



RESEARCH ARTICLE / Araştırma Makalesi

<https://doi.org/10.37093/ijisi.1510272>

Forbes Tarafından Seçilen Blockchain Borsa Yatırım Fonları (BYF) İle Bitcoin ve Ethereum Getirilerinin Vektör Otoregresyon Analizi İle İncelenmesi

Ozan Kaymak*

Öz

2008 yılında Bitcoin'in ortaya çıkmasından sonra kripto paralar kısa zamanda önemli bir varlık sınıfı haline gelmiştir. Kripto paralar; uzlaşma prensibine dayalı, birimler arası doğrudan işlem yapma imkânı sunan, işlemlere ait kayıtlara tüm birimlerin erişebildiği, merkeziyetsiz bir yapı olan blockchain teknolojisi ile işletilirler. Bu çalışmanın amacı, Forbes tarafından 2024 yılı için, blockchain endüstrisinde faaliyet gösteren firmalara ait sermaye varlıkları yatırımlarında uzmanlaşan en iyi borsa yatırım fonlarının 2021 Ekim ile 2024 Haziran dönemindeki haftalık getirileri ile aynı dönemdeki Bitcoin ve Ethereum haftalık getirilerinin zaman serileri Vektör Oto Regresyon Analizi ile incelenmesidir. Çalışmada Varyans Ayrıştırması ve Etki-Tepki Testleri yapılarak serilerin birbirlerine karşı etki düzeyleri incelenmiştir. Ayrıca seriler arasındaki nedensellik ilişkileri Granger Nedensellik Testi yöntemiyle araştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda; seçili blockchain yatırım fonlarından First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy (CRPT) haftalık getirilerinin, Bitcoin ve Ethereum haftalık getirileri ile %5 anlamlılık seviyesinde tek yönlü, sadece Bitcoin haftalık getirileri ile %10 anlamlılık düzeyinde çift yönlü Granger Nedensellik ilişkisine sahip olduğu belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Blockchain Borsa Yatırım Fonları, Bitcoin, Ethereum, VAR Analizi

JEL Kodları: G11, G12, G17

Cite this article: Kaymak, O. (2024). Forbes tarafından seçilen Blockchain Borsa Yatırım Fonları (BYF) ile Bitcoin ve Ethereum getirilerinin Vektör Otoregresyon Analizi ile incelenmesi. *International Journal of Social Inquiry*, 17(3), 575–595. <https://doi.org/10.37093/ijisi.1510272>

* Dr. Öğr. Üyesi, Dicle Üniversitesi, Çermik Meslek Yüksekokulu, Finans Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü, Diyarbakır, Türkiye.
E-posta: kaymak.ozan@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5492-2877>

Article Information

Received 04 July 2024; Revised 01 Oct 2024; Final Revision 08 Oct 2024; Accepted 14 Oc 2024; Available online 25 December 2024



Vector Autoregression Analysis of Bitcoin and Ethereum Returns With Blockchain Exchange Traded Funds (ETF) Selected by Forbes

Abstract

After Bitcoin emerged in 2008, cryptocurrencies quickly became critical financial assets. Cryptocurrencies operate with blockchain technology, a decentralized structure based on the principle of consensus that allows direct transactions between units and all units to access the ledger. This study aims to analyze the relationships between the weekly returns of the best exchange-traded funds specializing in capital assets investments of companies operating in the blockchain industry, which Forbes selected in April 2024, and Bitcoin and Ethereum weekly returns in the period between October 2021 and June 2024, using the Vector Autoregression (VAR) method. The effect levels of the series against each other were examined by performing variance decomposition and impulse-response tests. We also investigated the causality relationships between the series using the Granger Causality Test. As a result of the study, it has been determined that the weekly returns of the First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy ETF (CRPT) have a one-way Granger causality relationship with the weekly returns of Bitcoin and Ethereum at a 5% significance level. In addition, CRPT has a bidirectional Granger causality relationship with only Bitcoin weekly returns at a 10% significance level.

Keywords: Blockchain Exchange Traded Funds, Bitcoin, Ethereum, VAR Analysis

JEL Codes: G11, G12, G17

1. Giriş

Kripto paralar, 2008 yılında yaşanan küresel ekonomik kriz döneminde ortaya çıkmışlardır. Bu alanda yapılan bazı araştırmalar; yatırımcıların, krizin atlantılması ve yönetilmesinde düzenleyici ve denetleyici kuruluşların yetersiz kaldıkları görüşünde olduğunu belirtmektedir (Davidson, 2008; Gartenberg & Pierce, 2015; Whalen, 2008). Krizin derinleşmesi ve yayılmasıyla, dünya genelinde finansal yatırımcılar yeni yatırım alanları arayışına girmişlerdir. İlk kripto para olan bitcoin'in aynı dönemde ortaya çıkmasının bir rastlantı olup olmadığı henüz kesinlik kazanmamış bir konudur.

Kripto paralar blockchain sistemleri üzerinden işlem görürler. Geleneksel sistemlerin aksine blockchain sistemleri herhangi bir merkez tarafından yönetilmeyen, işlemlerin sisteme dâhil olan tüm birimler tarafından uygun olduğu üzerinde uzlaşmalarıyla geçerlilik kazanan ağ sistemleridir. Gerçekleşen işlemlere ait bilgiler kayıt defterlerine değiştirilemez biçimde kaydedilir. Sisteme dâhil olan tüm katılımcıların gerçekleşen işlemleri izleme ve kontrol etme imkânları vardır. Bu özellikleri nedeniyle blockchain sistemleri konvansiyonel sistemlere göre daha şeffaf ve demokratik sistemler olarak değerlendirilmektedir (Di Pierro, 2017; Nofer vd., 2017). Blockchain sistemleri, ağ güvenliği açısından önemli avantajlara sahiptir. Geleneksel ağ sistemlerinde gerçekleşen işlemler ve bu işlemlere ait kayıtlar; düzenleyici ve denetleyici birimlerin sunucularında yer alır. Bu sunucuların kötü amaçlı kullanıcılar tarafından ele geçirilmesi durumunda kullanıcılar önemli kayıplara uğrayabilirler. Blockchain sistemlerinde gerçekleşen işlemler, sistem içindeki tüm katılımcıların söz konusu işlem üzerinde uzlaşmaya varmaları durumunda geçerlilik kazanırlar. Geçerlilik kazanan işlemlere ait kayıtların, tüm katılımcıların erişebildiği kayıt defterlerinde saklanmasından dolayı bu kayıtlar üzerinde manipülasyon yapılamaz. Sistemdeki tüm katılımcılarda kayıt defteri örneğinin bulunması sebebiyle, sistemdeki bir kaydın değiştirilmesi durumunda bile bu değişiklik geçerlilik kazanamaz. Bu özellikleri sayesinde blockchain sistemleri geleneksel otomasyon sistemlerine

göre çok daha yüksek güvenlik potansiyeline sahiptirler (Karame & Capkun, 2018; Zhang vd., 2019).

Blockchain sistemleri kripto paralar dışında akıllı kontratlar (token) olarak bilinen varlıkların işlemlerinde de kullanılırlar. Akıllı kontratların kendilerine ait blockchain sistemleri olmamasına rağmen, mevcut blockchain sistemleri üzerinde yaratılabilir ve işletilebilirler. Blockchain sistemleri esnek yapıları sayesinde farklı iş süreçlerine göre uyarlanabilirler. Bu sayede kripto paralar ve akıllı kontratlar dışında farklı endüstrilerdeki iş süreçlerinde blockchain sistemleri kullanılabilir (Sunyaev vd., 2021). Birimler arası doğrudan işlemler Peer to Peer (P2P) özellikleri sayesinde, herhangi bir aracı veya düzenleyici kuruma ihtiyaç duymadan işlemler gerçekleştirilebilir. Bu sayede işlem maliyetleri anlamlı seviyede düşürülebilmektedir. Ayrıca geleneksel ağ sistemlerine göre daha etkin ve yüksek güvenliğini olmaları, işlemlerin yüksek hızda gerçekleşebilmesi, şeffaf ve denetime uygun yapıya sahip olmalarından dolayı blockchain sistemleri birçok endüstride kullanılmaktadır. Blockchain sistemleri finansal işlemler, imalat sanayi, sağlık yönetimi, lojistik, otomotiv ve sigortacılık gibi farklı iş kollarında verimliliği artırıcı etki yaratmaktadırlar (Al-Jaroodi & Mohamed, 2019; Malik vd., 2023; Patrickson, 2021).

Blockchain sistemlerinin başta kripto paralar ve akıllı kontratlar olmak üzere farklı sektörlerde de kullanılması ve yaygınlaşması, blockchain ürün ve hizmet üretimi yapan firmaların değer kazanmalarına ve büyümelerine anlamlı derecede etkisi olmuştur. Başta New York Menkul Kıymetler Borsası ve NASDAQ olmak üzere, küresel borsalarda blockchain firmalarına ait varlıklar üzerine işlem yapan yatırım fonları ortaya çıkmıştır. Bu fonların sermaye kazançları ile kripto paralardaki değer artışları arasında bir ilişkinin olup olmadığı henüz netlik kazanmamış bir konudur (Yadav vd., 2020).

Bitcoin'den sonra kısa süre içinde başka kripto paralar işlem görmeye başlamışlardır. Her geçen gün anlamlı bir şekilde değer kazanan kripto paralar, bu volatilitate hareketini 2021 yılının Ekim ayına kadar sürdürmüşlerdir. Bu tarihten itibaren başta Bitcoin olmak üzere bir çok kripto para ani ve şiddetli biçimde değer kaybına uğramışlardır. Bu durum kripto para piyasasında önemli bir yapısal kırılmanın yaşanmasına neden olmuştur. 2022 yılı sonunda kripto paralar tekrar değerlenmeye başlamış ve bu yükseliş 2024 yılı Haziran dönemine kadar devam etmiştir. Kripto paraların volatiliteleriyle ilgili çok sayıda ekonometrik çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalarda kripto paraların fiyat hareketleriyle ilişkili değişkenler ve gelişmeler incelenmiş ve istatistiksel olarak anlamlı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak bu konuda genel kabul gören teoriler henüz söz konusu değildir (Katsiampa, 2017; Pichl & Kaizoji, 2017; Wang vd., 2023).

Bu çalışmada Forbes dergisinin seçtiği, 2024 yılı için en iyi blockchain borsa yatırım fonları ile bitcoin ve ethereum arasındaki ilişkiler araştırılmıştır. 2021 yılı Ekim ayında kripto para piyasalarında yaşanan yapısal kırılma ile 2024 yılı Haziran arasındaki dönemde, Forbes tarafından seçilen blockchain borsa yatırım fonlarının haftalık getirileri ile aynı dönemdeki bitcoin ve ethereum haftalık getirileri arasındaki ilişkiler Vektör Oto Regresyon Analizi yöntemiyle incelenmiştir. Bitcoin (BTC) ve ethereum (ETH) için ilgili dönemdeki haftalık getirileri ile seçili blockchain borsa yatırım fonlarının aynı dönemdeki haftalık getirilerine ait serilerden oluşturulan 2 farklı vektör oto regresyon modeli tahmin edilmiştir. Tahmin edilen vektör oto regresyon modelleri ile Varyans Ayırıştırması ve Etki-Tepki analizleri yapılmıştır. Ayrıca Granger Nedensellik Analizi yapılarak seriler arasındaki nedensellik ilişkileri incelenmiştir. Tahmin edilen modellerin yapısal olarak istikrarlı olup olmadıklarını belirlemek üzere CUSUM testleri

yapılmıştır. Çalışmanın geri kalan kısmında seçili blockchain yatırım fonları ile Bitcoin ve Ethereum arasındaki nedensellik ilişkilerine ait sonuçlar analiz edilmiştir.

2. Literatür Taraması

Kristjanpoller vd. (2020), Blockchain borsa yatırım fonları, seçili kripto paralar ve NASDAQ piyasa endeksi arasındaki asimetric çapraz korelasyon ilişkilerini incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda kripto paralar, blockchain borsa yatırım fonları ve NASDAQ Endeksi arasında çapraz korelasyon ilişkilerinde çoklu doğrusallık ilişkisi olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca trendin yükseldiği dönemlerde, blockchain borsa yatırım fonları ile kripto para birimleri arasındaki korelasyonun düşen trend dönemlerine göre daha kalıcı olduğunu belirtmişlerdir.

Mazur ve Polyzos (2024), Amerika Birleşik Devletleri'nde kripto para borsa yatırım fonlarının işletilmesine Amerika Birleşik Devletleri Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu (SEC) tarafından izin ve yetki verilmesinden itibaren, bu fonların 20 Milyar Dolar'dan fazla yatırım hacmine sahip olmalarının, Bitcoin fiyatları üzerinde etkisi olup olmadığını incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda, borsa yatırım fonlarına yönelik sermaye akışlarının, bitcoin'in olumlu değerlendirme etkilerini öngören baskın tek faktör olarak ortaya çıktığını tespit etmişlerdir.

Wang ve Hui (2024), bitcoin ve blockchain borsa yatırım fonlarının işlem gördükleri pazarları fiyat hacim ilişkisini ve bilgi dağılımı kalitesi perspektifinden incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda Bitcoin yatırım fonlarının yarım saatlik işlem verilerini kullanarak, işlem hacmi değişikliklerinin ve getirilerinin birbirleri hakkında bilgi içerdiğini ve eş zamanlı olarak bağımlı olduklarını tespit etmişlerdir. Ayrıca zaman dilimleri arasındaki farklılıkları belirlemek üzere etkin transfer entropisi yöntemini kullanarak hacim değişikliklerinden getirilere doğru bilgi aktarımının var olduğunu ileri sürmüşlerdir.

Velazquez vd. (2023), kripto para borsa yatırım fonlarda meydana gelen fiyat şoklarının, geleneksel varlık sınıfları yatırım fonları üzerindeki etkilerini araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda kripto para fiyatlarındaki ani şokların borsa yatırım fonları üzerinde enflasyonla birlikte etki ettiğini tespit etmişlerdir. Ayrıca kripto para piyasalarına doğru gerçekleşen sermaye akışlarından kaynaklanan risk yayılımının, çeşitli büyüklükteki hisse senetleri, petrol fiyatları, yüksek getirili şirket tahvilleri ve borsa yatırım fonlarına doğru ilerlediğini ileri sürmüşlerdir.

Brini ve Lenz (2022), Bitcoin fiyatlarının tahmin edilmesi amacıyla Bitcoin borsa yatırım fonları ve Bitcoin vadeli işlemlerinin ilişkilendirilmesinin anlamlı olup olmadığını araştırmışlardır. Borsa yatırım fonlarının yüksek portföy değerlerine sahip olmaları sebebiyle, Bitcoin fiyatlarının tahmin edilmesinde standart sapma üzerinden hesaplanan izleme hatası katsayısının anlamlı olduğunu ileri sürmüşlerdir. Çalışmanın sonucu olarak, Bitcoin yatırım fonları ve Bitcoin vadeli işlemlerinin Bitcoin fiyatlarının öngörülmesinde kullanılabileceğini tespit ederek izleme hatasının ölçümünün nasıl kullanılacağını açıklamışlardır.

Sharma vd. (2022), blockchain, fintech ve robotik borsa yatırım fonlarının volatiliteleri ile gelişmekte olan piyasalar endeksi Morgan Stanley Capital International (MSCI) arasındaki ilişkileri incelemiş ve portföy çeşitlendirmelerinin yaratacağı fırsatları araştırmışlardır. Çeşitlendirme yoluyla en istikrarlı fonun belirlenmesi amacıyla, zamana göre dinamik yayılım

etkilerini Vektör oto regresyon modellerinden faydalanarak araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda seçili borsa yatırım fonlarından üç fonun gelişen piyasalarda çeşitlendirme faydalarına sahip olduklarını tespit etmişleridir.

Bianchi ve Babiak (2022), gelişmiş piyasalardaki blockchain ve kripto para yatırımlarında uzmanlaşan borsa yatırım fonlarının performanslarını panel yarı-parametrik ön öyküleme yaklaşımından simüle edilen değerlerle karşılaştırarak incelemişlerdir. Araştırmanın sonucunda, kripto para yatırımlarına odaklanan yatırım fonlarının geleneksel risk faktörlerine karşı başarılı parametre değerlerine sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca blockchain ve kripto para yatırımlarına odaklanan yatırım fonlarının elde ettikleri aşırı kazançların şansa bağlı olmadığını anlamlı istatistiksel sonuçlara dayanarak tespit ettiklerini ileri sürmüşlerdir.

Andrianto ve Diputra (2017), Bitcoin, Litecoin, Ripple, Monero ve Dash kripto paraları ile altı hisse senedi borsa yatırım fonu arasındaki çoklu kırılmalı (multi-fraktal) asimetrik eğilimi azaltılmış çapraz korelasyon analizi ile incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda seçili kripto paralar ile seçili hisse senedi yatırım fonları arasındaki çapraz korelasyonda anlamlı bir kalıcılık ve asimetrinin olduğunu tespit etmişlerdir.

Pavlova (2021), seçili dört blockchain yatırım fonuna ait hisse senetlerinin fiyat değişimleri ile kripto paraların fiyat değişimleri ve NASDAQ Bileşik Endeksi getirileri arasındaki bağımlılıkları, çok değişkenli dinamik koşullu korelasyon yöntemiyle incelemiştir. Çalışmanın sonucunda blockchain borsa yatırım fonları ile NASDAQ bileşik endeks getirileri arasında yüksek düzeyli bir korelasyon olduğu bu ilişkinin Bitcoin fiyatları ile daha zayıf bir yapıda olduğunu tespit etmiştir.

Autore vd. (2021) blockchain teknolojisine yatırım yapmayı planlayan şirketlerin blockchain yatırımları kararlarını kamuya duyurmaları karşısında hisse senedi fiyatlarının tepkilerini araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda blockchain yatırımlarının diğer yatırım kararlarına göre oldukça yüksek düzeyde hisse fiyatlarını etkilediğini tespit etmişlerdir.

Blau ve Whitby (2019), Bitcoin vadeli işlemlerinin borsalarda işlem görmeye SEC tarafından izin verilmesinin Bitcoin fiyatları üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda bitcoin vadeli işlemlerinin piyasalara girişlerinden sonrasındaki dönemde bitcoin volatilitesinin anlamlı derecede arttığını belirlemişlerdir. Ayrıca bu durumun kripto para piyasalarında yayılma etkilerinin olduğunu ileri sürmüşlerdir.

3. Veri Seti ve Yöntem

Kripto para piyasaları 2017 yılı ortasından 2020 Eylül arasındaki dönemde istikrarlı bir yükseliş trendine sahip biçimde hareket etmişlerdir. 2020 Eylül döneminde, başta Bitcoin ve Ethereum olmak üzere çok sayıda kripto para kısa bir zamanda aşırı derecede değer kazanmıştır. Ani ve şiddetli bu değer artışı 2021 yılı Eylül dönemine kadar devam etmiştir. Bu dönemden sonra kripto para piyasaları şiddetli bir biçimde değer kaybetmeye başlamış ve bu durum kripto para piyasalarında önemli bir yapısal kırılmaya neden olmuştur. Şekil 1’de Bitcoin/Dolar değerlerinin 2017 Haziran ile 2024 Haziran arasındaki değer değişimleri yer almaktadır.

Şekil 1

BTC/USD 2017.06 - 2024.06



Kaynak: Investing (2024)

Şekil 2

ETH/USD 2017.06 - 2024.06



Kaynak: Investing (2024)

Bitcoin/USD değeri 2017 Haziran döneminden 2020 Haziran'a kadar yatay bir yükseliş trendine sahip olacak biçimde hareket etmiştir. 2020 Haziran ile 2021 Haziran arasındaki dönemde oldukça şiddetli ve ani bir değer artışı gözlemlenmektedir. 2021 Haziran döneminden sonra benzer şiddette bir değer azalışı söz konusu olmuş ve bu durum 2023 Ocak dönemine kadar devam etmiştir. 2023 Ocak ile 2024 Haziran arasındaki dönemde ise yeniden ani bir yükseliş trendi söz konusudur. Şekil 2'de Ethereum/Dolar değerlerinin 2017 Haziran ile 2024 Haziran arasındaki döneme ait değer değişimleri yer almaktadır.

Ethereum/USD değeri 2017 Haziran döneminden 2020 Haziran'a kadar yatay bir yükseliş trendine sahip olacak biçimde hareket etmiştir. 2020 Haziran ile 2021 Haziran arasındaki dönemde oldukça şiddetli ve ani bir değer artışı gözlemlenmektedir. 2021 Haziran döneminden sonra benzer şiddette bir değer azalışı söz konusu olmuş ve bu durum 2023 Ocak dönemine kadar devam etmiştir. 2023 Ocak ile 2024 Haziran arasındaki dönemde ise yeniden ani bir yükseliş trendi söz konusudur. Bu durum Ethereum ve Bitcoin'in 2017 Haziran ile 2024 Haziran arasındaki dönemde oldukça benzer bir fiyatlama biçimine sahip olduklarını göstermektedir.

SEC tarafından onaylanmış 25'den fazla blockchain borsa yatırım fonu bulunmaktadır. Bu fonlar halka açık blockchain şirketlerine ait varlıklar ile bitcoin vadeli işlemlerine ait sözleşmelere yatırım yapmaktadırlar. Forbes tarafından 2024 Nisan döneminde bu yatırım fonları arasında en iyi fonlar seçilmiştir. Forbes en iyi yatırım fonu seçimini yaparken, sadece halka açık blockchain şirketlerine yatırım yapan ve fon büyüklüğü 15 Milyon Dolar'dan fazla olan borsa yatırım fonları arasında seçim yaptığını belirtmiştir (Adams, 2024). Bu çalışmada, Bitcoin ve Ethereum ile seçili blockchain yatırım fonları arasındaki ilişkiler incelenirken, yatırım fonları seçiminde Forbes dergisinin seçtiği blockchain yatırım fonları arasında altı fon, tarihsel veri geçmişine göre belirlenmiştir. Seçilen blockchain yatırım fonlarına ait bilgiler Tablo 1'de yer almaktadır.

Tablo 1*Seçili Blockchain Yatırım Fonları*

Borsa Yatırım Fonu	Simge	Varlık Toplamı	Yatırım Alanı
Amplify Transformational Data Sharing	BLOK	625 Milyon Dolar	Blockchain Geliştiren Şirketler, Kripto Para Madenciliği Yapan Şirketler, Kripto Para Piyasaları
Global X Blockchain	BKCH	126 Milyon Dolar	Solaktif Blockchain Endeksi, Blockchain Geliştiren Şirketler, Kripto Para Madenciliği Yapan Şirketler, Kripto Para Piyasaları
Bitwise Crypto Industry Innovators	BITQ	114 Milyon Dolar	Bitwise Crypto Innovators 30 Endeksi, Şirket gelirinin %75'i kripto paralar ve şirket net varlıklarının %75'i kripto paralar olan şirketler
VanEck Digital Transformation ETF	DAPP	98 Milyon Dolar	MVIS Global Dijital Varlıklar Hisse Senedi Endeksi, Blockchain ve kripto para şirketlerine ait varlıklar
Siren Nasdaq NexGen Economy	BLCN	70 Milyon Dolar	Nasdaq Blockchain Ekonomi Endeksi'ne dâhil olan, blockchain teknolojisini geliştiren veya bunu kendi işleri için kullanan şirketlere ait varlıklar
First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy	CRPT	48 Milyon Dolar	Net varlıklarının en az %80'ini kripto para birimi ekonomisinde aktif olan şirketlere ait varlıklar

2021 yılı Ekim ayında kripto para piyasalarında yaşanan yapısal kırılmadan 2024 yılı Haziran arasındaki dönemde, Forbes tarafından seçilen blockchain borsa yatırım fonlarının haftalık getirileri ile aynı dönemdeki Bitcoin ve Ethereum haftalık getirileri arasındaki ilişkileri Vektör oto regresyon analizi yöntemiyle incelenmiştir. Değişkenlere ait seriler, 2021 Eylül ile 2024 Haziran arasındaki dönemde BTC ve ETH ile seçili blockchain yatırım fonlarının (BLOK, BKCH, BITQ, DAPP, BLCN, CRPT) haftalık getirileri hesaplanarak oluşturulmuştur. Değişkenlere ait getiriler Denklem 1'deki gibi hesaplanmıştır ve modelde kullanılan seriler oluşturulmuştur.

$$R_t = (P_t - P_{t-1})/P_{t-1} \quad (1)$$

Bu denklemde $R_t = t$ dönemindeki getiriyi; $P_t = t$ dönemindeki değeri; $P_{t-1} = (t-1)$ dönemindeki değeri göstermektedir.

Değişkenlere ait seriler oluşturulduktan sonra, uygulama bölümünün ilk aşamasında serilerin durağanlık dereceleri, standart birim kök testleri ile belirlenmiştir. İkinci aşamada BTC ve ETH'un ilgili dönemdeki haftalık getirilerine ait serileri ile (RBTC, RETH), seçili blockchain borsa yatırım fonlarının aynı dönemdeki haftalık getirilerine ait serileri arasında (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) iki farklı vektör oto regresyon modeli uygun gecikme uzunluklarının (lag) tespit edilmesinden sonra tahmin edilmiştir. Üçüncü aşamada Varyans Ayrıştırması analizleri yapılarak serilerin birbirleri üzerindeki etki güçleri araştırılmıştır. Dördüncü aşamada seriler arasında Etki-Tepki analizleri yapılmıştır. Beşinci aşamada Granger Nedensellik analizi uygulanarak seriler arasındaki nedensellik ilişkileri incelenmiştir. Altıncı ve son aşamada ise tahmin edilen modellerin yapısal istikrara sahip olup olmadıklarını belirlemek üzere CUSUM testleri uygulanmıştır.

4. Bulgular

Bu bölümde serilere ait standart birim kök testlerinin sonuçlarına göre serilerin durağanlık dereceleri belirlenmiştir. Daha sonra RBTC ve RETH serileri ile seçili blockchain borsa yatırım fonlarının getirilerine ait seriler arasında (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) iki farklı Vektör oto regresyon modeli, uygun gecikme uzunlukları belirlendikten sonra tahmin edilmiştir. Varyans Ayrıştırma ve Etki-Tepki analizlerine ait sonuçlar değerlendirilmiştir. Seriler arasındaki nedensellik ilişkilerini belirlemek üzere Granger Nedensellik analizi yapılmış ve son aşamada tahmin edilen modellerin yapısal istikrarlarını incelemek üzere CUSUM testleri uygulanmıştır.

4.1 Değişkenlere ait Serilerin Birim Kök Testleri

2021 Eylül ile 2024 Haziran arasındaki dönemde getirileri hesaplanan BTC ve ETH ile blockchain borsa yatırım fonlarına ait, her değişken için 140 gözlemden oluşan Genişletilmiş Dickey–Fuller (ADF) ve Phillips–Perron (PP) birim kök testleri uygulanmıştır. Hesaplanan sonuçlar Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2

Serilerin ADF ve PP Birim Kök Testi Sonuçları

		Phillips–Perron (PP)							
Düzeyde (Level)		RBITQ	RBKCH	RBLCN	RBLOK	RCRPT	RDAPP	RBTC	RETH
Sabitli Model	t-İstatistik	-11.514	-11.462	-10.651	-11.400	-11.620	-11.482	-11.810	-11.997
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***
Sabit ve Trendli Model	t-İstatistik	-11.634	-11.587	-10.860	-11.612	-11.924	-11.651	-12.096	-12.140
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***
Sabitsiz ve Trendsiz Model	t-İstatistik	-11.552	-11.500	-10.665	-11.437	-11.651	-11.520	-11.794	-11.999
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***
		Genişletilmiş Dickey–Fuller (ADF)							
Düzeyde (Level)		RBITQ	RBKCH	RBLCN	RBLOK	RCRPT	RDAPP	RBTC	RETH
Sabitli Model	t-İstatistik	-11.436	-11.395	-10.654	-11.265	-11.531	-11.391	-11.809	-12.000
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***
Sabit ve Trendli Model	t-İstatistik	-11.600	-11.566	-10.851	-11.552	-11.906	-11.619	-12.090	-12.136
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***
Sabitsiz ve Trendsiz Model	t-İstatistik	-11.477	-11.437	-10.625	-11.305	-11.565	-11.433	-11.792	-12.003
	Olasılık Değeri	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***	***	***

Not. (*)%10 düzeyinde anlamlı; (**)%5 düzeyinde anlamlı; (***) %1 düzeyinde anlamlı.

ADF ve PP birim kök testlerinin temel hipotezleri serilerin birim kök içerdiğini, alternatif hipotez ise serilerin durağan olduklarını temsil eder (Dickey & Fuller, 1979; Phillips & Perron, 1988). Tablo 2'deki sonuçlara göre Bitcoin ve Ethereum ile ve blockchain yatırım fonlarının getirilerine ait serilerin tamamının ADF ve PP birim kök testlerindeki t-istatistiklerine ait olasılık değerleri %5'den küçük olarak hesaplanmıştır ($Prob < 0.05$). Bu sonuçlara göre serilerin tamamı için H_0 reddedilir bir başka deyişle serilerin tamamı düzeyde durağan serilerdir. Bu sonuç serilerin tamamının entegrasyon mertebelerinin sıfır ($I = 0$) olduğunu göstermektedir.

4.2 Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

2021 Eylül ile 2024 Haziran arasındaki dönemde getirileri hesaplanan BTC ve ETH ile blockchain borsa yatırım fonlarına ait, her değişken için 140 gözlemden oluşan serilerin durağanlık dereceleriyle birlikte serilerdeki olası yapısal kırılmaların tarihlerini belirlemek üzere yapısal kırılmalı birim kök testleri uygulanmıştır. Hesaplanan sonuçlar Tablo 3'te yer almaktadır.

Tablo 3

Serilerin Yapısal Kırılmalı Genişletilmiş ADF (Yenilikçi Dışa Düşen) Birim Kök Testi Sonuçları

Seviyede (Level)	RBITQ	RBKCH	RBLCN	RBLOK	RCRPT	RDAPP	RBTC	RETH	
Sabitli Model	t-İstatistik	-12,629	-12,433	-11,215	-11,949	-12,223	-12,669	-13,134	-13,373
	Olasılık Değeri	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01
	Sonuç	***	***	***	***	***	***	***	***
	Kırılma Tarihi	1.1.2023	1.1.2023	1.1.2023	1.1.2023	25.12.2022	1.1.2023	5.6.2022	5.6.2022
Sabit ve Trendli Model	t-İstatistik	-12,603	-12,390	-11,226	-12,234	-12,176	-12,627	-13,087	-13,320
	Olasılık Değeri	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01	< 0.01
	Sonuç	***	***	***	***	***	***	***	***
	Kırılma Tarihi	1.1.2023	1.1.2023	31.10.2021	31.10.2021	24.10.2021	1.1.2023	5.6.2022	5.6.2022

Not. (*)%10 düzeyinde anlamlı; (**)%5 düzeyinde anlamlı; (***) %1 düzeyinde anlamlı. Maksimum gecikme 13'dür ($maxlag = 13$)

Serilere ait yapısal kırılmalı birim kök testlerinde Dickey-Fuller min-t yapısal kırılma seçim kriteri olarak belirlenmiştir. Sadece kırılmanın meydana geldiği tarih dışında, kırılma tarihini takip eden zaman aralığındaki diğer değişimlerinde incelenebilmesi adına yenilikçi dışa düşen gözlem etkisi dikkate alınmıştır. Schwarz Bilgi Kriteri uygulama yöntemi olarak seçilmiştir. Yapısal kırılmalı birim kök testlerinde Dickey-Fuller t-istatistik değerinin minimum olduğu değere karşılık gelen tarih yapısal kırılmanın yaşandığı dönemi temsil etmektedir. Serilerin tamamında maksimum gecikme uzunluğu 13'tür ($maxlag = 13$). Tablo 3'teki sonuçlara göre serilerin tamamı düzeyde %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerinde durağan serilerdir. Bu sonuç ADF ve PP birim kök testleri sonuçlarını desteklemektedir. Ayrıca elde edilen sonuçlar serilerin tamamının yapısal kırılmaya maruz kaldıklarını göstermektedir. RBTC ve RETH serilerinin 2022 yılının 6. ayında yapısal kırılmaya maruz kaldıkları gözlemlenmiştir. RBITQ, RBKCH, RDAPP serileri 2023 yılı başlangıcında RBLCN, RBLOK ve RCRPT serilerinin 2021 yılı 10. ayında yapısal kırılmaya maruz kaldıkları tespit edilmiştir. RBITQ, RBKCN, RBLCN ve RBLOK serileri 2023 yılı başında aynı tarihlerde yapısal kırılmaya maruz kalmışlardır. Bu durum aynı tarihte, blockchain yatırım fonlarının kurulması ve işletilmesine SEC tarafından izin ve yetki verilmesiyle paralellik göstermektedir.

4.3 Vektör Oto Regresyon Tahminleri

2021 Eylül ile 2024 Haziran arasındaki dönemde Bitcoin ve Ethereum haftalık getirinin (RBTC, RETH) içsel (Bağımlı değişken) değişken, seçili blockchain yatırım fonlarının haftalık getirinin (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) dışsal (bağımsız) değişken olduğu Vektör oto regresyon tahminleri yapılacaktır. Vektör Oto regresyon (VAR) tahmini yapılırken, uygun gecikme uzunluğunun tespit edilmesi için gecikme uzunluğu seçim kriteri yöntemi uygulanmış ve her iki Vektör oto regresyon tahmini için uygun gecikme uzunluğu araştırılmıştır. Hesaplanan sonuçlara göre RBTC serisinin içsel değişken, seçili blockchain yatırım fonu getirilerine ait serilerin (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) dışsal değişken olarak tanımlandığı Vektör oto regresyon tahmini için, 8 gecikmeye kadar hesaplanan, bilgi kriterleri değerlerinin en küçük olduğu gecikmenin 1 (lag=1) olduğu tespit edilmiştir. RETH serisinin içsel değişken, seçili blockchain yatırım fonu getirilerine ait serilerin (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) dışsal değişken olarak tanımlandığı Vektör Oto Regresyon tahmini için, 8 gecikmeye kadar hesaplanan, bilgi kriterleri değerlerinin en küçük olduğu gecikmenin 1 (lag=1) olduğu tespit edilmiştir. Gecikme uzunluğu belirleme testlerine ilişkin sonuçlar Ekler bölümündeki tablolarda yer almaktadır. Sonraki aşamada 1 gecikmeli VAR tahminleri yapılarak RBTC ile RETH serilerinin içsel değişken olduğu denklem tahmin edilerek ve içsel değişken vektörüne ait parametreler araştırılmıştır. RBTC serisinin içsel değişken vektörü aşağıdaki gibidir.

$$RBTC = C(49) * RBITQ(-1) + C(50) * RBKCH(-1) + C(51) * RBLOK(-1) + C(52) * RBLCN(-1) + C(53) * RCRPT(-1) + C(54) * RDAPP(-1) + C(55) * RBTC(-1) + C(56) \quad (3)$$

RBTC serisi içsel değişken vektörüne verilen şoklar karşısında RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin sergiledikleri tepkiler Şekil 3'te verilmiştir.

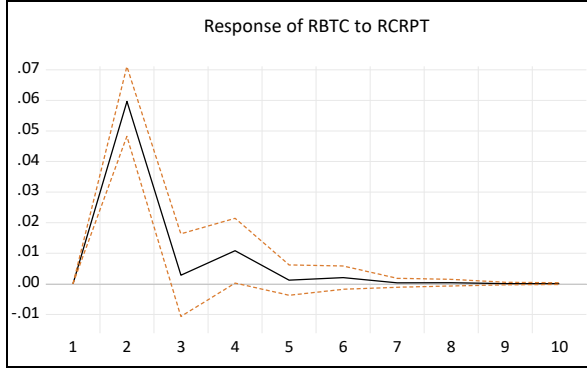
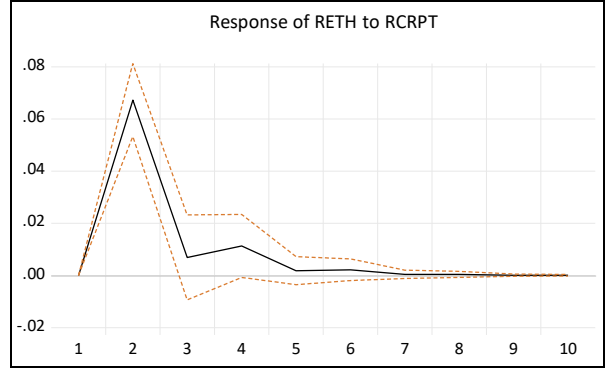
RETH serisinin içsel değişken vektörü aşağıdaki gibidir.

$$RETH = C(49) * RBITQ(-1) + C(50) * RBKCH(-1) + C(51) * RBLCN(-1) + C(52) * RBLOK(-1) + C(53) * RCRPT(-1) + C(54) * RDAPP(-1) + C(55) * RETH(-1) + C(56) \quad (4)$$

RBTC serisi içsel değişken vektörüne verilen şoklar karşısında RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin sergiledikleri tepkiler Şekil 4'te verilmiştir.

4.4 Etki-Tepki Analizleri

Etki Tepki Analizleri; VAR analizlerinde bağımsız değişkenlere verilen şoklar karşısında bağımlı değişkenin bu şoklara nasıl davranarak cevap verdiğini tespit etmek için kullanılan yöntemdir (Pesaran & Shin, 1998; Inoue & Kilian, 2013). RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerine verilen şoklar karşısında, RBTC serisinin verdiği tepkiyi ölçen etki-tepki analizlerinden elde edilen sonuçlar incelenmiştir. RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP ve RBLCN serilerine verilen şoklar karşısından RBTC serisinin verdiği tepkiler istatistiksel olarak anlamlı sonuçlar içermemektedir. Bu nedenle sadece RCRPT serisine verilen şoklar karşısında RBTC serisinin verdiği tepkiler incelenmiş ve elde edilen sonuçlar Şekil 3'te verilmiştir.

Şekil 3*RCRPT Serisine Verilen Şoklara Karşı RBTC Serisinin Tepkisi***Şekil 4***RCRPT Serisine Verilen Şoklara Karşı RETH Serisinin Tepkisi*

RCRPT serisine verilen şoklar karşısında RBTC serisinin 10 dönem için sergilediği tepkilerin yer aldığı Şekil 3'teki sonuçlar incelendiğinde, RCRPT serisine verilen şoklar karşısında RBTC serisinin 2. döneme kadar yükseliş gösterdiği ve daha sonra çabuk bir biçimde azalan bir değer gösterdiği gözlemlenmiştir. RBTC serisinin 4. dönemin sonunda ortalamaya yakınsadığı ve sonraki dönemlerde ortalama değere sahip olduğu tespit edilmiştir.

RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerine verilen şoklar karşısında, RETH serisinin verdiği tepkiyi ölçen temsil eden Etki-Tepki Analizlerinden elde edilen sonuçlar incelenmiştir. Sonuçlara göre RCRPT serisi dışında, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP ve RBLCN serilerine verilen şoklar karşısında RETH serisinin verdiği tepkiler istatistiksel olarak anlamlı sonuçlara sahip olmadığı tespit edilmiştir. RCRPT serisine verilen şoklar karşısında RETH serisinin verdiği tepkilerin yer aldığı Etki-Tepki analizinden elde edilen sonuçlar Şekil 4'te yer almaktadır.

Şekil 4'teki sonuçlara göre, 10 dönem içinde RCRPT serisine verilen şoklar karşısında RETH serisi 2. dönemin başına kadar hızlı bir yükseliş değerine sahip olduğu ancak kısa bir zaman içinde hızlı bir biçimde düşüş gösterdiği tespit edilmiştir. RETH serisinin 4. dönemin ortasından itibaren ortalamaya yakınsadığı ve sonraki dönemler içinde ortalamaya oldukça yakın değerlere sahip olduğu tespit edilmiştir.

4.5 Varyans Ayırıştırması Testleri

Vektör Oto Regresyon analizlerinde, serilere ait modelin tahmin edilmesinden sonra varyans ayırıştırması analizleri yapılarak değişkenler arasındaki belirleyicilik özellikleri incelenir. Varyans ayırıştırması analizleri, tahmin edilen Vektör Oto Regresyon modelindeki her bir değişkenin tahmin hatası varyansının ne kadarının diğer değişkenlere verilen şoklarla açıklanabileceğini tespit etmek için kullanılan bir yöntemdir (Braun & Mittnik, 1993). Bitcoin ve Ethereum getiri serileri ve seçili blockchain borsa yatırım fonlarının getirileri ile tahmin edilen Vektör oto regresyon modellerinde, ilk olarak RBTC serisinin daha sonra ise RETH serisinin kompozisyonları incelenmiştir. RBTC serisinin varyans ayırıştırması testinin sonuçları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4*RBTC Serisinin Varyans Ayrıştırması Testi*

Period	S.E.	RBTC	RBITQ	RBKCH	RBLCN	RBLOK	RCRPT	RDAPP
1	0.0523	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0804	42.5864	0.1335	0.8104	0.0901	1.4101	54.9436	0.0259
3	0.0809	42.8401	0.1399	0.9343	0.1150	1.4113	54.4240	0.1354
4	0.0817	42.0538	0.1431	0.9409	0.1144	1.4248	55.1900	0.1330
5	0.0817	42.0550	0.1431	0.9429	0.1151	1.4256	55.1825	0.1357
6	0.0817	42.0279	0.1432	0.9429	0.1150	1.4261	55.2092	0.1357
7	0.0817	42.0275	0.1432	0.9429	0.1150	1.4262	55.2094	0.1358
8	0.0817	42.0265	0.1432	0.9429	0.1150	1.4262	55.2104	0.1358
9	0.0817	42.0265	0.1432	0.9429	0.1150	1.4262	55.2104	0.1358
10	0.0817	42.0265	0.1432	0.9429	0.1150	1.4262	55.2104	0.1358

Tablo 4'te 10 döneme ilişkin RBTC serisinin seçili blockchain yatırım fonları getiri serileri ile varyans ayrıştırması analizi sonuçları yer almaktadır. Sonuçlar incelendiğinde, RBTC ve RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerine verilen şoklar karşısında bağımlı değişken olarak belirlenen RBTC değişkenini diğer değişkenlere göre en fazla RCRPT değişkeninin (55.2104) etkilediği tespit edilmiştir. Ayrıca RCRPT serisinin diğer blockchain yatırım fonları getiri serilerine göre etki gücünün oldukça yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

RETH serisi ve RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serileriyle tahmin edilen Vektör oto regresyon modeline göre RETH serisinin varyans ayrıştırma testine ilişkin sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 5*RETH Serisinin Varyans Ayrıştırması Testi*

Period	S.E.	RETH	RBITQ	RBKCH	RBLCN	RBLOK	RCRPT	RDAPP
1	0.0655	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0976	45.5148	0.3146	1.4531	0.8114	0.1565	51.5891	0.1605
3	0.0996	43.9098	0.5095	2.1282	1.9488	0.1719	50.5901	0.7416
4	0.1007	42.9759	0.5034	2.8878	2.0281	1.0604	49.6338	0.9106
5	0.1009	42.8051	0.5022	2.8774	2.0463	1.1211	49.4343	1.2136
6	0.1010	42.7730	0.5029	2.8894	2.0480	1.1208	49.4295	1.2364
7	0.1010	42.7695	0.5033	2.8934	2.0478	1.1208	49.4289	1.2363
8	0.1010	42.7691	0.5033	2.8937	2.0478	1.1208	49.4283	1.2370
9	0.1010	42.7691	0.5033	2.8937	2.0478	1.1209	49.4282	1.2371
10	0.1010	42.7689	0.5033	2.8937	2.0478	1.1209	49.4283	1.2371

Tablo 5'te 10 döneme ilişkin RETH serisinin seçili blockchain yatırım fonları getiri serileri ile varyans ayrıştırması analizi sonuçları yer almaktadır. Sonuçlar incelendiğinde, RETH ve RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerine verilen şoklar karşısında bağımlı değişken olarak belirlenen RETH serisini diğer değişkenlere göre en fazla RCRPT serisinin (49.4283) etkilediği tespit edilmiştir. Ayrıca RCRPT serisinin diğer blockchain yatırım fonları getiri serilerine göre etki gücünün oldukça yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

4.6 Granger Nedensellik Analizi

Granger Nedensellik analizi, bir zaman serisinin başka bir zaman serisini tahmin etmek için kullanılabilir olup olmadığını belirlemek üzere uygulanan bir yöntemdir. Herhangi bir VAR modelinde X_1 ve X_2 gibi farklı iki zaman serisinin X_1 'den X_2 'ye doğru Granger nedenselliği 5 numaralı denklemde, X_2 'den X_1 'e doğru Granger nedenselliği ise 6 numaralı denklem ile incelenmektedir (Granger, 1969; Ding vd., 2006).

$$X_1(t) = \sum_{j=1}^p A_{1,j} X_1(t-j) + \sum_{j=1}^p B_{1,j} X_2(t-j) + E_1(t) \quad (5)$$

$$X_2(t) = \sum_{j=1}^p A_{2,j} X_1(t-j) + \sum_{j=1}^p B_{2,j} X_2(t-j) + E_2(t) \quad (6)$$

p : Gözlem sayısı (gecikme uzunluğu)

A : X_1 tahmin değerinin katsayısı

B : X_2 tahmin değerinin katsayısı

E_1 ve E_2 : Tahmin hataları

RBTC ve RETH ile RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin ADF ve PP birim kök testleri sonuçları, serilerin tamamının düzeyde durağan olduklarını göstermişti. Çalışmada ikiden fazla değişkenin incelenmesi ve incelenen serilerin tamamının düzeyde durağan seriler olmaları nedeniyle, seriler arasındaki ilişkilerin incelenmesi adına Granger Nedensellik analizleri kullanılabilir.

RBTC serisinin bağımlı değişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımsız değişken olarak belirlendiği modele ait Granger Nedensellik analizine ilişkin sonuçlar Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6

RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Serilerinden RBTC Serisine Doğru Granger Nedensellik Testi

Hariç Tutulanlar	Chi-kare	Serbestlik Derecesi	Olasılık Değeri
RBITQ	0.0678	1	0.7945
RBKCH	0.3694	1	0.5433
RBLCN	0.0150	1	0.9026
RBLOK	0.2549	1	0.6136
RCRPT	179.7725	1	0.0000
RDAPP	0.0837	1	0.7724
All	186.4965	6	0.0000

Granger nedensellik testlerinde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin nedeni olması durumu incelenir. Bağımsız değişkenlerin Chi-sq değerlerine ait olasılıkların %5'den küçük olması ($Chi - sq Prob < 0,05$) durumunda H_0 hipotezi reddedilir. Bir başka deyişle, söz konusu değişkenin bağımlı değişkenin bir nedeni olduğu belirlenmiş olur (Granger & Newbold, 1977). Tablo 7'deki sonuçlara göre RCRPT serisinin Granger Nedensellik Testi Chi-kare istatistiğine ait

olasılık değeri 0.0000 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuca göre H_0 reddedilerek alternatif hipotez kabul edilir. RCRPT serisinin RBTC serisinin nedeni olduğu tespit edilmiş olur. Blockchain borsa yatırım fonları getirilerine ait diğer serilerin (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN) Chi-kare istatistiklerine ait olasılık değerleri 0.05'den büyük olarak hesaplanmıştır. Bu sonuca göre H_0 kabul edilir. Bir başka deęişle, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN serileri RBTC serisinin nedeni değildir. Ayrıca Tablo 6.'daki Granger Testindeki tüm serilerin (All) Chi-kare istatistięinin olasılık değeri 0.0000 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç tahmin edilen Vektör oto regresyon modeline ait Granger Nedensellik analizinin anlamlı sonuçlar içerdiğini temsil etmektedir.

RETH serisinin bağımlı deęişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımsız deęişken olarak belirlendięi modele ait Granger Nedensellik Testine ilişkin sonuçlar Tablo 7'de verilmiştir.

Tablo 7

RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Serilerinden RETH Serisine Doğru Granger Nedensellik Testi

Hariç Tutulanlar	Chi-kare	Serbestlik Derecesi	Olasılık Deęeri
RBITQ	0.0015	1	0.9693
RBKCH	2.5837	1	0.1080
RBLCN	0.0856	1	0.7699
RBLOK	0.0024	1	0.9611
RCRPT	140.1663	1	0.0000
RDAPP	0.6012	1	0.4381
All	150.9968	6	0.0000

Tablo 7'deki sonuçlara göre RCRPT serisinin Granger Nedensellik analizi Chi-kare istatistięine ait olasılık değeri 0.0000 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuca göre H_0 reddedilerek alternatif hipotez kabul edilir. Bir başka deęişle, RCRPT serisi RETH serisinin nedenidir. Blockchain borsa yatırım fonları getirilerine ait diğer serilerin (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN) Chi-kare istatistiklerine ait olasılık değerleri 0.05'den büyük olarak hesaplanmıştır. Bu sonuca göre H_0 kabul edilir. Bir başka deęişle, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN serileri RETH serisinin nedeni değildir. Ayrıca Tablo 7'deki Granger Testindeki tüm serilerin (All) Chi-kare istatistięinin olasılık değeri 0.0000 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç tahmin edilen Vektör oto regresyon denkleminde ait Granger Nedensellik analizinin anlamlı sonuçlar içerdiğini temsil etmektedir.

Tahmin edilen iki VAR modelinde Granger Nedensellik analizi sonuçlarına göre, RCRPT serisinin RBTC ve RETH serilerinin nedeni olduğu sonucu elde edilmiştir. RCRPT serisinin bağımlı deęişken, RBTC ve RETH serilerinin ise bağımsız deęişken olarak belirlendięi, başka bir Granger Nedensellik analizi ile nedensellik ilişkilerinin tek veya çift yönlü olup olmadıkları incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 8'de yer almaktadır.

Tablo 8

RCRPT Serisinin Bağımlı RBTC ve RETH Serilerinin Bağımsız Değişken Olduğu Granger Nedensellik Testi

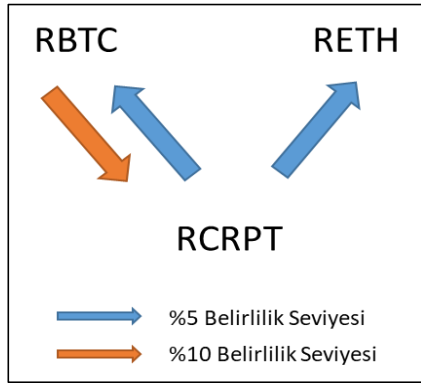
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
RBTC	3.11721	1	0.0775
RETH	0.21583	1	0.6422
All	6.93204	2	0.0312

Tablo 8'deki sonuçlara göre RBTC serisine ait Chi-sq istatistiklerinin olasılık değeri 0.0775, RETH serisi için ise 0.6422 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlara göre H_0 hipotezi kabul edilir. Bir başka deyişle RBTC ve RETH serileri RCRPT'nin nedeni değildir. Ancak %10 güven seviyesinde RBTC'nin RCRPT serisinin nedeni olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca gerçekleştirilen Granger Nedensellik Testine ait (All) Chi-sq istatistiği olasılık değeri 0.0312 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç uygulanan testin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu temsil etmektedir.

Çalışmada 2021 Eylül ile 2024 Haziran arasındaki dönemde, Bitcoin ve Ethereum getirileri ile seçili blockchain borsa yatırım fonlarından New York Borsası'nda işlem gören First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy ETF (CRPT) arasındaki Granger Nedensellik ilişkileri Şekil 5'te yer almaktadır.

Şekil 5

RBTC, RETH ve RCRPT Serileri Arasındaki Granger Nedensellik İlişkileri



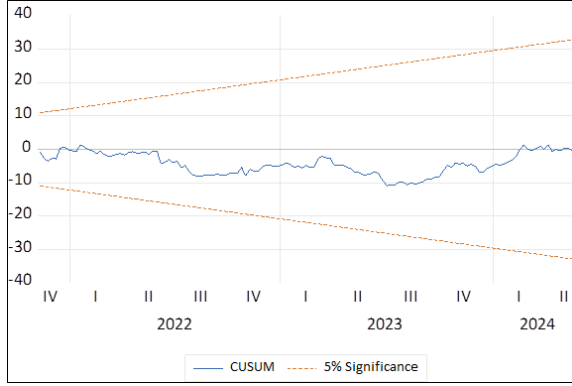
4.7 CUSUM (Kümülatif Toplam Kontrol Tablosu) Testleri

CUSUM testi tahmin edilen bir modelin istatistiksel olarak kullanılabilirliğini ölçen ve modelde yapısal kırılmaların olup olmadığını belirlemek üzere kullanılan bir yöntemdir (Page, 1954). İncelenecek model basit regresyon modeli olarak tahmin edilir. Tahmin edilen modele ait artıkların karelerinin toplamı %5 güven sınırlarının içinde olup olmadığı şekil yardımıyla incelenir. Hata kareleri %5 güven sınırlarının dışına çıkması durumunda, tahmin edilen modelde ilgili tarih aralığında yapısal kırılma olduğunu temsil eden H_0 hipotezi kabul edilir (Barnard, 1959).

RBTC serisinin bağımlı değişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımlı değişken olarak tanımlandığı basit doğrusal regresyon modeli, En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilmiş ve daha sonra CUSUM testi uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Şekil 6'da verilmiştir.

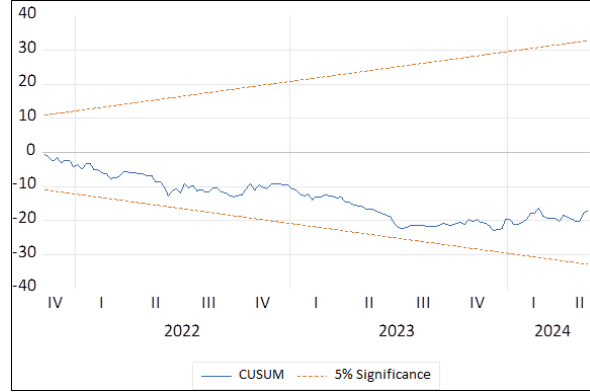
Şekil 6

RBTC Serisinin Bağımlı Değişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Serilerinin Bağımsız Değişken Olduğu Basit Regresyon Modeline ait CUSUM Testi



Şekil 7

RETH Serisinin Bağımlı Değişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Serilerinin Bağımsız Değişken Olduğu Basit Regresyon Modeline ait CUSUM Testi



Şekil 6'da görüldüğü üzere, RBTC serisinin bağımlı değişken RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımsız değişken olarak tanımlandığı basit regresyon modeline ait kalıntıların kareleri, ilgili dönemde %5 güven sınırları içindedir. Bu sonuca göre H_0 reddedilir. Bir başka deyişle ilgili modelde yapısal istikrar söz konusudur.

RETH serisinin bağımlı değişken, RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımlı değişken olarak tanımlandığı basit doğrusal regresyon modeli, En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilmiş ve daha sonra CUSUM testi uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Şekil 7'de verilmiştir.

Şekil 7'de görüldüğü üzere, RETH serisinin bağımlı değişken RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT serilerinin bağımsız değişken olarak tanımlandığı basit regresyon modeline ait kalıntıların kareleri, ilgili dönemde %5 güven sınırları içindedir. Bu sonuca göre H_0 reddedilir. Bir başka deyişle ilgili modelde yapısal istikrar söz konusudur.

5. Sonuç ve Değerlendirme

2008 yılında yaşanan küresel ekonomik kriz sonrasında, krizin yönetilmesi ve atlatılmasında denetleyici ve düzenleyici kurumların yetersiz kaldıklarına yönelik algı oluşmuştur. Bunun sonucunda yatırımcılar tasarruflarını değerlendirebilecekleri yeni yatırım alanları arayışına girmişlerdir. Aynı dönemde bitcoin'in ortaya çıkmış olmasının bir tesadüf olup olmadığı henüz netlik kazanmış bir konu değildir. Kripto para piyasaları kısa zaman içinde önemli sayıda yatırımcının tasarruflarını değerlendirmeye başladıkları varlık piyasaları haline gelmişlerdir. Bitcoin'den sonra farklı blockchain sistemleriyle çalışan kripto paralar ortaya çıkmıştır. Bu durum blockchain teknolojisinin sahip olduğu özelliklerle ilişkilidir. Blockchain teknolojisi; kripto paraların merkezizsiz biçimde işlenmesine, araçlara ihtiyaç duyulmadan işlemlerin

gerçekleşebilmesine, işlemlerin uzlaşma mekanizmalarıyla geçerlilik kazanmalarına imkan sağlamaktadır. Geçleşen işlemlerin kayıt defterlerinde saklanması ve sisteme dâhil olan tüm birimlerin kayıt defterlerine erişmelerine imkân tanınması, yatırımcıların blockchain sistemlerini geleneksel sistemlere göre daha güvenilir ve şeffaf mekanizmalar olarak değerlendirmelerine neden olmuştur.

Kripto paraların fiyat hareketlerinin öngörülmesine yönelik çok sayıda akademik çalışma vardır. Ancak bu varlık sınıfının tarihsel geçmişinin kısa olması, kısa zaman içinde oldukça fazla sayıda kripto paranın işlem görmeye başlaması, ve kripto varlıkların herhangi bir merkeze bağlı olmadan işlem görmeleri, bu varlık sınıfının fiyat ve hacim bakımından henüz istikrar kazanamamalarına neden olmuştur.

Bu çalışmanın amacı, Forbes tarafından 2024 yılı için seçtiği, blockchain endüstrisinde faaliyet gösteren firmalara ait sermaye varlıkları yatırımlarında uzmanlaşan borsa yatırım fonları ile Bitcoin ve Ethereum arasındaki ilişkilerin Vektör oto regresyon analizi ile incelenmesidir. Çalışmanın sonucunda sağlanan bilgilerle, Blockchain borsa yatırım fonlarının bitcoin ve ethereum volatiliteleri üzerinde etki güçlerinin olup olmadığını belirleyerek, kripto paraların gelecek değerlerinin tahmin edilmesinde kullanılacak parametrelerin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bu nedenle, Forbes dergisinin seçmiş olduğu yatırımcı sayısı ve fon büyüklüğü kriterlerine göre 2024 yılının en iyi blockchain borsa yatırım fonlarının getirileri ile bitcoin ve ethereum getirilerine ait seriler incelenmiştir.

Varyans Ayırıştırması analizleriyle, 2021 Ekim ile 2024 Haziran arasındaki dönemde, seçili yatırım fonlarının haftalık getirilerindeki değişimlerin, bitcoin ve ethereum haftalık getirilerindeki değişimlerde ne kadar belirleyici rol oynadıkları incelenmiştir. Varyans Ayırıştırması analizlerinde, bitcoin ve ethereum getirilerindeki değişimlerde en yüksek etki gücünün seçili blockchain yatırım fonları arasından First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy Borsa Yatırım Fonu (CRPT)'nin olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca yapılan Etki-Tepki Testlerinde, aynı dönemde, seçili blockchain yatırım fonları getirilerine verilen şoklar karşısında, CRPT dışındaki blockchain yatırım fonlarının anlamlı sonuçlara sahip olmadığı gözlemlenmiştir. Bitcoin ve Ethereum getirilerinin trende yakınsadığı en kısa dönemli tepkiyi yine CRPT verdikleri tespit edilmiştir. Yapılan Granger Nedensellik Testlerinde aynı dönemde, CRPT'nin haftalık getirilerindeki değişimlerin, Bitcoin ve Ethereum getirilerindeki değişimlerin nedeni olduğu tespit edilmiştir. Çalışmadan elde edilen sonuçların ışığında, bitcoin ve ethereum getirilerinin ön görülmesinde blockchain borsa yatırım fonlarının getirilerinin kullanılabilirliği düşünülebilir. Günümüzde özellikle gelişmiş ekonomilerde, kripto paralar, akıllı dijital sözleşmeler ve blockchain sistemleri konularında düzenlemeler yapılmaya başlanmıştır. Bu ve benzer uygulamaların tüm dünyaya yayılması yakın gelecek içinde oldukça muhtemeldir. Kripto varlıklar ve diğer fintech ürünleri veya bu alanda faaliyet gösteren firmalara ait varlıkların menkul kıymetleştirilmesi yakın gelecekte kripto varlıklar ve benzeri yatırım ürünlerinin daha istikrarlı bir yapı kazanmalarına imkan sağlayabilir. Kripto varlıklar veya diğer inovatif finansal ürünlerin daha istikrar kazanmaları, bu varlıkların analizlerinde kullanılacak ekonometrik teoremlerin geliştirilerek daha anlamlı incelemelerin yapılmasına imkân sağlayabilir. Bu alanda yapılacak diğer araştırmaların daha fazla sayıda kripto para ve daha uzun tarihsel aralıkların kullanılması, blockchain ve kripto para borsa yatırım fonlarının veri setlerine dahil edilmesi ve farklı ekonometrik yöntemlerle araştırmaların yapılması tavsiye edilebilir.

TEŞEKKÜR

—


FINANSAL DESTEK

Yazar bu çalışma için herhangi bir finansal destek almadığını beyan etmiştir.

ETİK

Bu çalışmada etik ilke ve standartlara uyulduğu beyan edilmiştir.

YAZAR KATKI BEYANI

Ozan Kaymak  Genel katkı düzeyi %100.

Yazar, bu çalışmanın yazarlık koşulunu sağlayan başka bir kişinin olmadığını onaylamıştır.

ÇIKAR ÇATIŞMASI

Yazar herhangi bir çıkar çatışması beyan etmemiştir.

Kaynakça

- Adams, M. (2024, 05 06). 7 Best Blockchain ETFs of June 2024. 05 Ekim 2024 tarihinde erişim adresi <https://www.forbes.com/advisor/investing/cryptocurrency/best-blockchain-etfs>
- Al-Jaroodi, J., & Mohamed, N. (2019). Blockchain in industries: A Survey. *IEEE Access*, 7, 36500–36515. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2903554>
- Andrianto, Y., & Diputra, Y. (2017). The Effect of Cryptocurrency on Investment Portfolio Effectiveness. *Journal of Finance and Accounting*, 5(6), 229-238. <https://doi.org/10.11648/j.jfa.20170506.14>
- Autore, D. M., Clarke, N., & Jiang, D. (2021). Blockchain speculation or value creation? Evidence from corporate investments. *Financial Management*, 50(3), 727–746. <https://doi.org/10.1111/fima.12336>
- Barnard, G. A. (1959). Control Charts and Stochastic Processes. *Journal of the Royal Statistical Society*, 21(2), 239-271. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1959.tb00336>
- Bianchi, D., & Babiak, M. (2022). On the performance of cryptocurrency funds. *Journal of Banking & Finance*, 138, 106467. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106467>
- Bitcoin Geçmiş Verileri. (2024, 06 13). Investing-TR. <https://tr.investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>
- Blau, B. M., & Whitby, R. J. (2019). The Introduction of Bitcoin futures: An examination of volatility and potential spillover effects. *Economics Bulletin*, 39(2), 1030-1038.
- Braun, P. A., & Mittnik, S. (1993). Misspecifications in vector autoregressions and their effects on impulse responses and variance decompositions. *Journal of Econometrics*, 59(3), 319–341. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(93\)90029-5](https://doi.org/10.1016/0304-4076(93)90029-5)
- Brini, A., & Lenz, J. (2022, July 08). *Bitcoin ETFs: Measuring the performance of this new market niche*. SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4157711>
- Davidson, P. (2008). Is the current financial distress caused by the subprime mortgage crisis a Minsky moment? Or is it the result of attempting to securitize illiquid noncommercial mortgage loans? *Journal of Post Keynesian Economics*, 30(4), 669–676. <https://doi.org/10.2753/PKE0160-3477300409>
- Di Pierro, M. (2017). What Is the blockchain? *Computing in Science & Engineering*, 19(5), 92–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2017.3421554>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427–431. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- Ding, M., Chen, Y., & Bressler, S. L. (2006). Granger causality: Basic theory and application to neuroscience. In B. Schelter, M. Winterhalder & J. Timmer (Eds.), *Handbook of Time Series Analysis: Recent Theoretical Developments and Applications* (pp. 437–460). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9783527609970.ch17>
- Gartenberg, C., & Pierce, L. (2015). Subprime governance: Agency Costs in vertically integrated banks and the 2008 mortgage crisis. *Strategic Management Journal*, 38(2), 300-321. <https://doi.org/10.1002/smj.2481>
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1977). *Forecasting economic time series*. Academic Press.
- Inoue, A., & Kilian, L. (2013). Inference on impulse response functions in structural VAR models. *Journal of Econometrics*, 177(1), 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2013.02.009>
- Karame, G., & Capkun, S. (2018). Blockchain security and privacy. *IEEE Security & Privacy*, 16(4), 11–12. <https://doi.org/10.1109/MSP.2018.3111241>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3–6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>

- Kristjanpoller, W., Bouri, E., & Takaishi, T. (2020). Cryptocurrencies and equity funds: Evidence from an asymmetric multifractal analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 545, 123711. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123711>
- Kristjanpoller, W., Nekhili, R., & Bouri, E. (2024). Blockchain ETFs and the cryptocurrency and Nasdaq markets: Multifractal and asymmetric cross-correlations. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 637, 129589. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2024.129589>
- Malik, N., Wei, Y. "Max," Appel, G., & Luo, L. (2023). Blockchain technology for creative industries: Current state and research opportunities. *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2022.07.004>
- Mazur, M., & Polyzos, E. (2024, April 29). *Spot Bitcoin ETF*. SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4810965>
- Nofer, M., Gomber, P., Hinz, O., & Schiereck, D. (2017). Blockchain. *Business & Information Systems Engineering*, 59(3), 183–187. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0467-3>
- Page, E. S. (1954). Continuous inspection scheme. *Biometrika*, 41(1-2), 100-115. <https://doi.org/10.1093/biomet/41.1-2.100>
- Patrickson, B. (2021). What do blockchain technologies imply for digital creative industries? *Creativity and Innovation Management*, 30(3), 585–595. <https://doi.org/10.1111/caim.12456>
- Pavlova, I. (2021). Blockchain ETFs: Dynamic correlations and hedging capabilities. *Managerial Finance*, 47(5), 687–702. <https://doi.org/10.1108/MF-11-2019-0565>
- Pesaran, H. H., & Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58(1), 17–29. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0)
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- Pichl, L., & Kaizoji, T. (2017). Volatility analysis of bitcoin price time series. *Quantative Finance and Economics*, 1(4), 474–485. <https://doi.org/10.3934/QFE.2017.4.474>
- Sharma, S., Tiwari, A. K., & Nasreen, S. (2022). Are FinTech, Robotics, and Blockchain index funds providing diversification opportunities with emerging markets? Lessons from pre and postoutbreak of COVID-19. *Electronic Commerce Research*, 24(1), 341–370. <https://doi.org/10.1007/s10660-022-09611-2>
- Sunyaev, A., Kannengießner, N., Beck, R., Treiblmaier, H., Lacity, M., Kranz, J., Fridgen, G., Spankowski, U., & Luckow, A. (2021). Token economy. *Business & Information Systems Engineering*, 63, 457–478. <https://doi.org/10.1007/s12599-021-00684-1>
- Velazquez, M., Gormus, A., & Vafai, N. (2023). The dynamic dependency between a cryptocurrency ETF and ETFs representing conventional asset classes. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(9), 412-421. <https://doi.org/10.3390/jrfm16090412>
- Wang, X., & Hui, X. (2024). Price-volume relationship in Bitcoin futures ETF market: An information perspective. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2024(1), 8066742. <https://doi.org/10.1155/2024/8066742>
- Wang, J., Ma, F., Bouri, E., & Guo, Y. (2023). Which factors drive Bitcoin volatility: Macroeconomic, technical, or both? *Journal of Forecasting*, 42(4), 970–988. <https://doi.org/10.1002/for.2930>
- Whalen, R. C. (2008). The subprime crisis—cause, effect and consequences. *Journal of Affordable Housing & Community Development Law*, 17(3), 219–235.
- Yadav, S. P., Agrawal, K. K., Bhati, B. S., Al-Turjman, F., & Mostarda, L. (2020). Blockchain-based cryptocurrency regulation: An overview. *Computational Economics*, 59, 1659–1675. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10050-0>
- Zhang, R., Xue, R., & Liu, L. (2019). Security and privacy on blockchain. *ACM Computing Surveys*, 52(3), 1-34. <https://doi.org/10.1145/3316481>

Ekler

Tablo 9

RBTC ve RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Değişkenlerine ait VAR Modeli Gecikme Uzunluğu Seçim Kriteri Testi

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	1773.694	NA	5.59E-21	-26.76809	-26.61521	-26.70596
1	1994.061	414.0242*	4.17e-22*	-29.36457*	-28.14156*	-28.86759*
2	2020.306	46.52524	5.92E-22	-29.01979	-26.72665	-28.08797
3	2046.645	43.89848	8.48E-22	-28.67645	-25.31318	-27.30977
4	2082.52	55.98536	1.06E-21	-28.47757	-24.04417	-26.67604
5	2123.858	60.12811	1.25E-21	-28.36148	-22.85795	-26.1251
6	2154.047	40.71035	1.80E-21	-28.07647	-21.50281	-25.40524
7	2201.937	59.49991	2.03E-21	-28.05966	-20.41587	-24.95357
8	2245.077	49.02266	2.57E-21	-27.97087	-19.25695	-24.42993

Tablo 9'daki sonuçlara göre RBTC serisi ile seçili blockchain yatırım fonu getirilerine ait seriler (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) ile tahmin edilen Vektör oto regresyon modeli için, 8 gecikmeye kadar hesaplanan, bilgi kriterleri değerlerinin en küçük olduğu gecikmenin 1 ($lag = 1$) olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 10

RETH ve RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT Değişkenlerine ait VAR Modeli Gecikme Uzunluğu Seçim Kriteri Testi

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	1737.324	NA	9.70E-21	-26.21702	-26.06415	-26.1549
1	1958.616	415.7620*	7.14e-22*	-28.82752*	-27.60451*	-28.33054*
2	1986.982	50.28536	9.81E-22	-28.51488	-26.22175	-27.58306
3	2016.626	49.40623	1.34E-21	-28.22161	-24.85834	-26.85493
4	2051.801	54.89416	1.70E-21	-28.01214	-23.57874	-26.21061
5	2087.472	51.88522	2.18E-21	-27.81018	-22.30665	-25.5738
6	2118.587	41.9581	3.07E-21	-27.5392	-20.96554	-24.86796
7	2166.293	59.2716	3.48E-21	-27.5196	-19.8758	-24.41351
8	2203.624	42.42084	4.81E-21	-27.34278	-18.62886	-23.80185

Tablo 10'daki sonuçlara göre RETH serisi ile seçili blockchain yatırım fonu getirilerine ait seriler (RBLOK, RBKCH, RBITQ, RDAPP, RBLCN, RCRPT) ile tahmin edilen Vektör Oto Regresyon modeli için, 8 gecikmeye kadar hesaplanan, bilgi kriterleri değerlerinin en küçük olduğu gecikmenin 1 ($lag = 1$) olduğu tespit edilmiştir.

Extended Abstract

Many cryptocurrencies, especially Bitcoin (BTC) and Ethereum (ETH), had an upward trend between April 2017 and October 2021, which was disrupted in October 2021. Since this apparent structural break, many academic studies have been conducted on the parameters affecting BTC and ETH prices and returns. Although statistically significant results have been obtained from these studies, there are no generally accepted theorems yet. The technology behind cryptocurrencies is blockchain systems. Today, companies operate in the blockchain industry, and their financial assets are traded on developed stock exchanges. At the beginning of 2024, the United States Securities and Exchange Commission (SEC) permitted the establishment of cryptocurrency exchange-traded funds (ETFs). While this development has positively affected the cryptocurrency markets, a similar effect has also been seen in blockchain ETFs. Forbes selected the best ETFs specializing in assets of companies operating in the blockchain industry in April 2024. This study examined the relationships between BTC and ETH returns and the returns of blockchain ETFs selected by Forbes. This study examines the relationships between the returns of selected blockchain ETFs and the returns of Bitcoin and Ethereum between October 2021 and June 2024 with vector autoregression (VAR) analysis. According to ADF and PP unit root test results, it has been determined that the series are stationary at level. Two different VAR models, in which BTC and ETH responses are investigated for blockchain ETFs shocks, were estimated after determining the significant lag length ($lag = 1$). As a result of the Variance Decomposition Tests, it has been determined that in the face of shocks to the returns of Bitcoin and selected blockchain ETFs, the series of First Trust SkyBridge Crypto Industry and Digital Economy (CRPT) returns (%55.2104) affects BTC returns the most compared to other ETFs return series. In addition, it has been observed that the CRPT return series has a much higher impact compared to other blockchain ETFs return series. The variance decomposition test was applied to the model in which ETH returns are the dependent variable and selected blockchain ETFs returns are the independent variable. According to the results, it has been determined that the CRPT return series (49.4283) affects ETH returns the most against the shocks to ETH and selected blockchain ETF returns. In addition, it has been observed that the impact of the CRPT return series is quite high compared to other blockchain ETFs return series. Impulse-response analyses were applied between BTC returns and selected blockchain ETFs return series. According to the results of impulse-response tests, it was observed that blockchain investment funds other than CRPT did not have significant results against the shocks given to the returns of selected blockchain investment funds in the same period. The CRPT return series approaches the average between BTC returns and selected blockchain ETFs returns within 5 periods, while other blockchain ETFs return series approach the average

in a longer period (6 or more). In addition, it has been observed that the BTC return series and the CRPT return series have never entered the negative area within 10 periods in the face of shocks. Impulse-response analyses were applied between ETH returns and selected blockchain ETFs return series. According to the results, with the shocks to ETH returns and selected blockchain ETFs returns, ETH and CRPT returns approach normal in 5 periods, while other fund returns approach normal in a longer period. In addition, it has been observed that the ETH return series has never crossed into the negative area within 10 periods with the shocks to the CRPT return. Causality relationships between Bitcoin and Ethereum returns and selected blockchain ETFs returns were examined with the Granger Causality Test. According to the results, CRPT and BTC and ETH returns had a one-way causality relationship at the 5% significance level. Additionally, BTC returns were the cause of CRPT returns at the 10% significance level. The CUSUM test was applied to determine whether the estimated models between the series were structurally stable. Two regression models, where BTC and ETH returns are the dependent variables and the returns of selected blockchain ETFs are the independent variables, were estimated by the OLS. The residuals of both models were within 5% confidence limits was determined. This means there is structural stability in both estimated models. According to the results of this study, blockchain exchange-traded funds can be used in the analysis and future value predictions of Bitcoin and Ethereum prices. It has only been a short time since the SEC authorized cryptocurrency exchange-traded funds. In the near future, cryptocurrency and blockchain exchange-traded funds are likely to be parameters that will provide more valuable and meaningful results in future predictions of cryptocurrency markets. For further research in this field, it may be recommended to use Bitcoin and other cryptocurrency ETFs, as well as blockchain ETFs, to examine cryptocurrency markets and predict future prices.