan daha büyük bir etkiye sahip olduğunu görülmüştür. BTC serisinin zamanla değişen oynaklığı süreklilik açısından yüksek ve dirençlidir. BTC oynaklığı oynaklık ortalamasına geri dönme konusunda orta düzeyde bir eğilim göstermektedir.

Bu bulguların uluslararası yatırımcılar için çıkarımları bulunmaktadır. BTC'deki geçmiş yeniliklerin güçlü kalıcılığı ve asimetrik etkisi yatırımcıların geçmiş yeniliklere ve kısa vadeli piyasa dinamiklerine karşı oldukça hassas olduklarını ve büyük olasılıkla BTC'yi nispeten daha az likit bir piyasa olarak gördüklerini ve henüz sağlam bir yatırım felsefesine bağlı olmadıklarını göstermektedir. Ayrıca altının daha düşük kalıcılığı yatırımcıların altını somut ve stratejik bir yatırım seçeneği olarak gördüklerini göstermektedir. Yatırımcılar bu çalışmanın sonuçlarını incelerken inançlarını değiştirebilir ve yatırım davranışlarını ayarlayabilirler. Yani yatırımcılar portföylerini oluştururken dijital para birimini değerlendirebilir, BTC - Altın, BTC - Petrol paritesinin yanı sıra BTC – Dolar endeksi paritesini de portföylerine dahil ederek riski daha etkin bir şekilde yönetebilir ve çeşitlendirme avantajları elde edebilirler.

Kaynaklar

Akkaya, M. (2021a). *Disruptive Financial Innovation and Big Data Implications in Digital Finance*. Taylor & Francis: 69-90.

Akkaya, M. (2021b). *The determinants of the volatility in cryptocurrency markets: the Bitcoin case*. Bogazici Journal.

Akkaya, M. (2022). Kripto para işlemlerini yönlendiren ekonomik ve finansal faktörler: Bitcoin fiyat oluşumu. *TESAM Akademi Dergisi*, 9(1), 209-226.

- Al-Yahyaee, K. H., Mensi, W., Al-Jarrah, I. M. W., Hamdi, A., & Kang, S. H. (2019). Volatility forecasting, downside risk, and diversification benefits of Bitcoin and oil and international commodity markets: A comparative analysis with yellow metal. *The North American Journal of Economics and Finance*, 49, 104-120.
- Ammous, S., & D'Andrea, F. A. M. C. (2022). Hard Money and Time Preference: a Bitcoin perspective. *MISES: Interdisciplinary Journal of Philosophy, Law and Economics*, 10.
- Azimova, T. (2022). Modelling volatility transmission in regional Asian stock markets. *The Journal of Economic Asymmetries*, 26, e00274.
- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018) Bitcoin: medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189.
- Baur, D. G. & Hoang, L. (2021). The Bitcoin gold correlation puzzle. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 32, 100561. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100561>.
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 74(1), 3-30.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- Brooks, C. (2019). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge university press.
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B. & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>.
- Chang, H. L., Nie, W. Y., Chang, L. H., Cheng, H. W., & Yen, K. C. (2023). Cryptocurrency Momentum and VIX premium. *Finance Research Letters*, 57, 104196.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1057-1072.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119: 158–71
- Dyhrberg, A.H. (2016a). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139-144.
- Dyhrberg, A. H. (2016b). Bitcoin, gold and the dollar—A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 987-1007.
- Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of business & economic statistics*, 20(3), 339-350.
- Erdas, M. L., & Caglar, A. E. (2018). Analysis of the relationships between Bitcoin and exchange rate, commodities and global indexes by asymmetric causality test. *Eastern Journal of European Studies*, 9(2).
- Ghorbel, A., Frikha, W., & Manzli, Y. S. (2022). Testing for asymmetric non-linear short-and long-run relationships between crypto-currencies and stock markets. *Eurasian Economic Review*, 12(3), 387-425.
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkon, M., Weber, M.C. & Siering, M. (2014). Bitcoin - Asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions. *Working Paper*, 1-14.
- Glosten, L., Jagannathan, R. & Runkle, D. (1993). Relationship between The Expected Value and The Volatility of The Nominal Excess Return on Stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779 – 1801.
- Greenberg, A. (2011). *Crypto Currency*. Forbes.com, 20 April 2011.

- Gujarati, D. (2014). *Econometrics by example*. Bloomsbury Publishing.
- Gürkün, G., & Ünalımsı, İ. (2014). Is gold a safe haven against equity market investment in emerging and developing countries? *Finance Research Letters*, 11(4), 341-348.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437.
- Guizani, S., & Nafti, I. K. (2019). The determinants of bitcoin price volatility: An investigation with ARDL model. *Procedia computer science*, 164, 233-238.
- Gupta, S. K., Fegade, A., Padhye, P., Mohture, A., Kalshetti, P., & Murthy, Y. S. (2024). Evaluating the Effect of COVID-19 on Major World Indices: In relation to Gold, Silver, Crude Oil, and Bitcoin. *Academy of Marketing Studies Journal*, 28(2).
- Hou, Y., Li, Y., Hu, Y., & Oxley, L. (2022). Time-varying spillovers of higher moments between Bitcoin and crude oil markets and the impact of the US–China trade war: a regime-switching perspective. *The European Journal of Finance*, 1-31.
- Jareño, F., de la O González, M., Tolentino, M., & Sierra, K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67, 101666.
- Jiang, S., Li, Y., Lu, Q., Wang, S., & Wei, Y. (2022). Volatility communicator or receiver? Investigating volatility spillover mechanisms among Bitcoin and other financial markets. *Research in International Business and Finance*, 59, 101543.
- Jiang, Y., Nie, H., & Ruan, W. (2018). Time-varying long-term memory in Bitcoin market. *Finance Research Letters*, 25, 280-284.
- Jin, J., Yu, J., Hu, Y., & Shang, Y. (2019). Which one is more informative in determining price movements of hedging assets? Evidence from Bitcoin, gold and crude oil markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 527, 121121.
- 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.
- Kurihara, Y. and Fukushima, A. (2018). How Does Price of Bitcoin Volatility Change? *International Research in Economics and Finance*, 2(1), 8-14.
- Kwon, J. H. (2020). Tail behavior of Bitcoin, the dollar, gold and the stock market index. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 67, 101202.
- Liu, J. and Serletis, A. (2019). Volatility in the Cryptocurrency Market. *Open Economies Review*, 30, 779-811.
- Lopez-Cabarcos, M. A., Perez-Pico, A. M., Pineiro-Chousa, J. & Sevic, A. (2021). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 38, 1-7.
- Mensi, W., Sensoy, A., Aslan, A., & Kang, S. H. (2019). High-frequency asymmetric volatility connectedness between Bitcoin and major precious metals markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 50, 101031.
- Munyas, T., & Atasoy, F. (2021). An empirical investigation of the relationship between Bitcoin and developed and developing country stock markets.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized Business Review*, 21260.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 347-370.
- Ng, A. (2000). Volatility spillover effects from Japan and the US to the Pacific–Basin, *Journal of International Money and Finance*, 19, 207-233.
- Oad Rajput, S. K., Soomro, I. A., & Soomro, N. A. (2022). Bitcoin sentiment index, bitcoin performance

and US dollar exchange rate. *Journal of Behavioral Finance*, 23(2), 150-165.

Okorie, D. I., & Lin, B. (2020). Crude oil price and cryptocurrencies: evidence of volatility connectedness and hedging strategy. *Energy economics*, 87, 104703.

Omri, I. (2023). Directional predictability and volatility spillover effect from stock market indexes to Bitcoin: evidence from developed and emerging markets. *The Journal of Risk Finance*, 24(2), 226-243.

Öget, E. & Kanat, E. (2018). Bitcoin ile Türkiye ve G7 Ülke Borsaları Arasındaki Uzun ve Kısa Dönemli İlişkilerin İncelenmesi. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (FESA)*, 3(3), 601-614.

Özdemir, O. (2022). Cue the volatility spillover in the cryptocurrency markets during the COVID-19 pandemic: evidence from DCC-GARCH and wavelet analysis. *Financial Innovation*, 8(1), 12.

Polasik, M., Piotrowska, A.I., Wisniewski, T.P., Kotkowski, R., Lightfoot, G. (2015), Price Fluctuations and the Use of Bitcoin: An Empirical Inquiry. *International Journal of Electronic Commerce*, 20(1), 9-49.

Salisu, A. A., Ndako, U. B., & Vo, X. V. (2023). Oil price and the Bitcoin market. *Resources Policy*, 82, 103437.

Selmi, R., Mensi, W., Hammoudeh, S., & Bouoiyour, J. (2018). Is Bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold. *Energy Economics*, 74, 787–801.

Scaillet, O., Treccani, A. ve Trevisan, C. (2017). High-Frequency Jump Analysis Of The Bitcoin Market. *Swiss Finance Institute Research Paper*, 17-19.

Sin, C. Y., & White, H. (1996). Information criteria for selecting possibly misspecified parametric models. *Journal of Econometrics*, 71(1-2), 207-225. Telek, C., Şit, A. (2020). The Relationship of Crypto Coins with Gold and Foreign Exchange: The Case of Bitcoin. *Turkish Studies - Economy*, 15(2), 913-924.

Telek, C. & Şit, A. (2020). The Relationship of Crypto Coins with Gold and Foreign Exchange: The Case of Bitcoin. *Turkish Studies - Economy*, 15(2), 913-924.

Urquhart, A. (2017). Price clustering in Bitcoin. *Economics letters*, 159, 145-148.

Uzonwanne, G. (2021). Volatility and return spillovers between stock markets and cryptocurrencies. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 82, 30-36.

Wang, X., Chen, X., & Zhao, P. (2020). The relationship between Bitcoin and stock market. *International Journal of Operations Research and Information Systems (IJORIS)*, 11(2), 22-35.

Wen, F., Tong, X., & Ren, X. (2022). Gold or Bitcoin, which is the safe haven during the COVID-19 pandemic? *International Review of Financial Analysis*, 81, 102121.

Yermack, D. (2015). *Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal*. In *Handbook of digital currency* (pp. 31-43). Academic Press.

Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and control*, 18(5), 931-955.

Zwick, H. S., & Syed, S. A. S. (2019). Bitcoin and gold prices: A fledging long-term relationship. *Theoretical Economics Letters*, 9(7), 2516-2525.