

Bitcoin ve Ethereum Piyasasında Takvim Anomalilerinin İncelenmesi

The Examination Calendar Anomalies in Bitcoin and Ethereum Markets

Arzu ÖZMERDİVANLI*

ÖZ

Modern finans teorisinin köşe taşlarından biri olan Etkin Piyasa Hipotezi, piyasada mevcut olan tüm bilginin kullanılması suretiyle piyasanın üzerinde getiri elde edilemeyeceğini öne sürmektedir. Bununla birlikte finansal piyasalarda yapılan çalışmaların birçoğu, yatırımcıların bazı dönemlerde normalin üzerinde getiri elde ettiğini gösteren bulgular ortaya koymaktadır. Etkin Piyasa Hipotezi ile çelişen ve bazı dönemlerde elde edilen getirilerin ve katlanılan riskin diğer dönemlere göre farklılaştığını ifade eden etkiler takvim anomalileri olarak tanımlanmaktadır. Takvim anomalileri içerisinde genellikle günlere, aylara ve yıllara göre farklılaşan etkiler incelenmektedir. Bu çalışmada Bitcoin ve Ethereum kripto para piyasasında takvim anomalilerinin incelenmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda haftanın günü, yılın ayı ve yıl dönümü anomalileri kukla değişken ile temsil edilerek Bitcoin ve Ethereum için belirlenen TGARCH(1,1) ve EGARCH(2,2) modeline ilave edilmiş ve Bitcoin için 18.07.2010 – 17.05.2023 dönemini, Ethereum için 10.03.2016 – 17.05.2023 dönemini kapsayan günlük veriler üzerinden analiz yapılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen bulgular, Bitcoin ve Ethereum piyasasında haftanın günü ve yılın ayı anomalilerinin bulunduğunu göstermektedir.

ANAHTAR KELİMELELER

Takvim Anomalileri, Bitcoin, Ethereum, TGARCH, EGARCH

ABSTRACT

The Efficient Market Hypothesis, one of the cornerstones of modern finance theory, argues that it is not possible to obtain returns above the market by using all the information available in the market. However, many of the studies conducted in financial markets reveal findings that investors earn abnormal returns in some periods. The effects that contradict the Efficient Market Hypothesis and express that the returns obtained and the risk incurred in some periods differ compared to other periods are defined as calendar anomalies. Within the calendar anomalies, the effects that differ according to days, months and years are examined. In this study, it is aimed to examine calendar anomalies in Bitcoin and Ethereum crypto money markets. In this context, the day of the week, month of the year and turn of the year anomalies were represented by a dummy variable and added to the TGARCH(1,1) and EGARCH(2,2) model determined for Bitcoin and Ethereum and analysis has been done using daily data covering the period 18.07.2010 – 17.05.2023 for Bitcoin and 10.03.2016 - 17.05.2023 for Ethereum. The result of the study shows that there are anomalies of the day of the week and the month of the year in the Bitcoin and Ethereum market

KEYWORDS

Calendar Anomalies, Bitcoin, Ethereum, TGARCH, EGARCH

Makale Geliş Tarihi / Submission Date	Makale Kabul Tarihi / Date of Acceptance
21.06.2023	20.12.2023
Atıf	Özmerdivanlı, A. (2024). Bitcoin ve Ethereum Piyasasında Takvim Anomalilerinin İncelenmesi. <i>Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi</i> , 27 (1), 1-17.

GİRİŞ

Finansal piyasalarda yatırımcı davranışlarını inceleyen ve literatürde sıklıkla üzerinde durulan teorilerin başında Etkin Piyasa Hipotezi (EPH) gelmektedir. Bachelier (1900) tarafından temelleri atılan EPH'nin teorik çerçevesi, Samuelson (1965) tarafından oluşturulmuş ve Fama (1970) tarafından tanımlanarak sınıflandırılmıştır. Fama'nın (1970) çalışmasından sonra EPH, çağdaş finans teorisinin bel kemiği olarak finans literatüründeki yerini almıştır (Aslan ve Çipe, 2021: 76).

EPH, ardışık tüm fiyat değişikliklerinin rastgele ve birbirinden bağımsız gerçekleştiğini öne süren rassal yürüyüş hipotezi ile ilişkilidir. Rassal yürüyüş hipotezi, bilgi akışının engellenmediği ve bilginin, anında hisse senedi fiyatlarına yansıdığı durumlarda, yarının fiyat değişiminin sadece yarının haberlerini yansıttığını ve bugünkü fiyat değişimlerinden bağımsız olduğunu ifade etmektedir. Hipotez haberlerin, tanımı gereği tahmin edilememesi nedeniyle, ortaya çıkan fiyat değişikliklerinin de tahmin edilemediğini ve rastgele gerçekleştiğini belirtmektedir. Sonuç olarak, fiyatlar bilinen tüm bilgileri tam olarak yansıttığından, çok fazla bilgi sahibi olmayan yatırımcılar bile yüksek getiri elde edebilmektedirler (Malkiel, 2003: 59).

Fama (1965) tarafından yapılan "Borsa Fiyatlarında Rastgele Yürüyüşler" başlıklı çalışma, etkin piyasanın rassal yürüyüş hipotezini örnek aldığı vurgulamakta ve Fama (1970) etkin piyasaları "her biri bireysel menkul kıymetlerin gelecekteki piyasa değerlerini tahmin etmeye çalışan ve önemli güncel bilgilerin neredeyse tüm katılımcılara ücretsiz olarak sunulduğu çok sayıda rasyonel kar maksimizasyonunun aktif olarak rekabet ettiği piyasalar" şeklinde tanımlamaktadır.

EPH'ye göre piyasa etkinliği, fiyatların, piyasaya giren yeni bilgi karşısında hangi hızda ve doğrulukta uyarlanmasına bağlı olarak değişmektedir. Fiyatların yeni bilgiye doğru ve hızlı bir şekilde uyarlanması durumunda piyasanın etkin olduğu ve etkin bir piyasada anormal getiri elde edilemeyeceği ifade edilmektedir (Karan, 2004: 271).

Piyasa etkinliği; zayıf form, yarı güçlü form ve güçlü form olmak üzere üç sınıfta incelenmektedir. Zayıf formda, tüm geçmiş bilgiler hisse senedi fiyatlarına yansımakta ve hiç kimse geçmiş trendleri veya diğer geçmiş bilgileri analiz ederek avantaj elde edememekte, başka bir ifade ile teknik analiz işe yaramamaktadır. Ancak, yatırımcıların temel analize veya özel bilgilere (içeriden bilgi ticareti) dayalı olarak piyasayı yenmesi ve anormal getiriler elde etmesi mümkündür. Yarı güçlü formda etkinlik, zayıf formda bahsedildiği gibi geçmiş bilgilerle birlikte kamuya açık bilgileri de içermektedir. Bu etkinlik türü, kamuya açık olan geçmiş ve şimdiki bilgilerin tüm yatırımcılar tarafından aynı şekilde kullanılması ve yorumlanması anlamına gelmekte ve bunun sonucunda hem teknik hem de temel analiz işe yaramamaktadır. Bununla birlikte, içeriden öğrenenlerin ticareti ile piyasadaki daha iyi performans gösterilebilir. Güçlü formda ise, genel ve geçmiş bilgilerle birlikte, içeriden öğrenenler için mevcut olan özel bilgiler de daha yüksek getiri elde etmek için yetersizdir. Güçlü haliyle piyasayı hiçbir şekilde yenmek imkansızdır. Dolayısıyla etkin bir piyasada en iyi hisse senedini almak ve bilgiye dayalı olarak daha yüksek getiri elde etmek kesinlikle mümkün değildir (Sharma, 2014: 2).

60'lı yılların başından 90'lı yılların başına kadar finansal piyasalara hâkim olan EPH, 90'ların başında davranışsal finansın ortaya çıkmasıyla akademisyenler ve finansal piyasalar arasındaki prestijini kaybetmiştir. İnsan davranışının yatırım kararı verme üzerindeki etkisini inceleyen davranışsal finans, EPH ile çelişkili bir yaklaşım göstermektedir (Konstantinidis vd. 2012: 19). Bilgi ve bilgi doğruluğunun borsayı nasıl etkilediği ile ilgilenen EPH'nin aksine davranışsal finans, piyasa katılımcılarının davranışlarını yalnızca bilgi temelinde değil, aynı zamanda diğer birçok duygusal ve psikolojik boyutta ele almaktadır (Sharma, 2014: 2).

Davranışsal finans ile ilgili araştırmaların artmasıyla birlikte EPH ile açıklanamayan bulgular elde edilmiş ve borsa getirilerinde etkinlik kavramıyla çelişen farklı davranış kalıpları tespit edilmiştir. Belirli bir zamanda piyasa getirilerine göre önemli ölçüde daha iyi veya daha kötü getiriler elde etmeye dayanan ve EPH'ye aykırı bir etki yaratan bu durum anomaliler olarak ifade edilmektedir (Lopez-Martin, 2022a: 2). Her piyasayı aynı şekilde etkilemeyen bu anomaliler dönemsel (takvim) anomaliler (günlere, aylara ve tatillere ilişkin anomaliler vb.), kesitsel anomaliler (fiyat/kazanç oranı etkisi, piyasa değeri/defter değeri oranı etkisi, firma büyüklüğü etkisi, fiyat/satış oranı etkisi, fiyat/nakit akımı etkisi ve kazanç duyuruları etkisi vb.) ve fiyat anomalileri (aşırı tepki anomalisi ve düşük tepki anomalisi vb.) şeklinde sınıflandırılabilir (Erdoğan ve Elmas, 2010: 280).

Takvim anomalisi veya etkisi, bir takvim dönemindeki belirli bir süre boyunca, takvim döneminin geri kalanıyla uyumsuz bir piyasa hareketi davranışı şeklinde tanımlanabilir (Khuntina ve Pattanayak, 2022: 2138). Günlere ilişkin anomaliler; haftanın bazı günlerinin diğer günlere göre pozitif veya negatif getiri sağladığını veya haftanın bazı günlerinin diğer günlere göre anormal risk yaratacağını ifade etmektedir. Aylara ilişkin anomaliler, getirilerin veya riskin bazı aylarda diğer aylara göre farklılaşma içerisinde olduğunu varsaymaktadır. Yıl dönümü anomalisi, aralık ayının son iki haftası ile ocak ayının ilk haftasını içeren dönemde, diğer dönemlere göre getiri veya risk açısından farklılık olduğunu belirtmektedir (Susana vd., 2020:

170). Tatil anomalisi ise tatillerden önceki son iki işlem günü ile tatillerden sonraki ilk iki günü içine alan dönemde, diğer günlere göre anormal getiri veya risk meydana geldiğini ifade etmektedir (Özarlan Saydar, 2021: 708).

Takvim anomalileri hisse senedi ve döviz piyasalarında olduğu gibi son dönemlerde kripto para piyasası üzerinde de sıklıkla incelenmektedir. Özellikle 2008 küresel krizinden sonra Satoshi Nakamoto (2008) tarafından yayınlanan bir çalışma ile finansal piyasalara ilk kripto para olarak giriş yapan Bitcoin (Dedeoğlu, 2019: 79), takvim anomalisine konu olan kripto paraların başında gelmektedir. Kripto para piyasasında en yüksek piyasa değerine sahip olan Bitcoin'in ardından "altcoin" olarak adlandırılan Ripple, Litecoin ve Ethereum gibi popüler kripto para birimleri ortaya çıkmış (Warburg vd., 2019: 149) ve takvim anomalisi çalışmalarının konusu olmuştur. Bu çalışmada, Bitcoin (BTC) ve Ethereum (ETH) kripto para piyasasında takvim anomalilerinin incelenmesi amaçlanmıştır. Çalışmanın BTC ve ETH için daha geniş veri setinin, güncel bir dönemin ve yöntemin kullanılması suretiyle gerçekleştirilerek ve literatürde takvim anomalisini sadece getiri açısından inceleyen çalışmaların aksine hem getiri hem de volatilité açısından takvim anomalilerinin varlığını sorgulayarak konu ile ilgili literatüre önemli katkılar sağlayacağı öngörülmektedir.

Giriş bölümünün ardından konu ile ilgili ampirik literatüre yer verilmiş, ardından çalışma kapsamında yapılacak uygulama için gerekli olan veri seti ve çalışmanın amacına uygun olan yöntem hakkında bilgi verilmiş, daha sonra analiz sonucunda elde edilen bulgular sunularak sonuç ve değerlendirme ile çalışma tamamlanmıştır.

1. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Finansal piyasalarda takvim anomalileri sıklıkla incelenen bir konu olup literatürde genellikle hisse senedi ve döviz piyasaları açısından çok sayıda araştırma yapıldığı görülmekle birlikte son yıllarda kripto para piyasasında takvim anomalilerini inceleyen çalışmaların da artmaya başladığı söylenebilir. Bu bölümde kripto para piyasasında takvim anomalilerini araştıran uluslararası ve ulusal çalışmaların bulgularına yer verilmektedir.

Kripto para piyasasında yapılan anomali çalışmaları genellikle piyasa değeri yüksek Bitcoin, Ethereum, Litecoin gibi kripto paralar üzerinde, koşullu değişen varyans modelleri (GARCH, EGARCH gibi) kullanılarak takvim anomalilerinin incelenmesine yoğunlaşmaktadır. Bununla birlikte takvim anomalileri açısından genellikle haftanın günü, yılın ayı, yıl dönümü, ay dönümü, Cadılar Bayramı, Ramazan ayı anomalileri gibi etkiler sıklıkla araştırılmaktadır. Kripto para piyasasında takvim anomalilerinin incelendiği çalışmaların bir kısmında sadece tek bir anomali açısından inceleme yapılırken, diğer bir kısmında ise birden fazla anomaliyi içine alan bir araştırma söz konusudur.

Kripto para piyasasında sadece haftanın günü anomalisini inceleyen bazı çalışmalar arasında Caporale ve Plastun (2019), Yaya ve Ogbonna (2019), Dangi (2020), Evcı (2020), Yılmaz ve Akkaya (2020), Orhan vd. (2021) ve Szabo ve Hinny (2022) tarafından yapılan çalışmalar yer almaktadır. Caporale ve Plastun (2019) tarafından 2013-2017 döneminde Bitcoin, Litecoin, Ripple ve Dash kripto paraları için t testi, ANOVA, Kruskal Wallis ve regresyon analizleri yöntemlerini kullanılarak yapılan çalışma sonuçları, Bitcoin için pazartesi günleri getirilerinin haftanın diğer günlerinden önemli ölçüde daha yüksek olduğunu ve diğer kripto paraların anomali sergilemediğini göstermektedir. Yaya ve Ogbonna (2019), piyasa değeri yüksek 13 kripto para için 9 Ağustos 2015- 5 Ocak 2019 dönemine ait günlük verileri kullanarak ve kesirli bütünlük regresyon analizi yapmış ve getirilerde haftanın günü etkisi olmadığını ve sadece Bitcoin için volatilitéde pazartesi ve cuma günü etkilerinin var olduğunu destekleyen kanıtlar elde etmiştir. Yılmaz ve Akkaya (2020) Bitcoin ve Litecoin piyasalarında 29 Nisan 2013- 29 Şubat 2020 dönemi için günlük verileri kullanarak haftanın günü anomalisini araştırmışlardır. Kruskal Wallis H testinin kullanıldığı çalışma sonuçları Bitcoin ve Litecoin piyasalarında haftanın günü etkisinin olmadığını göstermektedir. Dangi (2020), sekiz kripto para biriminin (Bitcoin, EOS, Ethereum, Bitcoin Cash, Litecoin, Tether, XRP ve Stellar) Temmuz 2017- Mart 2020 dönemine ait verilerini ve GARCH ve PARARCH yöntemlerini kullanarak gerçekleştirdiği çalışma sonucunda Bitcoin ve Tether kripto paraları dışında tüm kripto para birimlerinin getirilerinde ve oynaklığında haftanın günü etkisinin olduğuna dair bulgular elde etmiştir. Evcı (2020) tarafından 28 Nisan 2013-22 Kasım 2019 dönemi için GARCH yöntemi kullanılarak Bitcoin piyasasında yapılan çalışma sonuçları, Bitcoin getirileri üzerinde pazartesi, perşembe ve pazar günlerinin negatif etkileri olduğunu ve en fazla kaybın perşembe günü gerçekleştiğini göstermektedir. Orhan vd. (2021) Bitcoin piyasasında 30 Nisan 2013-15 Mart 2021 dönemine ait günlük verileri kullanarak haftanın günü anomalisini araştırmışlardır. EGARCH (1,1) yönteminin uygulandığı çalışma sonuçları; pazartesi, salı, cumartesi, pazar günlerinde haftanın günü anomalilerinin olduğunu, en yüksek getirinin pazartesi, en yüksek oynaklığın ise cumartesi günü gerçekleştiğini göstermektedir. Szabo ve Hinny (2022) tarafından yapılan ve Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Cardano,

Ripple, Litecoin, Chainlink, Ethereum Classic, Stellar ve Moner olmak üzere 10 kripto para birimi için 1 Nisan 2019 – 31 Mart 2022 dönemine ait günlük verilerin çoklu regresyon analizi yöntemi ile analiz edildiği çalışmada, Bitcoin, Ethereum ve Ripple'da pozitif bir pazartesi ve negatif bir perşembe etkisinin yanı sıra Ripple için negatif bir pazar etkisi olduğunu destekleyen bulgular elde edilmiştir.

Kumar (2022) kripto para piyasasında sadece ay dönümü anomalisini, Lopez-Martin (2022a), ise yalnızca Ramazan anomalisini araştırmıştır. Ağustos 2015- Ağustos 2021 dönemi için GARCH yöntemi kullanılarak Bitcoin, Ethereum ve Litecoin kripto para birimlerinde ay dönümü anomalisi inceleyen Kumar (2022), çalışma sonucunda ay dönümü günlerine ait getirilerin pozitif ve diğer günlerde elde edilen getirilerden daha yüksek olduğu yönünde bulgular ortaya koymuştur. Lopez-Martin (2022a), altı kripto para (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Stellar, Litecoin, BinanceCoin) için getiri ve koşullu volatilitede ramazan etkisini araştırmıştır. EGARCH ve GJR-GARCH yöntemlerinin kullanıldığı çalışma sonuçları, getirilerde tüm modellerde Ethereum, Ripple, Stellar ve BinanceCoin için Ramazan etkisinin olduğunu ve oynaklık üzerinde Ramazan etkisinin olmadığını göstermektedir.

Birden fazla takvim anomalisinin incelendiği kripto para çalışmalarından bazıları Eyüboğlu (2018), Çimen (2019), Susana vd. (2020), Kinatader ve Papavassiliou (2021) ve Dumrongwong (2021) tarafından yapılan çalışmalardır. Eyüboğlu (2018) tarafından yapılan çalışmada Bitcoin ve Litecoin piyasalarında haftanın günü ve yılın ayı etkilerinin olup olmadığı araştırılmıştır. Çalışmada GARCH (1,1) modeli kullanılarak 1 Mayıs 2013-21 Aralık 2017 dönemini kapsayan veriler analiz edilmiştir. Çalışma sonuçları pazartesi, salı ve cuma günlerinin Bitcoin getirileri üzerinde pozitif ve anlamlı, cumartesi gününün ise Litecoin getirileri üzerinde negatif ve anlamlı etkisi olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte yılın ayı etkisi açısından Şubat, Ekim ve Kasım aylarının Bitcoin üzerinde pozitif ve anlamlı, Litecoin getirilerinde ise ağustos ayının negatif ve anlamlı etkisi olduğu belirlenmiştir. Çimen (2019) kripto para piyasasında 1 Ocak 2015-31 Mayıs 2019 dönemi için ay dönümü etkisi ve ayın günü anomalisini incelemiştir. GARCH (1,1) yönteminin kullanıldığı çalışmada kripto para endeksi ve kripto paralardan Bitcoin ve Litecoin için analiz yapılmıştır. Çalışma sonucunda kripto para endeksinde ve Litecoin'de ay dönümü etkisinin pozitif ve anlamlı olduğunu kanıtlayan bulgular elde edilmiştir. Susana vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada 23 Temmuz 2017- 9 Temmuz 2020 dönemi için kripto para piyasasında haftanın günü, yılın ayı ve yıl dönümü etkisi olmak üzere üç takvim anomalisinin varlığı incelenmiştir. Piyasa değeri en yüksek ilk beş kripto paranın (Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, Bitcoin cash) verileri GARCH yöntemi ile analiz edilmiş ve çalışma sonucunda perşembe günü, Mart ve Nisan ayları ve yıl dönümü anomalilerinin olduğuna dair kanıtlar ortaya konmuştur. Kinatader ve Papavassiliou (2021) takvim anomalilerinin, Bitcoin'in koşullu getiri ve volatilitesi üzerindeki etkisini incelemek amacıyla 28 Nisan 2013 – 08 Eylül 2019 dönemine ait günlük verileri kullanarak kukla değişkenli GARCH modelleri üzerinden bir uygulama gerçekleştirmişlerdir. Cadılar Bayramı, haftanın günü ve yılın ayı anomalilerinin incelendiği çalışma sonucunda elde edilen kanıtlar; Cadılar Bayramı getiri ve volatilitesi ile haftanın günü ve yılın ayı getirilerinde herhangi bir anomaliye rastlanmadığını, koşullu volatilitede ise takvim anomalilerinin olduğunu desteklemektedir. Ayrıca bulgular hafta başında Bitcoin'in oynaklığının daha yoğun olduğunu ve hafta sonu riskin önemli ölçüde daha düşük olduğunu göstermektedir. Dumrongwong (2021) tarafından yapılan çalışmada 2010 – 2020 döneminde piyasa değeri en yüksek beş kripto para (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Tether ve Litecoin) için günlük veriler kullanılarak takvim anomalileri incelenmiştir. GARCH yöntemi kullanılarak yapılan analizler sonucunda Ethereum yatırımcılarının ocak ayında anormal getiri elde ettiğini ve pazartesi günleri Litecoin'in açığa satışından anormal karlar elde edildiğini kanıtlayan bulgular tespit edilmiştir.

Kripto para piyasasında takvim anomalilerinin incelendiği çalışmalar değerlendirildiğinde, çalışmaların genellikle haftanın günü anomalisi üzerinde yoğunlaştığı, anomalilerin sıklıkla getiriler açısından incelendiği ve kripto paralar açısından ortak bir tarih aralığı belirlenerek analiz yapıldığı görülmektedir. Literatürde yer alan çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada, kripto para piyasasında birden fazla takvim anomalisi (haftanın günü, yılın ayı, yıl dönümü) dikkate alınarak kripto paraların işlem görmeye başladığı tarihten itibaren geniş bir veri seti üzerinden hem getiri hem de volatilité açısından inceleme yapılmıştır. Bu şekilde mevcut literatüre önemli katkılar sağlayacağı ve yatırımcılara yol göstereceği öngörülmektedir.

2. VERİ SETİ

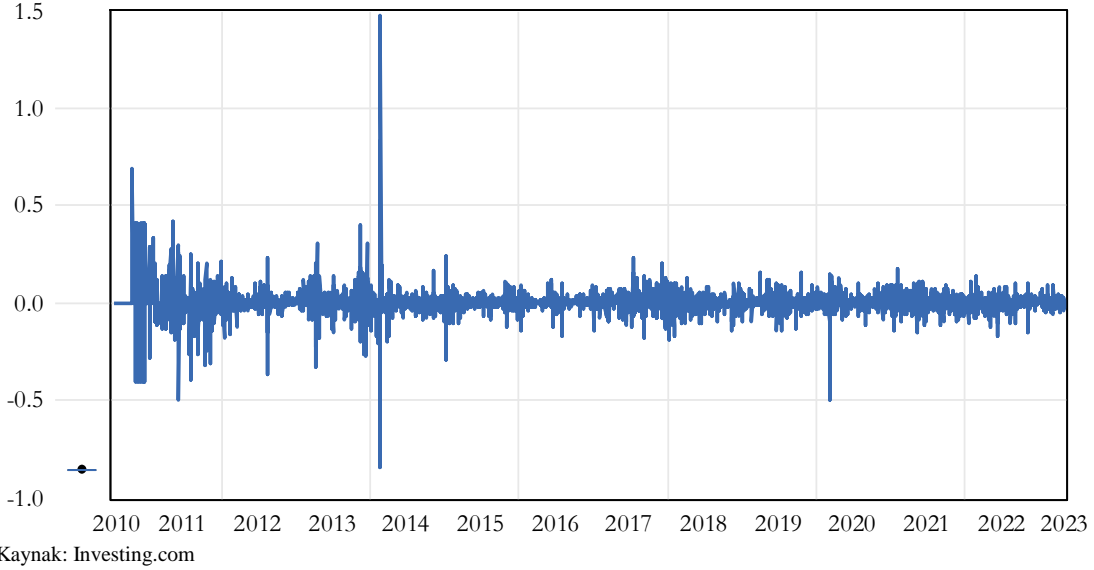
Bu çalışmada, kripto para piyasasında işlem gören BTC ve ETH kripto paraları açısından takvim anomalilerinin incelenmesi amaçlanmıştır. Literatürde yapılan bazı çalışmalarda (Caporale ve Plastun, 2019; Susana vd., 2020) olduğu gibi bu çalışmada da kripto para piyasasında piyasa değeri en yüksek kripto paralar uygulama kapsamına dahil edilmiştir. 26 Mayıs 2023 itibarıyla BTC 519,65 Milyar ABD Doları, ETH ise 220,97 Milyar ABD Doları piyasa değerine sahip olup piyasanın en çok işlem gören kripto paralarıdır (investing.com). Uygulama kapsamında, her iki kripto paranın işlem görmeye başladığı tarih dikkate alınarak

BTC için 18.07.2010 – 17.05.2023 dönemini, ETH için 10.03.2016 – 17.05.2023 dönemini içine alan günlük kapanış fiyatları kullanılmış ve söz konusu kripto paralara ilişkin günlük kapanış fiyat serisi investing.com adresinden elde edilmiştir. Öncelikle çalışmada incelenen kripto paraların getirileri denklem 1’de yer alan formül kullanılarak hesaplanmıştır (Kinatader ve Papavassiliou, 2021: 2).

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

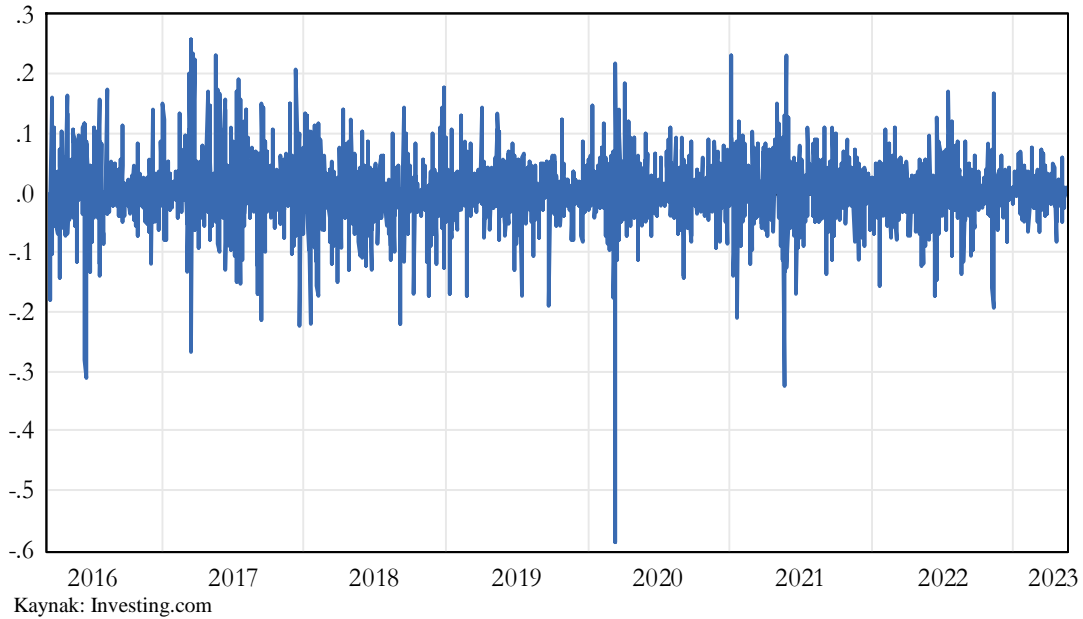
Denklem 1’de yer alan R_t ve $\ln(P_t)$ kripto para serilerinin t dönemine ilişkin getirisini ve logaritması alınmış kapanış fiyatını, $\ln(P_{t-1})$ ise aynı serilerin t-1 dönemine ait logaritmik kapanış fiyatını göstermektedir (Kinatader ve Papavassiliou, 2021: 2).

Şekil 1. BTC Getiri Serisi



BTC ve ETH kripto paralarının uygulama dönemini kapsayan günlük getiri serisine ait grafikler sırasıyla Şekil 1 ve 2’de sunulmuştur. Şekil 1 incelendiğinde BTC getirilerinin dönem dönem hızlı bir yükselişe (Ağustos 2011, Ağustos 2012) geçtiği, bazı dönemlerde ise hızlı bir düşüş (Şubat 2014, Mart 2020) yaşandığı görülmektedir. Şubat 2011’de Dolar ile eşitlenen BTC, Euro ve Sterlin ile satılmaya ve yükselmeye başlamıştır. 2013 yılında yasa dışı ürünler satan bazı sitelerin BTC kullanmasıyla güvenlik açısından endişe duyulmuş ve ardından Çin BTC kullanımını yasaklamış ve bu gelişmelerle birlikte BTC piyasasında başlayan düşüş 2014 yılında da devam etmiştir. BTC zaman zaman düşme ve yükselme eğilimi gösterse de 2020 yılına kadar genel olarak yatay seyir izlemiştir. Bununla birlikte BTC açısından 2020 yılının ilk çeyreğinde (Mart) kripto para piyasasında sert düşüşlerin yaşandığı ve özellikle “kara Perşembe” olarak adlandırılan 12 Mart 2020 tarihinde getirilerin önemli ölçüde düştüğü görülmektedir.

Şekil 2. ETH Getiri Serisi



Şekil 2 incelendiğinde ETH'nin Haziran 2016'da sert bir düşüş yaşadığı, ilerleyen dönemlerde hızlı bir yükselişe geçtiği görülmektedir. Özellikle Aralık 2016'da saniyede 25 işlemin yapılmasına izin veren Ethereum, 2016 yılındaki fiyatını (8,62 ABD Doları) 85 kat artırarak 2017 yılında 736,77 ABD Doları'na yükselmiştir. ETH 2018 ve 2019 yıllarında 2017 yılına göre düşüş trendine girmiş ve 2017 yılındaki fiyat seviyesine ancak 2020 yılında ulaşabilmiştir. Ancak BTC'de olduğu gibi ETH de kripto para piyasasında "kara Perşembe" nin yaşandığı 12 Mart 2020 tarihinde önemli ölçüde düşüş yaşamıştır. Bununla birlikte ETH'nin Ocak 2021 ve Mayıs 2021 tarihlerinde birbirine yakın oranlarda benzer düşüş ve yükseliş yaşadığı da söylenebilir.

3. YÖNTEM

Bu çalışmada takvim anomalilerinin BTC ve ETH kripto paralarının getirileri ve volatiliteleri üzerinde yarattığı etkiler incelenmiştir. Getiri ve volatilitede takvim anomalilerinin incelendiği çalışmalarda (Eyüboğlu, 2018; Dangi, 2020; Kinatader ve Papavassiliou, 2021; Dumrongwong, 2021) genellikle kukla değişkenli Otoresif Koşullu Değişen Varyans (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – ARCH) modelleri sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada da literatürde yer alan çalışmalara paralel olarak haftanın günü, yılın ayı ve yıl dönümü anomalilerini temsilen kukla değişkenler oluşturulmuş ve bu değişkenler çeşitli ARCH modellerine eklenerek analiz yapılmıştır.

ARCH modelleri koşullu ortalama ve koşullu değişen varyans olmak üzere iki denklemden oluşmaktadır. Koşullu ortalama modeli ARMA(p,q) şeklinde ifade edilen otoresif süreç (AR) ve hareketli ortalama (MA) sürecinden oluşmaktadır. Otoresif süreç bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinden, hareketli ortalama süreci ise sıfır ortalama ve sabit varyansa sahip hata terimlerinin gecikmeli değerlerinden meydana gelmektedir. Kukla değişkenli koşullu ortalama modeli denklem 2'deki gibi gösterilebilir (Kinatader ve Papavassiliou, 2021: 2):

$$R_t = \mu + \sum_{i=1}^p \delta_i R_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \gamma_{t,c} D_{t,c} + \varepsilon \quad (2)$$

Denklem 2'de yer alan R_t , kripto paraların t dönemindeki getirisini, μ R_t ortalaması ile ilgili sabit terimi, sabit terimin ardından gelen toplam sembolü AR sürecini, ikinci toplam sembolü MA sürecini, $\gamma_{t,c}$ kukla değişkenin katsayısını, $D_{t,c}$ haftanın günü (D_g), yılın ayı (D_a) ve yıldönümü (D_y) anomalilerini temsil eden kukla değişkenleri ve ε hata terimini göstermektedir (Kinatader ve Papavassiliou, 2021: 2).

Haftanın günü anomalisini temsil eden kukla değişkenler, D_d , d. günde 1 değerini diğer günlerde 0 değerini almaktadır. Örneğin pazartesi gününe ait kukla değişken, pazartesi günlerine 1, diğer günlere 0 değeri verilerek oluşturulmuştur. Pazartesi gününden pazar gününe kadar her bir gün için aynı şekilde kukla değişken oluşturulmuştur. Yılın ayı anomalisini temsil eden kukla değişkenler, D_a , a. ayda 1 değerini diğer aylarda 0 değerini almaktadır. Örneğin ocak ayına ait kukla değişken ocak ayının bütün günlerine 1, diğer aylara 0 değeri verilerek oluşturulmuştur. Ocak ayından aralık ayına kadar her bir ay için aynı yöntem kullanılarak kukla değişken oluşturulmuştur. Yıldönümü anomalisini temsil eden kukla değişkenler, D_y , aralık ayının son iki

haftası ve ocak ayının ilk haftasında yer alan günlere 1, diğer günlere 0 değeri verilerek oluşturulmuştur (Susana vd., 2020).

Kukla değişken modele dahil edilirken “kukla değişken tuzağı” olarak ifade edilen ve güvenilir olmayan hesaplamalara neden olan bir durum ortaya çıkabilmektedir. Bu durumda modele sabitin dahil edilmemesi (Dangi, 2020), modelde yer alan kukla değişkenlerden bir eksik kukla değişken kullanılması (Susana vd., 2020) veya her bir kukla değişkenin modele ayrı ayrı ilave edilmesi (Kinatader ve Papavassiliou, 2021) gibi yöntemler kullanılarak kukla değişken tuzağından korunmak mümkündür. Bu çalışmada da n adet kukla değişkenin bulunduğu modellerde n-1 adet kukla değişken kullanılarak ve eksik kalan kukla değişkeni modele ayrı bir şekilde ilave ederek kukla değişken tuzağı engellenmiştir. Kukla değişkenli ARCH(1) modeli denklem 3'teki gibi gösterilebilir (Lopez-Martin, 2022b: 516):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \mu_{t-1}^2 + \delta D_t \quad (3)$$

Denklem 2 ve 3'te γ ve δ simgeleri takvim anomalilerinin sırasıyla getiri ve varyans üzerindeki etkilerini ölçmektedir. Bu katsayıların istatistiksel olarak anlamlı olması ($\gamma, \delta \neq 0$), söz konusu etkinin varlığını göstermektedir. Ortalama denklemde sıfır hipotezinin ($\gamma = 0$) reddedilmesi getiride takvim etkisinin, varyans denklemde sıfır hipotezinin ($\delta = 0$) reddedilmesi ise volatilitede takvim etkisinin olduğunu belirtmektedir. γ ve δ simgelerine ait olasılık değerlerinin %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde anlamlı olması anormal getiri veya volatilitede (riski) olduğunu göstermektedir (Lopez-Martin, 2022b: 517). Çalışmada öncelikle her iki kripto para için uygun ortalama ve varyans modelleri belirlenmiş, daha sonra gerekli kriterleri taşıyan modellere kukla değişkenler ilave edilerek takvim anomalileri araştırılmıştır. Çalışmada her iki kripto para için ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH ve APARCH modelleri ayrı ayrı uygulandığından bu modeller üzerinde durulacaktır.

3.1. Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Klasik doğrusal zaman serisi modellerinin en önemli varsayımlarından biri, hata terimlerinin varyansının zaman içerisinde değişmemesi başka bir ifade ile sabit olmasıdır. Hata terimlerinin varyansı zaman içerisinde sabit kalmıyorsa bu durum değişen varyans olarak ifade edilmektedir. Bir modelde değişen varyans bulunmakla birlikte sabit varyans varsayımı ile tahmin yapılıyorsa, standart hata tahminleri güvenilir sonuçlar vermeyebilmektedir. Finansal zaman serilerine ait hata terimlerinin varyansı genellikle zaman içerisinde değişen bir yapı gösterdiğinden, değişen varyansı göz önünde bulunduran modeller bir zorunluluk olarak ortaya çıkmış ve koşullu değişen varyans modelleri olarak ARCH modelleri adını almıştır. Finansal varlıklar üzerinden elde edilen getirilerde meydana gelen büyük dalgalanmalar büyük dalgalanmaları, küçük dalgalanmalar ise küçük dalgalanmaları takip etmekte ve bu durum volatilitede kümelenmesi olarak tanımlanmaktadır. Finansal varlık getirilerinin zaman içerisinde oluşturduğu volatilitede kümelenmesi de ARCH modellerinin geliştirilmesini teşvik etmiştir (Brooks, 2008: 386-387).

İlk ARCH modeli Engle (1982) tarafından geliştirilmiş olup t dönemindeki hata terimlerinin varyansının geçmiş dönemlerdeki hata terimlerinin karelerine bağlı olduğunu ifade etmektedir. Engle, koşullu varyans sabit olmadığında, serilerin ortalama ve varyans modellerinin eş zamanlı olarak gösterilmesinin daha iyi olduğunu önermektedir (Asteriou ve Hall, 2007: 250). Eş zamanlı olarak koşullu ortalama ve koşullu varyans denklemini inceleyen ARCH(p) modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir (Kozhan, 2010: 81):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \mu_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \mu_{t-p}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \mu_{t-i}^2 \quad \mu_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (4)$$

Denklem 4'te μ_t 0 ortalama σ^2 sabit varyansla normal, bağımsız, benzer dağılan hata terimidir. ARCH(p) modelinde koşullu varyansın pozitif olması ve modelin istikrarlı olabilmesi için, bütün parametrelerin pozitif yani sıfırdan büyük olması, bununla birlikte sabit terim dışında kalan parametre katsayıları toplamının ise birden küçük olması gerekmektedir (Çil Yavuz, 2014: 441).

ARCH modellerinde ne kadar çok parametre kullanılırsa, parametrelerin biri veya birkaçı negatif değer alabilmekte ve ARCH modelleri için ifade edilen negatif olmama kısıtı geçersiz hale gelebilmektedir (Brooks, 2008: 392). Bununla birlikte ARCH modelinde koşullu varyans denkleminde yer alan hata terimi karesi değişkenine ait çok sayıda gecikmenin istatistiksel olarak anlamlı çıkması sonucunda tahmin edilecek parametre sayısı artmaktadır (Çil Yavuz, 2014: 449). ARCH modelinin bahsedilen zorluklarını gidermek amacıyla Bollerslev (1986) tarafından genişletilmiş veya genelleştirilmiş ARCH olarak adlandırılan GARCH modeli geliştirilmiştir. GARCH modeli içerisinde yer alan hata terimlerinin koşullu varyansı, hem koşullu varyansın geçmiş değerlerinin karesine hem de geçmiş dönemdeki hata terimlerinin karesine dayalı olarak formüle edilmektedir (Asteriou ve Hall, 2007: 260). p ARCH terimlerinin, q ise GARCH terimlerinin derecesini belirtmek üzere GARCH(p,q) modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir (Kozhan, 2010: 81):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \mu_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

Denklem 5’de μ_{t-i}^2 parametreleri ARCH terimlerini, σ_{t-j}^2 parametreleri ise GARCH terimlerini göstermektedir. q sıfır olduğunda GARCH modeli ARCH modeline dönüşmektedir. GARCH modelinin kısıtları, modelde bulunan bütün katsayıların sıfırdan büyük olması ve sabit terim dışındaki katsayılar toplamının ise birden küçük olması şeklinde ifade edilebilir (Kozhan, 2010: 81).

ARCH ve GARCH modelleri simetrik modeller olup bu modellerde iyi ve kötü haberlerin volatilité üzerinde aynı etkiye sahip olduğu varsayılmaktadır. Halbuki finansal varlık fiyatlarının en ilginç özelliklerinden biri, kötü haberlerin volatilité üzerindeki etkisinin iyi haberlerin etkisinden daha belirgin olmasıdır. Pek çok hisse senedinin mevcut durumdaki getirisi ile gelecekteki volatilitesi arasında negatif bir korelasyon bulunmaktadır. Getiriler yükseldikçe volatilitenin düşmesi, getiriler düştükçe volatilitenin artması yönünde gerçekleşen eğilime kaldıraç etkisi denir. Aynı büyüklükteki pozitif şokların, negatif şoklara göre volatilité üzerinde daha küçük bir etkisi bulunmaktadır. Glosten vd. (1993) iyi ve kötü haberlerin volatilité üzerinde nasıl farklı etki yarattığını asimetrik bir model olan TGARCH modelini geliştirerek göstermiştir (Enders, 2015: 155).

TGARCH modelinin koşullu varyans denklemi aşağıdaki gibidir (Kozhan, 2010: 88):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \mu_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \gamma_i S_{t-i} \mu_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad S_{t-i} = \begin{cases} 1 & \mu_{t-i} < 0 \\ 0 & \mu_{t-i} \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

Denklem 6’da koşullu varyansın pozitif olması için $i = 1, 2, \dots, p$ ve $j = 1, 2, \dots, q$ olmak üzere; $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $(\alpha_i + \gamma_i) \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ olmalıdır. Modelde yer alan hata terimi u_t finansal piyasalarda meydana gelen şokları, S_{t-i} ise şokların olumlu veya olumsuz olmasına göre 1 ve 0 değerini alan gölge değişkeni ifade etmektedir. Hata terimlerinin sıfırdan küçük olması olumsuz haberleri, sıfırdan büyük veya sıfıra eşit olması olumlu haberleri ifade etmektedir. Olumlu haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi α_i ’ye, olumsuz haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi $(\alpha_i + \gamma_i)$ ’e eşittir. Kaldıraç etkisi γ_i parametresi olup, $\gamma_i \neq 0$ durumu asimetriyi ifade etmektedir. $\gamma_i \geq 0$ ve istatistiksel açıdan anlamlı ise kaldıraç etkisi vardır (Çil Yavuz, 2014: 465).

Haberlerin asimetrik etkisini dikkate alan diğer bir model EGARCH (Exponential – GARCH) modelidir (Enders, 2015: 156). EGARCH modeli aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Çil Yavuz, 2014: 462):

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|\mu_{t-i}|}{|\sigma_{t-i}|} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\mu_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) \quad (7)$$

EGARCH modelinde bir zaman serisinin koşullu varyansı, kendi geçmiş değerlerinin ve gecikmeli hata terimlerinin büyüklüğü ve işaretinin doğrusal olmayan bir fonksiyonudur. Bu modelde koşullu varyans log-doğrusal formda modellenmiş olup GARCH modelinde varyansın pozitif olması için parametrelere getirilen negatif olmama kısıtlamasına gerek duyulmamaktadır. γ_i parametresi, volatilitéde “kaldıraç etkisini” tanımlayan asimetrik kaldıraç katsayısını ifade etmektedir. İstatistiksel olarak anlamlı ve negatif olan γ_i parametresi, olumsuz (negatif) şokların olumlu (pozitif) şoklara göre daha fazla volatilité yarattığını göstermektedir (Çil Yavuz, 2014: 462-463).

APARCH modeli Taylor (1986) ve Schwert (1990) tarafından geliştirilmiş olup diğer GARCH modellerinden farklı olarak bu modelde varyans yerine standart sapma kullanılmaktadır. Ding vd. (1993) tarafından Power ARCH (PARCH) olarak genelleştirilen model, asimetri parametresinin eklenmesiyle APARCH şeklinde ifade edilmektedir (Mazıbaş, 2005: 8). APARCH modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir (Ding vd., 1993: 98):

$$S_t^\delta = \alpha_0 \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\mu_{t-i}| - \gamma_i \mu_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j S_{t-j}^\delta \quad (8)$$

Denklem 8’de $\alpha_0 > 0$; $\delta \geq 0$; $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, p$; $-1 < \gamma_i < 1, i = 1, \dots, p$; $\beta_j \geq 0, j = 1, \dots, q$ olmalıdır. (Ding vd., 1993: 98). APARCH modelinde γ_i asimetri, δ güç parametresini göstermektedir. Asimetri parametresinin sıfır olması durumunda model standart GARCH modeline dönüşmektedir (Mazıbaş, 2005: 8).

4. BULGULAR

Analizler sonucu elde edilen bulgular kapsamında öncelikle BTC ve ETH getirilerinin tanımlayıcı istatistikleri oluşturulmuş ve Tablo 1’de sunulmuştur. Tablo 1 incelendiğinde BTC ve ETH getiri ortalamalarının pozitif olduğu, BTC’nin ETH’den daha yüksek ortalama getiriye sahip olduğu görülmektedir. Bununla birlikte ortalama getirilere benzer olarak BTC’nin ETH’den daha yüksek standart sapmaya sahip olduğu söylenebilir. ETH getirilerinin çarpıklık değerleri negatif, BTC’nin ise pozitifdir. Buna bağlı olarak ETH getirileri sola çarpık, BTC getirileri ise sağa çarpık bir dağılım göstermektedir. Bütün kripto paralara ilişkin olasılık değerleri %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğundan normal dağılımın olduğunu belirten sıfır hipotezinin reddedildiği ve bu iki kripto para getiri serilerinin normal dağılmadığı görülmektedir.

Tablo 1. BTC ve ETH Getirilerine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

	Ortalama	Std. Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Jarque-Bera	Olasılık	Gözlem
BTC	0,0026	0,0629	2,6365	94,5548	1642070,0	0,0000	4686
ETH	0,0019	0,0547	-0,5855	11,4759	8004,4830	0,0000	2624

Takvim anomalisini incelemek amacıyla doğru bir model oluşturmak açısından kripto para getiri serilerinin durağan olup olmadığının belirlenmesi gerekmektedir. Bu bağlamda ADF ve PP birim kök testleri kullanılarak elde edilen sonuçlar Tablo 2’de sunulmuştur. Kripto para getirilerine ait ADF ve PP birim kök test sonuçları incelendiğinde (Tablo 2), kripto para getiri serilerinin düzeyde hem sabitli hem de sabitli ve trendli modelde birim köke sahip olduğunu ifade eden sıfır hipotezinin reddedildiği ve bütün getiri serilerinin bütün modellerde düzeyde durağan olduğu söylenebilir.

Tablo 2. BTC ve ETH Getirilerinin Düzeyde Birim Kök Test Sonuçları

	ADF		PP	
	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitli	Sabitli ve Trendli
BTC	-34,058 (0,000*)	-34,156 (0,000*)	-69,229 (0,000*)	-69,321 (0,000*)
ETH	-50,608 (0,000*)	-53,619 (0,000*)	-53,591 (0,000*)	-53,590 (0,000*)

*%1 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğunu göstermektedir.

Tablo 3’te yer alan çoklu kırılmalı birim kök test sonuçları göz önünde bulundurulduğunda kripto para getirilerine ait PT, MPT, MZA, MSB ve MZT test istatistiklerinin kritik değerlerden küçük olduğu görülmektedir. Bu durumda yapısal kırılmalar altında birim kök olduğunu ifade eden sıfır hipotezi reddedilmekte ve getiri serilerinin durağan olduğu ifade edilmektedir.

Tablo 3. Carrion-i-Silvestre vd. (2009) Çoklu Yapısal Kırılmalı Birim Kök Test Sonuçları

	PT	MPT	MZA	MSB	MZT	Kırılma Tarihleri
BTC	0,886 (9,300**)	0,837 (9,300**)	-547,359 (-48,050)	0,030 (0,102**)	-16,541 (-4,882**)	13.11.2011, 19.02.2014, 9.11.2015 13.09.2017, 11.03.2020
ETH	1,526 (9,377**)	1,472 (9,377**)	-304,407 (-47,299)	0,0405 (0,103**)	-12,336 (-4,835**)	17.03.2017, 21.12.2017, 16.09.2018, 11.03.2020, 18.05.2021

Not: Kritik değerler parantez içinde gösterilmiştir. Sabitli ve trendde kırılmaya izin veren model kullanılmıştır.

Düzey değerinde durağan olan kripto para getiri serileri için uygun olan koşullu ortalama modelinin belirlenebilmesi için en küçük kareler yöntemi kullanılarak çeşitli modeller oluşturulmuştur. Akaike, Schwarz ve Hannan-Quinn bilgi kriterlerinin en küçük değerleri aldığı denklemlerden, ARMA modellerinin kriterlerini karşılayan ARMA(3,2) ve ARMA(0,0) modelleri sırasıyla BTC ve ETH kripto para getiri serileri için koşullu ortalama modelleri olarak belirlenmiştir.

Tablo 4 incelendiğinde AR ve MA katsayılarının %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Bununla birlikte ARMA süreçlerinde AR katsayıları toplamının mutlak değerinin 1’den küçük olması durağanlık, MA katsayıları toplamının mutlak değerinin 1’den küçük olması ise çevrilebilirlik için gerekli olan kriterlerdir. ARMA (3,2) modeli için, $|AR(1) + AR(2) + AR(3)| = 0,35599 < 1$ ve $|MA(1) + MA(2)| = 0,386403 < 1$ olduğundan model durağanlık ve çevrilebilirlik için gerekli şartları sağlamaktadır.

Tablo 4. BTC ve ETH Getirileri İçin Koşullu Ortalama Modelleri

BTC				
Değişken	Katsayı	Std. Hata	t-ist.	Olasılık
C	0,002674	0,000913	2,929569	0,0034
AR(1)	0,831550	0,040236	20,66695	0,0000
AR(2)	-0,600600	0,029861	-20,11298	0,0000
AR(3)	0,125040	0,009971	12,54011	0,0000
MA(1)	-0,848915	0,041443	-20,48373	0,0000
MA(2)	0,462512	0,032540	14,21380	0,0000
SIGMASQ	0,003819	2,00E-05	190,7246	0,0000
ETH				
Değişken	Katsayı	Std. Hata	t-ist.	Olasılık
C	0,001886	0,001064	1,771684	0,0766

Koşullu ortalama modellerinin kalıntıları kullanılarak BTC ve ETH getiri serileri için ARCH modelleri oluşturulmaktadır. Bu modellerin kurulabilmesi için koşullu ortalama modellerinde ARCH etkisinin (değişen varyansın) bulunması gerekmektedir. BTC ve ETH getiri serilerine ait koşullu ortalama modellerinin ARCH testi ve korelogram sonuçları Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5. ARMA Modellerine İlişkin Değişen Varyans ve Otokorelasyon Test Sonuçları

BTC								
ARMA (3,2)	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	581,4653	0,000	110,5042	0,000	0,011	0,010	7,8669	0,005
Gecikme 12	639,4977	0,000	61,57300	0,000	-0,005	-0,006	11,748	0,109
Gecikme 18	653,6298	0,000	42,05773	0,000	0,015	0,014	25,740	0,018
Gecikme 24	655,7768	0,000	31,62940	0,000	-0,003	-0,008	36,388	0,009
Gecikme 30	658,3743	0,000	25,39250	0,000	-0,020	-0,021	48,046	0,004
ETH								
ARMA (0,0)	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	107,4083	0,000	18,61877	0,000	0,043	0,043	17,863	0,007
Gecikme 12	114,6850	0,000	9,947007	0,000	0,012	0,007	23,450	0,024
Gecikme 18	117,2205	0,000	6,769777	0,000	-0,013	-0,014	33,008	0,017
Gecikme 24	118,4808	0,000	5,123046	0,000	0,006	0,007	39,081	0,027
Gecikme 30	125,9253	0,000	4,359280	0,000	0,002	-0,003	43,817	0,050

ARCH-LM test sonuçları incelendiğinde getiri serisinin sabit varyansa sahip olduğunu ifade eden sıfır hipotezinin bütün gecikme değerlerinde, her iki kripto para için de %1 anlamlılık düzeyinde reddedildiği ve BTC ve ETH getiri serilerine ait koşullu ortalama modellerinde ARCH etkisinin başka bir ifade ile değişen varyansın olduğu görülmektedir. Hata terimleri korelogramı ile araştırılan otokorelasyon sonuçları (Tablo 5) içerisinde yer alan ve 6., 12., 18., 24. ve 30. gecikme değerleri için hesaplanan Q istatistiği olasılıkları ise, oto korelasyonun olmadığını ifade eden sıfır hipotezinin reddedildiğini göstermekte olup otokorelasyonun varlığını kanıtlamaktadır. Bu durumda değişen varyans ve otokorelasyon sorunlarının çözülmesi ve serilerin volatilité yapısının belirlenebilmesi için çeşitli ARCH modelleri oluşturulmuş ve sonuçlar Tablo 6 ve Tablo 7'de sunulmuştur.

Tablo 6. BTC İçin Koşullu Değişen Varyans Modelleri

	ARCH(1)	GARCH(1)	GARCH(1,1)	GARCH(2,2)	IGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)
α_0	0,003963 (0,000)	0,003963 (0,6027)	0,003342 (0,000)	0,000490 (0,000)		3,67E-13 (0,000)
α_1	0,171429 (0,000)		0,149380 (0,000)	0,116527 (0,000)	0,070594 (0,000)	3,342446 (0,000)
α_2				0,036527 (0,296)		
β_1		0,171429 (0,9142)	0,599380 (0,000)	0,476527 (0,060)	0,929406 (0,000)	0,801975 (0,000)
β_2				0,036527 (0,805)		
γ_1						0,065575 (0,8701)
Adj R2	0,014957	0,016267	0,008443	0,006087	0,012460	0,003744
SSE	0,062483	0,062441	0,062689	0,062763	0,062562	0,062837
AIC	-3,072986	-2,945963	-2,626304	-3,537080	11,17845	-4,285272
SIC	-3,060587	-2,933564	-2,612527	-3,520547	11,18809	-4,270118
LOB	7204,397	6906,972	6159,491	8294,072	-26167,34	10044,96
	TGARCH(2,2)	EGARCH(1,1)	EGARCH(2,2)	APARCH(1,1)	APARCH(2,2)	
α_0	7,21E-14 (0,000)	-6,307740 (0,000)	-8,395275 (0,000)	2,50E-06 (0,010)	0,002407 (0,434)	

α_1	1,064787 (0,097)	-0,147202(0,000)	0,046298 (0,000)	0,117727 (0,000)	0,595946 (0,000)
α_2	0,221548 (0,744)		-0,028710 (0,000)		-0,036902 (0,929)
β_1	0,950232 (0,013)	-0,086446 (0,000)	0,136581 (0,005)	0,743786 (0,000)	0,846038 (0,329)
β_2	-0,135095 (0,652)		-0,444490 (0,000)		0,021609 (0,977)
γ_1	0,535663 (0,232)	0,158200 (0,000)	0,011726 (0,000)	0,069022 (0,000)	-0,030737 (0,775)
γ_2	-0,549852 (0,215)		0,142256 (0,000)		0,849498 (0,898)
δ				3,291093 (0,000)	0,399448 (0,000)
Adj R2	-0,002621	-0,004044	-0,007041	-0,003267	0,002731
SSE	0,063038	0,063082	0,063176	0,063058	0,062869
AIC	-4,279840	-3,604336	-3,476179	-3,391125	-4,233253
SIC	-4,260553	-3,589181	-3,456891	-3,375971	-4,212588
LOB	10035,25	8450,553	8153,473	7951,320	9927,163

Çalışmada en uygun modelin belirlenebilmesi için farklı düzeylere sahip ARCH, GARCH, TAR, EGARCH, APARCH modelleri oluşturulmuş ve R^2_{adj} ve Log Olabilirlik (LOB) kriterlerinin en büyük değerleri, AIC ve SIC kriterlerinin ise en küçük değerleri aldığı modeller göz önünde bulundurulmuştur. Bu bağlamda BTC için GARCH(1) ve TGARCH(1,1) modelleri, ETH için ise GARCH(1), GARCH(1,1) ve EGARCH(2,2) modellerinin uygun olduğu söylenebilir.

Tablo 7. ETH İçin Koşullu Değişen Varyans Modelleri

	ARCH(1)	GARCH(1)	GARCH(1,1)	GARCH (2,2)	IGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)
α_0	0,002740 (0,000)	6,65E-05 (0,035)	0,000187 (0,000)	4,32E-06 (0,3049)		0,000193 (0,000)
α_1	0,346825 (0,000)		0,175178 (0,000)	0,178199 (0,000)	0,060588 (0,000)	0,169306 (0,000)
α_2				-0,172705 (0,000)		
β_1		0,981668 (0,000)	0,800665 (0,000)	1,725394 (0,000)	0,939412 (0,000)	0,796431 (0,000)
β_2				-0,731546		
γ_1						0,018815 (0,600)
Adj R2	-0,000115	-0,000073	-0,000152	-0,000143	-0,000193	-0,000183
SSE	0,054476	0,054475	0,054477	0,054477	0,054478	0,054478
AIC	-3,228770	-3,202470	-3,281564	-3,282208	-3,083071	-3,280899
SIC	-3,219804	-3,193504	-3,270357	-3,266518	-3,078588	-3,267450
LOB	4232,074	4197,634	4302,208	4305,052	4039,282	4302,337
	TGARCH (2,2)	EGARCH(1,1)	EGARCH(2,2)	APARCH (1,1)	APARCH (2,2)	
α_0	6,22E-06 (0,087)	-0,516833 (0,000)	-1,462738 (0,000)	0,001404 (0,166)	0,001535 (0,461)	
α_1	0,120144 (0,000)	0,287735 (0,000)	0,309563 (0,000)	0,166992 (0,000)	0,153802 (0,000)	
α_2	-0,111324 (0,000)		0,292068 (0,000)		0,011912 (0,984)	
β_1	1,681276 (0,000)	0,944797 (0,000)	-0,087005 (0,000)	0,835446 (0,000)	0,625447 (0,634)	
β_2	-0,690558 (0,000)		0,913034 (0,000)		0,18892 (0,8649)	
γ_1	0,076359 (0,096)	-0,004368 (0,8129)	-0,029153 (0,1603)	0,024835(0,690)	0,098346 (0,479)	
γ_2	-0,079368 (0,083)		-0,011372 (0,5851)		-0,998217 (0,988)	

δ				1,252418 (0,000)	1,253066 (0,000)
Adj R2	-0,000983	-0,000280	-0,000894	-0,000266	-0,001018
SSE	0,054500	0,054481	0,054497	0,054480	0,054501
AIC	-3,288601	-3,283713	-3,289527	-3,282937	-3,284557
SIC	-3,268427	-3,270264	-3,269353	-3,267246	-3,262141
LOB	4315,423	4306,023	4316,635	4306,006	4311,127

BTC ve ETH için belirlenen koşullu değişen varyans modellerinde değişen varyans ve otokorelasyon sorunlarının çözülüp çözülmediğini belirlemek için yapılan ARCH-LM ve korelogram analiz sonuçları Tablo 8 ve Tablo 9'da sunulmuştur.

Tablo 8. BTC İçin Koşullu Değişen Varyans Modellerine İlişkin Değişen Varyans ve Otokorelasyon Test Sonuçları

GARCH (1)								
	ARCH-LM				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	598,7044	0,000	114,2614	0,000	-0,003	0,017	104,44	0,000
Gecikme 12	515,0831	0,000	48,10926	0,000	-0,002	-0,002	107,00	0,000
Gecikme 18	610,9933	0,000	38,90081	0,000	0,020	0,009	128,92	0,000
Gecikme 24	645,9590	0,000	31,07965	0,000	-0,002	-0,009	136,60	0,000
Gecikme 30	653,5643	0,000	25,17667	0,000	-0,017	-0,020	146,92	0,000
TGARCH (1,1)								
	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	0,001285	1,000	0,000214	1,000	-0,000	-0,000	0,0013	0,971
Gecikme 12	0,002576	1,000	0,000214	1,000	-0,000	-0,000	0,0026	1,000
Gecikme 18	0,003874	1,000	0,000214	1,000	-0,000	-0,000	0,0039	1,000
Gecikme 24	0,005179	1,000	0,000215	1,000	-0,000	-0,000	0,0052	1,000
Gecikme 30	0,006491	1,000	0,000215	1,000	-0,000	-0,000	0,0065	1,000

Tablo 8 incelendiğinde BTC için oluşturulan TGARCH (1,1) modelinde değişen varyans ve otokorelasyon sorununun çözüldüğü, GARCH (1) modelinde ise çözülmediği görülmektedir. Tablo 9'da yer alan sonuçlar ise ETH'nin koşullu değişen varyans modellerinden sadece EGARCH(2,2) modelinde değişen varyans ve otokorelasyon sorununun çözüldüğünü diğer modellerin bu açıdan yetersiz kaldığını göstermektedir.

Tablo 9. ETH İçin Koşullu Değişen Varyans Modellerine İlişkin Değişen Varyans ve Otokorelasyon Test Sonuçları

GARCH (1)								
	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	102,3485	0,000	17,70591	0,000	0,048	0,047	19,323	0,004
Gecikme 12	109,5655	0,000	9,483498	0,000	0,013	0,008	25,559	0,012
Gecikme 18	112,1269	0,000	6,462357	0,000	-0,012	-0,012	34,999	0,009
Gecikme 24	113,1326	0,000	4,881249	0,000	0,004	0,005	40,822	0,017
Gecikme 30	120,9541	0,000	4,178753	0,000	0,005	-0,001	45,410	0,035
GARCH (1,1)								
	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	102,3485	0,000	17,70591	0,000	0,028	0,026	15,186	0,019
Gecikme 12	109,5655	0,000	9,483498	0,000	0,022	0,019	21,030	0,050
Gecikme 18	112,1269	0,000	6,462357	0,000	0,010	0,004	29,511	0,042
Gecikme 24	113,1326	0,000	4,881249	0,000	-0,008	-0,006	31,088	0,151
Gecikme 30	120,9541	0,000	4,178753	0,000	-0,001	-0,003	34,955	0,244
EGARCH (2,2)								
	ARCH				Korelogram			
	Göz R2	R2 Olas.	F ist.	F ist. Olas.	AC	PAC	Q ist.	Olas.
Gecikme 6	5,172000	0,5219	0,861396	0,5226	0,029	0,027	14,638	0,073
Gecikme 12	7,612940	0,8146	0,633097	0,8155	0,020	0,017	19,164	0,085

Gecikme 18	11,53357	0,8704	0,638907	0,8715	0,009	0,003	27,070	0,078
Gecikme 24	13,73773	0,9524	0,569908	0,9531	-0,008	-0,006	28,569	0,237
Gecikme 30	36,37177	0,1962	1,214944	0,1956	0,002	-0,001	32,438	0,347

BTC ve ETH getiri serilerinde takvim anomalilerinin varlığı, belirlenen TGARCH(1,1), EGARCH(2,2) modellerine haftanın günü, yılın ayı ve yıl dönümü anomalilerini temsilen oluşturulan kukla değişkenler ilave edilerek tespit edilmeye çalışılmış ve analiz sonuçları Tablo 10, Tablo 11 ve Tablo 12’de gösterilmiştir.

Tablo 10. Haftanın Günü Anomalisine İlişkin TGARCH(1,1) ve EGARCH (2,2) Modelleri

Değişken	BTC		ETH	
	Katsayı	Olasılık	Katsayı	Olasılık
Ortalama Denklemi				
D _{Pazartesi}	0,001301	0,4054	0,000337	0,9015
D _{Salı}	0,002201	0,1476	0,002029	0,4355
D _{Çarşamba}	0,001366	0,3571	0,002977	0,2719
D _{Perşembe}	-0,000303	0,8361	-0,002914	0,2797
D _{Cuma}	0,000957	0,5078	0,002001	0,4521
D _{Cumartesi}	-0,000456	0,7315	0,003046	0,1784
D _{Pazar}	-0,001252	0,1033	-0,000374	0,8537
Varyans Denklemi				
D _{Pazartesi}	-0,002100	0,0001*	1,077880	0,0000*
D _{Salı}	-0,002373	0,0000*	0,789532	0,0004*
D _{Çarşamba}	-0,002312	0,0000*	0,464747	0,0105**
D _{Perşembe}	-0,002461	0,0000*	0,462523	0,0097*
D _{Cuma}	-0,002853	0,0000*	0,327280	0,1271
D _{Cumartesi}	-0,003416	0,0000*	-0,244152	0,1652
D _{Pazar}	-0,000696	0,7337	-0,268514	0,0063*

*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğunu göstermektedir.

Tablo 10 incelendiğinde BTC ve ETH için oluşturulan modellere ait ortalama denklemlerinde haftanın günü anomalisine rastlanmadığı, varyans denklemlerinde ise haftanın günü anomalisinin varlığını kanıtlayan bulguların olduğu görülmektedir. Varyans denkleminde BTC’nin pazar günleri dışındaki bütün günlerde %1 anlamlılık düzeyinde volatilitede haftanın günü anomalisi bulunmaktadır. BTC’nin volatilitenin pazartesi gününden itibaren düştüğü ve en düşük değeri cumartesi günü aldığı, bununla birlikte en büyük değeri de pazar günü aldığı söylenebilir. ETH’nin varyans denkleminde pazartesi, salı, perşembe ve pazar günlerinde %1 anlamlılık düzeyinde, çarşamba günü %5 anlamlılık düzeyinde volatilitede haftanın günü anomalisi görülmekte olup diğer günlerde anomali söz konusu değildir. Pazartesi gününden pazar gününe doğru ETH’nin volatilitesi gittikçe azalmaktadır.

Tablo 11. Yılın Ayı Anomalisine İlişkin TGARCH(1,1) ve EGARCH (2,2) Modelleri

Değişken	BTC		ETH	
	Katsayı	Olasılık	Katsayı	Olasılık
Ortalama Denklemi				
D _{Ocak}	0,001553	0,3897	0,006520	0,0793***
D _{Şubat}	0,002286	0,2339	0,004722	0,2223
D _{Mart}	0,000726	0,6661	0,002854	0,4487
D _{Nisan}	0,002382	0,1614	0,004770	0,2001
D _{Mayıs}	0,001317	0,4376	0,003678	0,3869
D _{Haziran}	0,001278	0,4965	0,000203	0,9618
D _{Temmuz}	-0,000602	0,7086	0,003101	0,4349
D _{Ağustos}	-0,000556	0,7083	0,001443	0,6981
D _{Eylül}	-0,000590	0,6423	0,002878	0,4522
D _{Ekim}	1,63E-05	0,9911	-0,000325	0,9206
D _{Kasım}	0,001159	0,5155	0,001752	0,6290
D _{Aralık}	0,000859	0,3604	-0,002942	0,2595
Varyans Denklemi				
D _{Ocak}	-0,000693	0,0412**	-0,012223	0,8489
D _{Şubat}	0,000128	0,8201	0,026453	0,6649
D _{Mart}	-0,001021	0,0000*	-0,021345	0,7174

D _{Nisan}	-0,000659	0,0454**	0,016258	0,7806
D _{Mayıs}	-0,000680	0,0312**	0,054722	0,3720
D _{Haziran}	-5,33E-05	0,9182	0,018942	0,7481
D _{Temmuz}	-0,001055	0,0000*	0,027019	0,6532
D _{Ağustos}	-0,001524	0,0000*	-0,028807	0,6190
D _{Eylül}	-0,001573	0,0000*	-0,015200	0,8043
D _{Ekim}	-0,001231	0,0000*	-0,131104	0,0346**
D _{Kasım}	-0,000542	0,1481	0,023358	0,7166
D _{Aralık}	1,07E-06	0,5554	-0,056425	0,0824***

*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğunu göstermektedir.

Tablo 11’de yer alan bulgular, BTC ve ETH için oluşturulan modellerde BTC’nin ortalama denklemi dışındaki diğer denklemlerde yılın ayı etkisinin olduğunu göstermektedir. ETH’nin ortalama denkleminde sadece ocak ayı getirilerinde %10 anlamlılık düzeyinde yılın ayı anomalisinin olduğu, diğer aylarda ise anomalinin olmadığı görülmektedir. Düşük bir etki olsa da ocak ayı getirileri diğer aylardan daha yüksek ve pozitif bir değer almış olup ETH yatırımcıları bu ayda pozitif anormal getiri elde etmiştir. BTC’nin varyans denkleminde mart, temmuz, ağustos, eylül ve ekim ayı volatilitesinde %1 anlamlılık düzeyinde, ocak, nisan ve mayıs ayı volatilitesinde ise %5 anlamlılık düzeyinde yılın ayı anomalisine rastlanılmış ve geriye kalan aylarda herhangi bir anomali bulgusuna rastlanılmamıştır. BTC’nin volatilitesi en yüksek değerini aralık ayında, en düşük değerini de eylül ayında almıştır. ETH’nin varyans denkleminde (Tablo 11) elde edilen bulgular ekim ayında %5, aralık ayında %10 anlamlılık düzeyinde yılın ayı anomalisinin olduğunu kanıtlamaktadır. Ekim ve aralık ayı dışındaki diğer aylarda ETH’nin volatilitesinde yılın ayı anomalisi bulunmamaktadır. ETH’nin volatilitesinin mayıs ayında en yüksek ve aralık ayında en düşük seviyede olduğu söylenebilir.

Tablo 12. Yıldönümü Anomalisine İlişkin TGARCH(1,1) ve EGARCH(2,2) Modelleri

	BTC		ETH	
	Ortalama Denklemi			
Değişken	Katsayı	Olasılık	Katsayı	Olasılık
D _{Yıldönümü}	-0,0000489	0,8936	0,002777	0,4473
	Varyans Denklemi			
D _{Yıldönümü}	-0,0000772	0,1232	0,042404	0,4979

Tablo 12 incelendiğinde her iki kripto para için ortalama ve varyans denklemlerinde yıl dönümü anomalisinin bulunmadığı görülmektedir.

BTC volatilitesinde haftanın günü anomalisi olduğunu gösteren bulgular Yaya ve Ogbonna (2019), Orhan vd. (2021) ve Kinateder ve Papavassiliou (2021) tarafından; BTC volatilitesinde yılın ayı anomalisi olduğunu gösteren bulgular ise Kinateder ve Papavassiliou (2021) tarafından yapılan çalışma sonuçları ile benzerlik göstermektedir. Bununla birlikte ETH volatilitesinde haftanın günü anomalisi olduğunu gösteren bulgular Dangi (2020) tarafından ve ETH getirilerinde yılın ayı olduğunu gösteren bulgular Dumrongwong (2021) tarafından yapılan çalışma sonuçları ile benzerlik göstermektedir.

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

2008 küresel krizinden sonra finans sektöründe dijital dönüşümü gerçekleştirilecek teknolojilerin uygulanması yönünde çeşitli adımlar atılmış, özellikle blokzincir teknolojisinin ortaya çıkmasıyla paranın dijitalleşmesi hız kazanmıştır. Bu süreçte Nakamoto (2008) tarafından teknik bir makale ile ortaya atılan kripto para Bitcoin piyasalarda işlem görmeye ve popüler olmaya başlamıştır. Bitcoin’in ardından piyasaya sürülen Litecoin, Ethereum, Ripple gibi diğer dijital paralar kripto para piyasasında işlem hacminin yükselmesini ve yatırımcıların bu piyasaya ilgi duymasını sağlamıştır.

Çok sayıda yatırımcısı olan ve işlem hacmi yüksek olan kripto para piyasasında kripto paraların normalin üstünde getiri sağlayıp sağlamadığı veya risk içerip içermediği merak konusu olmuş ve anomali çalışmaları kripto para piyasasında yoğunlaşmaya başlamıştır. Bu bağlamda çalışmada piyasa değeri yüksek olan Bitcoin ve Ethereum’un yatırımcılarına sunduğu getiriler ve riskler açısından takvim anomalisine sahip olup olmadığı incelenmiştir. Çalışmada Bitcoin için 18.07.2010 – 17.05.2023, Ethereum için ise 10.03.2016 – 17.05.2023 dönemini içine alan günlük veriler kullanılarak ARCH modelleri ile analiz yapılmıştır. Takvim anomalileri kapsamında haftanın günü, yılın ayı ve yıl dönümü etkileri kukla değişken ile temsil edilerek Bitcoin ve Ethereum için belirlenen TGARCH(1,1) ve EGARCH(2,2) modellerine ilave edilmiş ve bu şekilde her iki kripto para açısından getiri ve volatilitede anomali olup olmadığı araştırılmıştır.

Çalışmada yapılan analizler sonucunda getirilerde Ethereum için ocak ayında görülen anomali dışında, herhangi bir anomali tespit edilememiş olup volatilitede ise her iki kripto para için haftanın günü ve yılın ayı anomalisinin olduğunu gösteren bulgular elde edilmiştir. Bununla birlikte her iki kripto para açısından yıldönümü anomalisi söz konusu değildir. Ocak ayı anomalisi Ethereum yatırımcılarının bu ayda diğer aylara göre daha fazla getiri elde edebileceğini göstermektedir. Ayrıca aralık aylarında ve pazar günlerinde ETH piyasasında, eylül aylarında ve cumartesi günlerinde BTC piyasasında yapılacak yatırımlarda riskin daha düşük olabileceği de söylenebilir.

Çalışma sonuçları açısından Bitcoin ve Ethereum piyasalarında takvim anomalilerinin olduğu ve buna bağlı olarak bu piyasalardaki yatırımcıların rasyonel bir davranış sergilemediği söylenebilir. Ayrıca takvim anomalilerinin varlığı kripto para piyasasının Etkin Piyasa Hipotezi ile çelişen bir yapıda olduğunu ve bu piyasaların etkin olmadığını göstermektedir. Buna göre Bitcoin ve Ethereum piyasasında yatırımcılar geçmiş fiyat hareketlerinden faydalanarak geleceğe yönelik tahminlerde bulunma fırsatını değerlendirebileceklerdir. Bitcoin ve Ethereum piyasalarında yatırımcıların haftanın bazı günlerinde veya yılın bazı aylarında ve günlerinde gerçekleşen anormal getirileri ve riskleri doğru tahmin ederek doğru yatırım stratejilerini uygulamaları mümkün görünmektedir.

Konu ile ilgili olarak gelecekte yapılacak çalışmalara yol gösterici olması açısından, kripto para piyasasında getiri ve volatilité açısından yatırımcıların gösterdiği davranışların, daha fazla sayıda kripto parayı, daha fazla anomali türünü ve farklı yöntemleri içerecek şekilde incelenmesi önerilebilir.

KAYNAKÇA

- Aslan, A., ve Çipe, B. (2021). Kripto para piyasasında zayıf formda etkinlik sınaması. *Gaziantep Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 3(2), 75-90.
- Bachelier, L. (1900). *Théorie de la spéculation*. In *Annales scientifiques de l'École normale supérieure* .17, 21-86
- Brooks, C. (2008). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press.
- Caporale, G., M., & Plastun, A. (2019). The day of the week effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 31, 258-269. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.11.012>
- Çil Yavuz, N. (2014). *Finansal ekonometri*. Der Yayınları
- Çimen, A. (2019). Calendar anomalies in cryptocurrencies. *Turkish Studies Social Science*, 14(5), 2097-2116. <http://dx.doi.org/10.29228/TurkishStudies.30274>
- Dangi, V. (2020). Day of the week effect in cryptocurrencies' returns and volatility. *Ramanujan International Journal of Business and Research*, 5, 139-167. <https://doi.org/10.51245/rijbr.v5i1.2020.221>
- Dedeoğlu, D. (2019). *A'dan Z'ye blockchain*. İnkılap Yayınevi.
- Ding, Z., Granger, C. W. J. & Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106.
- Dumrongwong, K. (2021). Calendar effects on cryptocurrencies: Not so straightforward. *Southeast Asian Journal of Economics*, 9(1), 1-26.
- Enders, W. (2015). *Applied econometric time series*. John Wiley & Sons.
- Erdoğan, M., ve Elmas, B. (2010). Hisse senedi piyasalarında görülen anomaliler ve bireysel yatırımcı üzerine bir araştırma. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 14(2), 279-300.
- Eyüboğlu, K. (2018). Examining day of the week and month of the year effects in Bitcoin and Litecoin markets. *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1), 165-183.
- Evcı, S. (2020). Bitcoin Piyasasında haftanın günü anomalisi. *Alanya Akademik Bakış*, 4(1), 53-61. <https://doi.org/10.29023/alanyaakademik.664776>
- Fama, E. F. (1965). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 21(5), 55-59.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25, 338-417.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5), 1779-1801.
- Investing.com (2023, 23 Ocak). Tüm kripto paralar. <https://tr.investing.com/crypto/currencies>
- Karan, M. B. (2004). *Yatırım analizi ve portföy yönetimi*. Gazi Kitabevi.
- Khuntina, S., & Pattanayak, J. K. (2022). Adaptive calendar effects and volume of extra returns in the cryptocurrency market. *International Journal of Emerging Markets*, 17(9), 2137-2165. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-06-2020-0682>
- Kinateder, H., & Papavassiliou, V. G. (2021). Calendar effects in Bitcoin returns and volatility. *Finance Research Letters*, 38, 1-5. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101420>
- Kozhan, R. (2010). *Financial econometrics with Eviews*. Ventus Publishing ApS. www.bookboon.com
- Kumar, S. (2022). Turn-of-the-month effect in cryptocurrencies. *Managerial Finance*, 48(5), 821-829. <https://doi.org/10.1108/MF-02-2022-0084>
- Lopez-Martin, C. (2022a). Dynamic analysis of calendar anomalies in cryptocurrency markets: evidences of Adaptive Market Hypothesis. *Spanish Journal of Finance and Accounting*, 2-34. <https://doi.org/10.1080/02102412.2022.2131239>
- Lopez-Martin, C. (2022b). Ramadan effect in the cryptocurrency markets. *Review of Behavioral Finance*, 14(4), 508-532. <https://doi.org/10.1108/RBF-09-2021-0173>
- Malkiel, B. G. (2003). The Efficient Market Hypothesis and its critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59-82.
- Mazıbaş, M. (2005). İMKB piyasalarında volatilitenin modellenmesi ve öngörülmesi: Asimetrik GARCH modelleri ile bir uygulama. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3008342
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Nelson, B. D. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59, 347-370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Orhan, A., Emikönel M., ve Emikönel, M. (2021). Volatility and the day of the week effect on Bitcoin returns. *Journal of Emerging Economies and Policy*, 6(2), 51-58.
- Özarlan Saydar, Ö. (2021). Piyasa anomalileri ve BİST-100'de ocak ayı anomalisinin test edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(25), 703-716. <https://doi.org/10.14784/marufacd.976468>
- Samuelson, P. A. (1965). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial Management Review*, 6(2), 41-49
- Schwert, G. W. (1990). Stock volatility and the crash of '87. *The review of financial studies*, 3(1), 77-102.
- Sharma, A. J. (2014). The behavioural finance: A challenge or replacement to efficient market concept. *The SIJ Transactions on Industrial, Financial & Business Management*, 2(4), 1-5.
- Susana, D., Sreejith, S., & Kavisamathi, J. K. (2020). A study on calendar anomalies in the cryptocurrency market. In S. K. Sharma, Y. K. Dwivedi, B. Metri, & N. P. Rana (Eds.), *Re-imagining diffusion and adoption of information*

- technology and systems: A continuing conversation IFIP advances in information and communication technology (pp. 166-177). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-64849-7_16.
- Szabo, D. K., & Hinny, R. (2022). Cryptocurrency market anomalies: The day-of-the-week effect Unpublished Bachelor Degree Project, Jönköping University.
- Taylor, S. (1986). Modelling financial time series. John Wiley & Sons.
- Warburg, B., Wagner, B., & Serres, T. (2019). Basics of blockchain: A guide for building literacy in the economics, technology, and business of blockchain. Animal Ventures LLC. San Francisco
- Yaya, O. S., & Ogbonna, E. P. (2019). Do we experience day-of-the-week effects in returns and volatility of cryptocurrency? MPRA Paper No. 91429. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/91429/>
- Yılmaz, F., ve Akkaya, G. C. (2020). Kripto para piyasalarında etkinlik; haftanın günü etkisi: Bitcoin ve Litecoin örneği. Girişimcilik İnovasyon ve Pazarlama Araştırmaları Dergisi, 4(8), 166-178. <https://doi.org/10.31006/gipad.767255>