

T.C.
BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BANKACILIK VE FİNANS ANABİLİM DALI



**KRİPTO PARA OYNAKLIKLARINDAKİ KALDIRAÇ VE
TERS ASİMETRİ ETKİLERİNİN OTOREGRESİF KOŞULLU
DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ İLE ANALİZİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ALEYNA ÇELİKLİ ÖGET

TEZ DANIŞMANI
Prof. Dr. Ferudun Kaya

BOLU, MAYIS - 2024

KABUL VE ONAY SAYFASI

ALEYNA ÇELİKLİ ÖGET tarafından hazırlanan “**KRİPTO PARA OYNAKLIKLARINDAKİ KALDIRAÇ VE TERS ASİMETRİ ETKİLERİNİN OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ İLE ANALİZİ**” adlı tez çalışması jürimiz tarafından Bankacılık ve Finans Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak oy birliğiyle kabul edilmiştir. 17/05/2024

Jüri Üyeleri

İmza

Danışman
Prof. Dr. Ferudun KAYA
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

Üye
Prof. Dr. Ahmet Emre BİBER
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

Üye
Doç. Dr. Ersin KANAT
Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi

.....

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Onayı

Prof. Dr. İbrahim KÜRTÜL
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir,

aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Teze ilişkin Turnitin adlı programında enstitü müdürlüğünce belirlenen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan benzerlik raporuna göre, tezin benzerlik oranı %30'u geçmemektedir.

.....
ALEYNA ÇELİKLİ ÖGET

ÖZET

**KRİPTO PARA OYNAKLIKLARINDAKİ KALDIRAÇ VE TERS
ASİMETRİ ETKİLERİNİN OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN
VARYANS MODELLERİ İLE ANALİZİ
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ALEYNA ÇELİKLİ ÖGET
BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BANKACILIK VE FİNANS ANABİLİM DALI
(TEZ DANIŞMANI: PROF. DR. FERUDUN KAYA)**

**BOLU, MAYIS - 2024
(XII + 63)**

Merkeziyetsiz bir ödeme aracı olarak tasarlanan, ancak fiyatındaki dalgalanmalardan ötürü bir yatırım aracı olarak kullanılan kripto paraların oynaklık yapılarının belirlenmesi opsiyon fiyatlandırma, portföy çeşitlendirme ve risk değerlendirme açısından önem arz etmektedir. Bu çalışmanın amacı en büyük piyasa değerine sahip Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana, Ripple, Cardano, Dogecoin, Polygon, Polkadot ve Litecoin için en iyi oynaklık modelini belirlemeye çalışmak ve kripto para oynaklıklarındaki kaldıraç ve ters asimetri ilişkilerinin varlığının sorgulanmasıdır. Farklı zaman dilimleri, farklı yöntemler, farklı kripto para birimleri üzerindeki uygulamalar, kripto paraların yüksek oynaklığı ve oynaklık yapısındaki değişimler nedeniyle kripto para birimleri için tek bir en iyi modelin mevcut olmadığı söylenebilmektedir. Çalışma kapsamında otoregresif koşullu değişen varyans modellerinden olan ARCH, GARCH, EGARCH, TARCH, FIGARCH ve FIEGARCH modelleri kullanılarak, kripto paraların oynaklık yapılarını ortaya koyan en iyi model tespit edilmeye çalışılmıştır. Sonuç olarak Bitcoin, BNB, Ethereum, Litecoin ve Polygon için en iyi modelin EGARCH (1 1), Cardano ve Polkadot için GARCH(1 1), Solana için TARCH (1 1), Dogecoin ve Ripple için ise FIGARCH (1 d 1) modeli olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Bitcoin, BNB, Ethereum, Dogecoin ve Ripple için kaldıraç etkisinin, Litecoin, Polygon ve Solana için ise ters asimetrisinin varlığı ortaya konulmuştur. Cardano ve Polkadot oynaklıkları için ise asimetriden bahsedilememektedir. Solana için şokların kalıcılıklarının kısa süreli, Bitcoin, Cardano, Ethereum ve Litecoin için şokların kalıcılıklarının orta vadeli, BNB, Polkadot ve Polygon için şokların kalıcılıklarının uzun süreli olduğu, Dogecoin ve Ripple için ise uzun bellek özelliğinin mevcut olduğu tespit edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELER: Bitcoin, Kripto para, Oynaklık, Kaldıraç, Asimetri

ABSTRACT

ANALYSIS OF LEVERAGE AND INVERSE ASYMMETRY EFFECTS IN CRYPTOCURRENCY VOLATILITY WITH AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY MODELS

MASTER THESIS

ALEYNA ÇELİKLİ ÖGET

BOLU ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSITY

INSTITUTE OF GRADUATE STUDIES

DEPARTMENT OF BANKING AND FINANCE

(SUPERVISOR: PROF. DR. FERUDUN KAYA)

BOLU, MAY 2024

(XII + 63)

Determining the volatility structures of cryptocurrencies, which are designed as decentralised payment instruments but are used as investment instruments due to their price fluctuations, is important for option pricing, portfolio diversification and risk assessment. The aim of this study is to determine the best volatility model for Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana, Ripple, Cardano, Dogecoin, Polygon, Polkadot and Litecoin, which have the largest market capitalisation, and to question the existence of leverage and inverse asymmetry relationships in cryptocurrency volatilities. Due to different time periods, different methodologies, applications to different cryptocurrencies, high volatility of cryptocurrencies and changes in volatility structure, it can be said that there is no single best model for cryptocurrencies. The study uses ARCH, GARCH, EGARCH, TARCH, FIGARCH and FIEGARCH models, which are autoregressive conditional variance models, to determine the best model that reveals the volatility structures of cryptocurrencies. As a result, the best model for Bitcoin, BNB, Ethereum, Litecoin and Polygon is EGARCH (1 1), for Cardano and Polkadot GARCH (1 1), for Solana TARCH (1 1), for Dogecoin and Ripple FIGARCH (1 d 1). It also revealed the existence of leverage for Bitcoin, BNB, Ethereum, Dogecoin and Ripple, and inverse asymmetry for Litecoin, Polygon and Solana. There is no asymmetry for Cardano and Polkadot volatilities. Shock persistence is found to be short term for Solana, medium term for Bitcoin, Cardano, Ethereum and Litecoin, long term for BNB, Polkadot and Polygon, and long memory for Dogecoin and Ripple.

KEYWORDS: Bitcoin, Cryptocurrency, Volatility, Leverage, Asymmetry

İÇİNDEKİLER

Sayfa

KABUL VE ONAY SAYFASI	ii
ETİK BEYAN.....	iii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER	vi
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
TABLO LİSTESİ	ix
GRAFİK LİSTESİ	x
KISALTMA LİSTESİ	xi
TEŞEKKÜR	xii
GİRİŞ	1
BİRİNCİ BÖLÜM.....	5
1. KAVRAMSAL ÇERÇEVE	5
1.1 Blok Zinciri ve Kripto Paralar	5
1.2 Kripto Para Madenciliği	7
1.3 Altkoinler ve Piyasa Hakimiyeti.....	9
1.4 Borsalar, Zincirler, Kullanım Alanları ve Kategoriler.....	11
1.5 Kripto Paralara İlişkin Yasal Düzenlemeler	13
1.6 Türkiye’de Kripto Paralara İlişkin Düzenlemeler	16
İKİNCİ BÖLÜM.....	18
2. LİTERATÜR TARAMASI	18
2.1 Konuyla İlgili Yapılmış Benzer Çalışmalar	18
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	28
3. VERİLER VE YÖNTEM	28
3.1 Veriler	28
3.2 Yöntem	28
3.2.1 Zaman Serisi Analizi	28
3.2.2 Birim Kök Testleri.....	29
3.3 Doğrusal Zaman Serisi Modelleri.....	32
3.3.1 Otoregresif (AR) Model	32
3.3.2 Hareketli Ortalama (MA) Modeli.....	33
3.3.3 Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA) Modeli	33
3.4 Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri	33
3.4.1 Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH)	34
3.4.2 Genelleştirilmiş ARCH (GARCH).....	35
3.4.3 Üssel Genelleştirilmiş ARCH (EGARCH).....	36

3.4.4 Eşik Genelleştirilmiş ARCH (TARCH)	36
3.4.5 Kesirli Bütünleşik GARCH (FIGARCH).....	37
3.4.6 Kesirli Bütünleşik Üssel GARCH (FIEGARCH)	38
3.5 ARCH Modellerinin Test Edilmesi ve Model Seçimi	38
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM	41
4. BULGULAR	41
4.1 Tanımlayıcı İstatistikler ve Birim Kök Testleri.....	41
4.2 AR-MA Yapıları ve ARCH Etkisi.....	43
4.3 Otoresif Koşullu Değişen Varyans Modellerine İlişkin Bulgular	45
4.4 Ek Bulgular	50
SONUÇ.....	53
KAYNAKLAR	55



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1. 1. Blok Zinciri Çalışma Prensibi	6
Şekil 1. 2. Bitcoin Madenciligi	8



TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 1. 1. Kripto Paralara İlişkin Düzenleme Yapan Ülkeler/Bölgeler.....	14
Tablo 3. 1. Çalışmada Kullanılan Kripto Paralara İlişkin Bilgiler	28
Tablo 4. 1. Veri Setine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler	41
Tablo 4. 2. Birim Kök Testleri	42
Tablo 4. 3. ARCH-LM Testine İlişkin Bulgular	44
Tablo 4. 4. Varyans Denklemleri ve ARCH-LM Testi	45
Tablo 4. 5. Ek Bulgular	50



GRAFİK LİSTESİ

Sayfa

Grafik 1. Bitcoin Fiyat Geçmişi	1
Grafik 1. 1. Kripto Paraların Toplam Piyasa Değeri.....	10
Grafik 1. 2. Bitcoin Tarihsel Piyasa Hakimiyeti	10
Grafik 4. 1. Tam Veri Seti İçin Uygun ARMA Yapıları.....	44



KISALTMA LİSTESİ

ADF: Augmented Dickey Fuller

AIC: Akaike Bilgi Kriteri

BDDK: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu

BSC: Binance Smart Chain

CEX: Merkezi Kripto Para Borsası

DeFi: Merkeziyetsiz Finans

DEX: Merkezi Olmayan Kripto Para Borsası

EKK: En Küçük Kareler

FED: Amerika Merkez Bankası

KYC: Müşteri Tanıma

MEME: Herhangi bir amacı olmayan, eğlence amaçlı

NFT: Değiştirilemez Token

PP: Phillips Perron

s.: sayfa

SEC: Amerika Birleşik Devletleri Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu

SIC: Schwartz Bilgi Kriteri

SPK: Sermaye Piyasası Kurulu

ss.: sayfa aralığı

t.y.: tarih yok

TBMM: Türkiye Büyük Millet Meclisi

TCMB: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası

TEŞEKKÜR

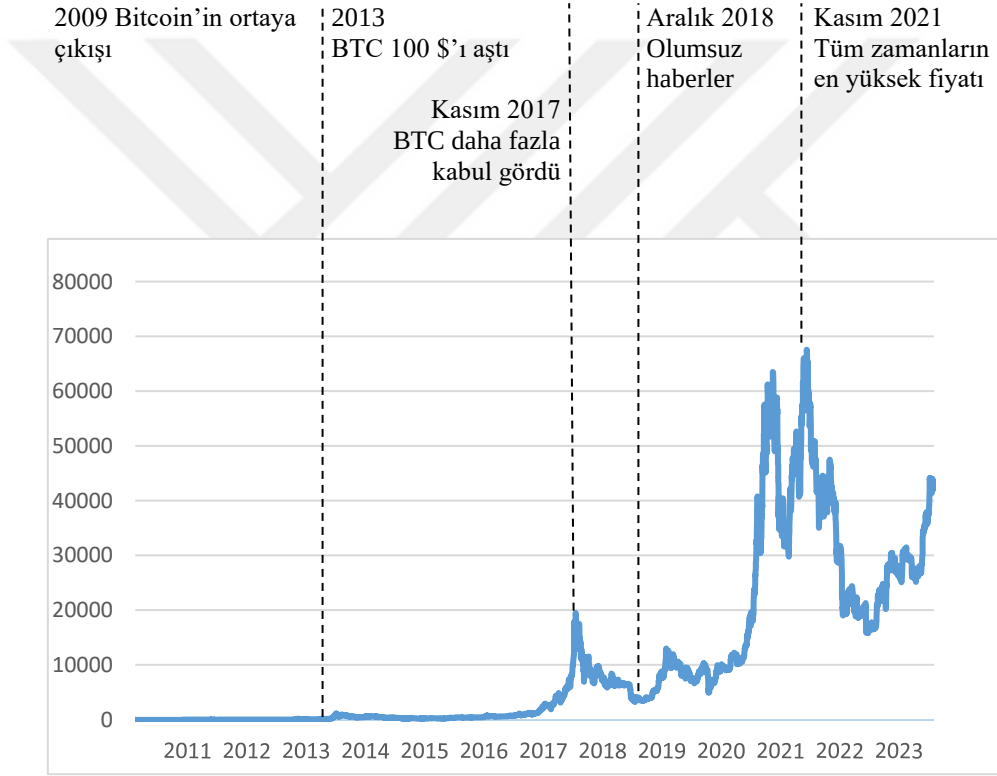
Tez çalışması esnasında bilgi ve tecrübesi ile desteğini esirgemeyen, teşvik edici ve öğretici tutumuyla yolumu aydınlatan kıymetli danışmanım Prof. Dr. Ferudun KAYA'ya teşekkür ederim.

Yüksek Lisans eğitimim sürecinde engin bilgileri ile beni yönlendiren ve bilimsel çalışma sistematığı kazandıran değerli hocalarım Prof. Dr. Ahmet Emre BİBER, Doç. Dr. Muhammet Fatih CANBAZ, Doç. Dr. Oya ERU ve Doç. Dr. Anıl ERALP'a teşekkür ederim.

Son olarak bu süreçte her zaman yanımda olan, beni sabırla destekleyen sevgili eşim Dr. Emrah ÖGET'e teşekkür ederim.

GİRİŞ

Kripto paraların ortaya çıkmasıyla merkezi kuruluşların ve aracılarn ödeme sistemi içerisinde yer almadığı yeni bir ekonomik sistem oluşmuştur (Bolotaeva, Stepanova ve Alekseeva, 2019, s. 1). 2008 yılında Satoshi Nakatomo adlı kimliği bilinmeyen kişi ya da kişilerce eşler arası ödeme sistemi olarak bir makale ile tanıtılan Bitcoin'in ilk bloku 2009 yılında üretilmiş ve hızlı bir büyüme kaydetmiştir. 2009 yılında 0 ABD doları olarak piyasaya sürülen Bitcoin'in, madencilik işlemleri ile arzı artmıştır. 2013 yılında ise Bitcoin 100 ABD doları fiyatına ulaşmıştır. Bitcoin fiyat geçmişi Grafik 1'de gösterilmiştir.



Grafik 1. Bitcoin Fiyat Geçmişi

Grafik 1'den de anlaşılacağı üzere 2 Nisan 2013 yılında Bitcoin 100 ABD Dolarının üzerinde işlem görmeye başlamıştır. Kasım 2017 ise Bitcoin daha fazla kabul görmüş ve Bitcoin fiyatı 10.000 ABD dolarına ulaşmıştır. Bitcoin'in 2017'deki zirvesinden sonra Bitcoin ile ilgili ticaret yasağı gibi olumsuz haberler çıkmaya başlamış ve Bitcoin fiyatında sert düşüşler meydana gelmiştir. 2021 yılında Kovid-19 salgını yaşanırken Bitcoin tarihi zirvesini gerçekleştirerek 60.000 ABD Dolarının üzerinde işlem görmüştür. Bitcoin Kasım 2021'deki zirvesinin ardından ABD Merkez Bankası (Federal Reserve System-FED) faiz artırımları,

Dünya ekonomisindeki belirsizlikler ve kötü haberler gibi nedenlerle sürekli bir düşüş gerçekleştirerek Kasım 2022’de 15.787 ABD dolarına kadar gerilemiştir. Ancak bu tarihten sonra Bitcoin ödül yarılanması haberleri ve devamında daha önceki yıllarda yaşanan benzer yükseliş sezonları nedeniyle artış beklentisi oluşmuş ve Bitcoin fiyatı tekrar yükselmeye başlamıştır.

Bitcoin fiyatındaki yükselişlerin ardından gelen düşüşler ve değişken dalgalanmalar akademisyenlerin, yatırımcıların, hükümetlerin ve iş dünyasının ilgisini üzerine çekmiştir (Conrad, Custovic ve Ghysels, 2018, s. 1).

Bitcoin’in ardından piyasaya farklı isimde kripto paralar sürülmüştür ve Bitcoin’in alternatifi olan bu kripto paralara Altkoin ismi verilmiştir. Bunlardan en önemlileri ise Ethereum, BNB, Solana, Ripple, Cardano, Dogecoin, Polygon, Polkadot ve Litecoin’dir. Bu kripto paralar, zaman zaman değişse de piyasa değerine göre en büyük altkoinlerdir.

Kripto paralar bir ödeme aracı olarak tasarlanmış olmalarına rağmen fiyatlarındaki dalgalanmalar onların bir yatırım aracı olarak düşünülmesine ve bu şekilde kullanılmasına neden olmuştur. Bireysel yatırımcıların ve şirketlerin yanı sıra zaman zaman Devletler de Bitcoin’e ve diğer altkoinlere yatırım yaparak portföylerini çeşitlendirmektedirler. Bu nedenle Bitcoin başta olmak üzere kripto paraların oynaklık yapılarının belirlenmesi opsiyonları fiyatlandırmada, portföy seçiminde ve risk yönetiminde son derece önemlidir (Atasoy ve Tuna, 2021, s. 3347).

Oynaklık, piyasadaki bir varlığın belirli bir ortalama değere göre artış ya da azalış göstermesi anlamına gelmektedir (Karabıyık ve Anbar, 2007, s. 62). Başka bir ifadeyle yukarı veya aşağı ani sıçrama, hareketlilik, ani değişim, değişkenlik olarak açıklanabilir (Çelik, Özdemir ve Demir Gülbahar, 2018, s. 10). Oynaklık, bir risk faktörünün beklenen değerden ne kadar saptığını göstermektedir. Piyasalarda olumlu/olumsuz haberlerle birlikte yüksek/düşük getiriler oluşmakta ve çoğunlukla bunu yüksek/düşük getiriler takip etmektedir. Dolayısıyla bu durum getirilerin dalgalanması olarak ifade edilmektedir ve zamanla değişim göstermektedir (Korkmaz ve Bostancı, 2011, s. 3). Modern Portföy Teorisine göre, rasyonel yatırımcılar maksimum getiriye ve minimum risk seviyesini tercih ederler. Oynaklık ise piyasa riskini temsil eden öncü göstergelerden birisi olarak kabul

edilmektedir (Koy ve Ekim, 2016, s. 2) ve bu açıdan riskin belirlenmesinde öncü göstergelerden birisidir.

Bir varlığın oynaklığının araştırılmasındaki önemli değerlendirmelerden birisi asimetridir. Asimetri, negatif veya pozitif şokların oynaklık üzerindeki etkisinin aynı olmaması durumudur. Eğer negatif şoklar pozitif şoklara göre oynaklığı daha fazla artırıyorsa, kaldıraç etkisinden bahsedilmektedir (Güçlü, 2020, s. 1075; Gürsoy, Alptürk ve Tunçel, s. 2020). Tam tersine pozitif şokların oynaklık üzerindeki etkisi daha büyük ise ters asimetri durumu söz konusu olabilmektedir. Yatırım politikalarının doğru bir şekilde yönlendirilebilmesi açısından kripto paralar için kaldıraç etkisinin varlığının belirlenmesi son derece önemlidir. Çünkü spekülatif olarak değerlendirilebilen kripto paralarla ilgili piyasaya olumlu ve olumsuz yönde çok fazla haber akışı gerçekleştirilmektedir ve kripto para oynaklıklarının bu haberlerden etkilendiği bilinmektedir. Nitekim gerçekleştirilen çalışmalar kripto para piyasasının zayıf formda bile etkin olmadığını göstermektedir (Açıkalın ve Sakıncı, 2022; Münyas ve Kadooğlu Aydın, 2023; Aslan ve Çipe, 2021). Bu bakımdan kamuya açıklanan haberler de kripto para fiyatlarına yansiyabilmektedir.

Bu açıklamalardan yola çıkılarak bu çalışmada, en büyük piyasa değerine sahip Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana, Ripple, Cardano, Dogecoin, Polygon, Polkadot ve Litecoin için en iyi oynaklık modeli belirlenmeye çalışılmış, kripto para oynaklıklarındaki kaldıraç ve ters asimetri ilişkilerinin varlığı sorgulanmıştır. Bu amaçla otoregresif koşullu değişen varyans modelleri olan ARCH/GARCH modellerinin uzantısı olan altı farklı model test edilmiştir. Oynaklığın yüksek olduğu bir piyasaya yatırım yapmak oynaklığın büyüklüğüyle orantılı olarak riskli olacaktır. Bu nedenle varlıkların oynaklık yapılarının modellenmesi hem politika yapıcılar, hem yatırımcılar için önem arz etmektedir (Ay ve Gün, 2020, s. 3797). Bu nedenle kripto paraların oynaklık yapılarının modellenmesi ile kaldıraç ve ters asimetri özelliklerinin tespit edilmesinin literatüre katkı sağlayacağı beklenmektedir.

Çalışma, giriş bölümü ile birlikte, kavramsal çerçeve, literatür taraması, veriler ve yöntem, bulgular, sonuçlar ve tartışma olmak üzere altı bölümden oluşmaktadır. İkinci bölümde kripto paralar ve blok zinciri teknolojisi ile ilgili

temel bilgiler verilmiş ve gündemdeki konulara ilişkin açıklamalarda bulunulmuştur. Üçüncü bölümde literatürdeki benzer çalışmalara yer verilmiştir, dördüncü bölümde çalışmada kullanılan verilere dair bilgiler sunulmuş ve araştırmada kullanılan yöntemler açıklanmıştır, beşinci bölümde analiz sonucunda elde edilen bulgulara yer verilmiş ve son bölümde ulaşılan sonuçlar literatürle karşılaştırılarak tartışılmış ve önerilerde bulunulmuştur.



BİRİNCİ BÖLÜM

1. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

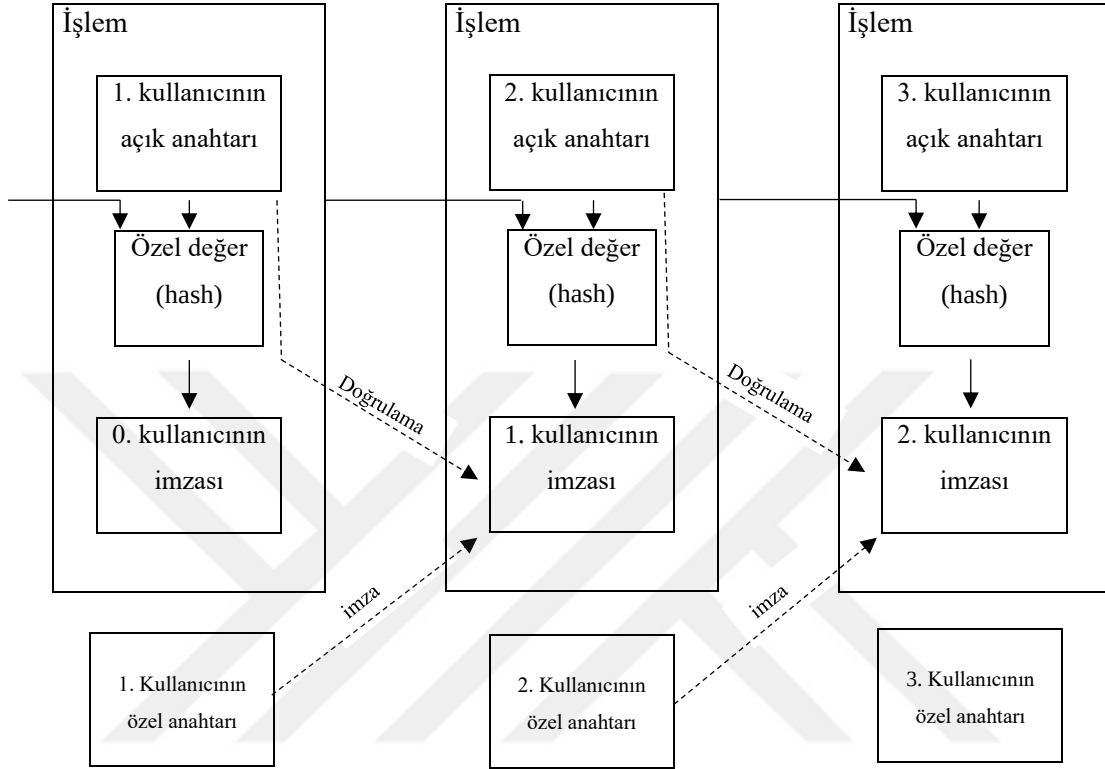
1.1 Blok Zinciri ve Kripto Paralar

Tarih içerisinde para kavramı büyük bir gelişim göstermiştir. Ürünlerin mübadelesinde kullanılan takas yönteminden, emtia para, değerli madenler, altın karşılığı banknotlar ve oradan altın karşılığı olmayan banknotlara uzanan paranın evriminde son olarak dijital para kavramı ön plana çıkmıştır. (Çarkacıoğlu, 2016, s.1). Kripto paralar dijital paralar olup, bir otorite tarafından kontrol edilemeyen, yani bir Devletin kontrolünde olmayan özelliği ile diğer para birimlerinden farklıdır. En çok bilinen ve ilk kripto para birimi olan Bitcoin, 2008 yılında, Nakamoto tarafından bir makale ile duyurulmuştur. Nakamoto (2008, s. 1), Bitcon'ı eşten eşe çalışan, herhangi bir aracı gerektirmeyen, çevrimiçi ödeme gönderilmesini mümkün kılan bir sistem olarak tanımlamıştır.

Nakamoto'nun (2008) önerdiği elektronik para sisteminin bazı faydaları, özetle; aracılara ödenen işlem ücretlerinin azaltılması veya ortadan kaldırılması, iki tarafın üçüncü bir güvenilir kişiye gerek duymadan kriptografik kanıta dayalı ödeme yapabilmesi, gizlilik ve hız olarak karşımıza çıkmaktadır.

Blok zinciri (Blockchain) kavramı ilk olarak Nakamoto'nun (2008) makalesi ile tanınmıştır. Bu kavram Nakamoto'da geçmese de birbirine bağlanmış veri tabanı olarak karşımıza çıkmaktadır. Blok zinciri kavramını açıklayıcı bir şekilde anlatan Avunduk ve Aşan (2018, s. 371), blok zincirini fiziksel bir defter örneği üzerinden somutlaştırarak açıklamışlardır. Buna göre bir sayfaya kaydedilen işlemler, sayfa dolduğunda zaman damgalı, benzersiz bir seri numarasıyla imzalanmakta ve kitaba yapıştırılmaktadır. Burada sayfalar blokları ve seri numaraları bloklar arasındaki zincirleri (bağlantıları) göstermektedir. Atabaş (2018, s. 7), blok zincirini, internet tabanlı bir ağda toplanan verilerin kamuya açık bir defteri olarak ifade etmiştir. Ahram vd. (2017, s. 2017), blok zincirini kısaca dağıtılmış bir defter teknolojisi olarak ifade etmişlerdir. Pierro (2017, s. 92), blok zinciri teknolojisinin tüm kripto paraların temelini oluşturmakla kalmadığını ifade ederek geleneksel finansta uygulama alanı bulduğunu ve akıllı sözleşmeler gibi yeni uygulamaların kapısını açtığını belirtmiştir. Blok zinciri teknolojisi,

tanınmasıyla birlikte birçok sektörün ilgisini çekmiş ancak bunlar arasında finans sektörünün ayrı bir yeri olmuştur. Bunun nedeni geleneksel ödeme sistemlerindeki süreç verimsizlikleri ve maliyetler olarak ifade edilmiştir (Nofer vd., 2017, s. 183). Blok zincirinin çalışma prensibi Şekil 1.1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. 1. Blok Zinciri Çalışma Prensibi

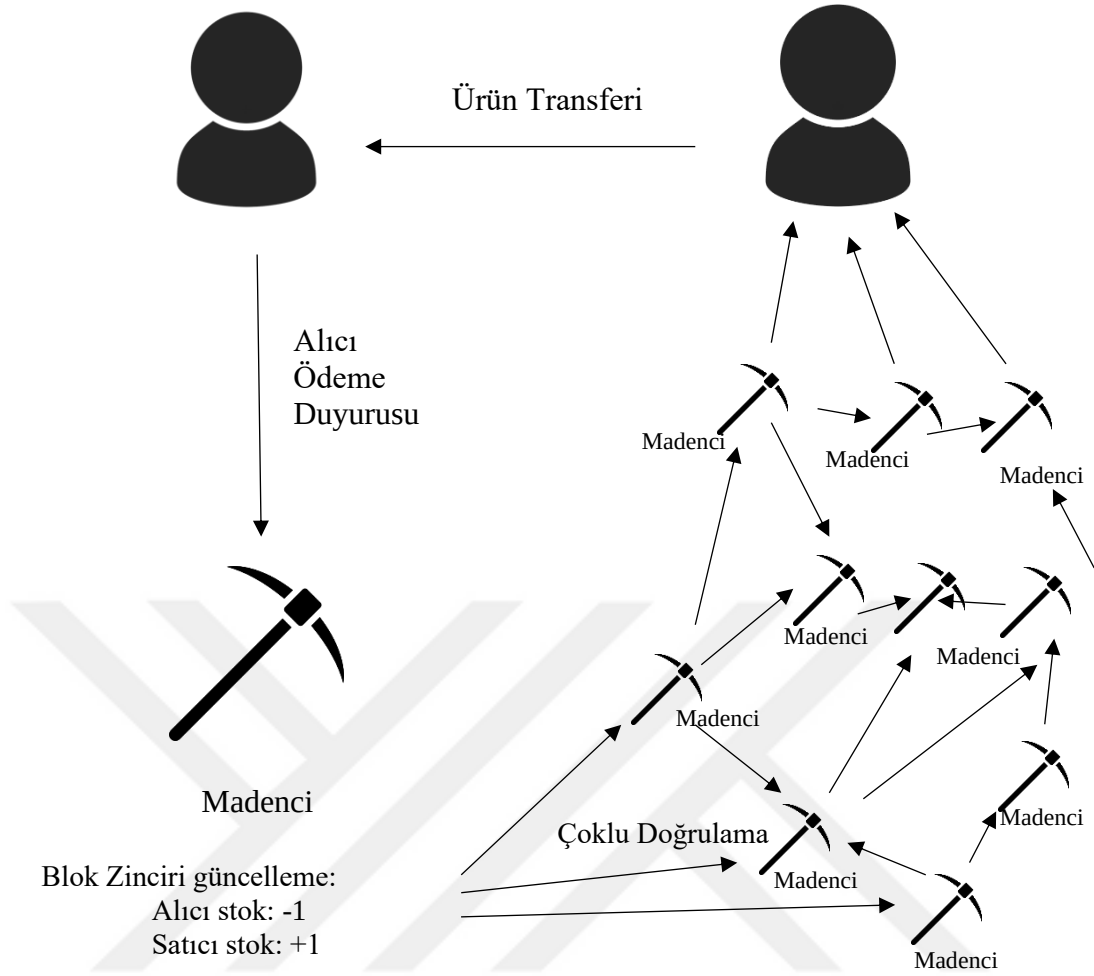
Kaynak: Nakamoto (2008, s. 2)

Blok zinciri teknolojisinin altı temel unsuru bulunmaktadır. Bunlar; merkeziyetsizlik, şeffaflık, açık kaynaklılık, özerklik, değiştirilemezlik ve gizlilik olarak ifade edilmiştir (Lin ve Liao, 2017, s. 653). Grafikten görüleceği üzere, bir kripto para kullanıcısı kripto parasını transfer etmek için bir önceki işlemin özel değerini ve bir sonraki işlemdeki kripto para sahibinin özel anahtarını imzalamalıdır (Nakamoto, 2008, s. 2). Dijital imzalar ile gerçekleştirilen işlemlerin güvenliği ve işlemi gerçekleştirenlerin gizlilikleri sağlanmaktadır. Gerçekleştirilen işlemlerin kayıtları işlenir ve herkes tarafından erişilebilir, ancak işlemi gerçekleştirenlerin kimlik bilgileri yer almaz, yalnızca dijital imzaları vardır. Dolayısıyla finansal işlemlerin kimler tarafından gerçekleştirildiği bilinmez ve bu işlemleri yapan tarafların gizlilikleri sağlanmış olur (Ünsal ve Kocaoğlu, 2018 s. 56).

Bitcoin blok zincirinde yer alan ilk kripto paradır. Nakamoto'nun (2008) çalışmasının ardından 2009 yılında açık kaynak kodlu bir yazılım olarak ortaya çıkarılan Bitcoin'in ilk bloğu 3 Ocak 2009'da üretilmiştir (BtcTürk, 2022). İlk bloğun üretilmesinden günümüze kadar geçen süreçte Bitcoin fiyatındaki muazzam büyüme, yatırımcılar, devletler ve araştırmacılar olmak üzere birçok kesimin dikkatini üzerine çekmeyi başarmıştır.

1.2 Kripto Para Madenciliği

Bitcoin toplam arzı 21 Milyon adettir. Bu yazının kaleme alındığı 12.02.2024 tarihi itibari ile CoinMarketCap verilerine göre Bitcoin arzının %93,45'ine tekabül eden 19 Milyon 630 Bin adeti dolaşımdadır. Yeni dolaşıma çıkacak olan Bitcoin'ler ise madencilik ile ortaya çıkmaktadır (Syzykova, 2023, s. 2). Para transferi yapmak isteyen bir kullanıcının o ana kadar sahip olduğu kripto paralar ve işlemler kontrol edilmektedir. Bu işlemler ise Dünyanın birçok yerinde Blok Zinciri teknolojisi ile kaydedilmektedir. Kayıtların bu denli fazla olması nedeniyle, karmaşıklığın önüne geçilebilmesi için kontrol mekanizmaları geliştirilmiştir. Bu sorun hash (madencilik) ile çözülmektedir. Hash algoritması ile yüksek işlemci performansına sahip bilgisayarlar kullanılarak kripto para işlemlerine ilişkin kayıtlar güvenli bir şekilde tutulmaktadır. Sistemin işleyişine yardımcı olan madenciler ise yeni Bitcoin'ler ile ödüllendirilmektedir ve bu şekilde yeni Bitcoin'ler oluşmaktadır (Şamiloğlu ve Kahraman, 2019, s. 189). Blok Zinciri teknolojisinde madenciliği daha iyi anlamak ve çalışma sistemini daha iyi ortaya koymak için dağıtık defter üzerindeki işlemler Şekil 1.2'de gösterilmiştir.



Şekil 1. 2. Bitcoin Madenciliği

Kaynak: Auer (2019, s. 5)

Bitcoin ile ödeme yapmak isteyen kullanıcı öncelikle Bitcoin varlığının bir birim azaldığını ve satıcının Bitcoin varlığının ise bir birim arttığını kamuya duyurur. Madenci, blok zinciri üzerinde yeni bir işlem bloğu oluşturarak bu bilgileri kaydeder. Güncellenen blok zinciri daha sonra diğer madenciler ve kullanıcılar ile paylaşılır ve her biri yeni eklenen ödeme talimatının alıcı tarafından yetkilendirildiğini ve çifte harcama girişimi olmadığını doğrular. Son aşamada satıcı ödeme talimatını blok zincirinde görür ve tüm madenciler tarafından doğrulandığını gözlemler (Auer, 2019, s. 5). Sistemde her 10 dakikada bir madenciler tarafından yeni blok oluşturulmaktadır. Eğer süre 10 dakikanın altına inmeye başlarsa sistem otomatik olarak blok oluşturmayı zorlaştırır. Bu durum madencilerin sayısının arttığı anlamını taşımaktadır. Aksi durumda eğer süre 10 dakikanın üzerine çıkmaya başlarsa sistem otomatik olarak blok üretilmesini

kolaylaştırır. Bu durum madenci sayısının azaldığı anlamını taşımaktadır. Dolayısıyla sistemin amacı her 10 dakikada bir yeni bloğun üretilmesidir. Yeni bloklar madenciler tarafından oluşturulur ve başarılı madenciler Bitcoin ile ödüllendirilirler (Çarkacıoğlu, 2016, s. 47). Başlangıçta Bitcoin için blok oluşturma ödülü 50 Bitcoin olarak belirlenmiştir ve her 210 Bin blokta ödül miktarı yarıya inmektedir. Bu duruma ödül yarılanması adı verilmektedir ve 210 Bin bloğun oluşturulması ise yaklaşık dört yıla tekabül etmektedir. Dolayısıyla Bitcoin madenciliğinde her dört yılda bir madencilerin her başarılı blokta kazandıkları Bitcoin ödülü yarıya inmektedir. Diğer taraftan ödül yarılanmasının 2140 yılına kadar devam etmesi beklenmektedir ve bu tarihte tüm Bitcoin'lerin piyasaya sürüleceği tahmin edilmektedir (Kırbaş, 2018, s. 79). Yazının kaleme alındığı Şubat 2024 itibari ile sisteme her 10 dakikada bir 6,25 Bitcoin eklenmektedir. Bitcoin yarılanmasının ise 2024 Mayıs ayında gerçekleşmesi beklenmektedir. Bu yarılanma ile birlikte sisteme giren Bitcoin miktarı her 10 dakikada bir 3,125 Bitcoin'e düşecektir. Bitcoin arzının sınırlı olması ve ödül yarılanması ile birlikte madencilerin ödül miktarlarının her geçen gün azalması Bitcoin fiyatının sürekli yükselmesini teşvik etmektedir. Bitcoin dışında madenciliği yapılabilen farklı kripto para birimleri de bulunmaktadır ve bunlara altkoin denilmektedir. Örneğin, Litecoin, Ethereum Classic, Monero, Dogecoin.

1.3 Altkoinler ve Piyasa Hakimiyeti

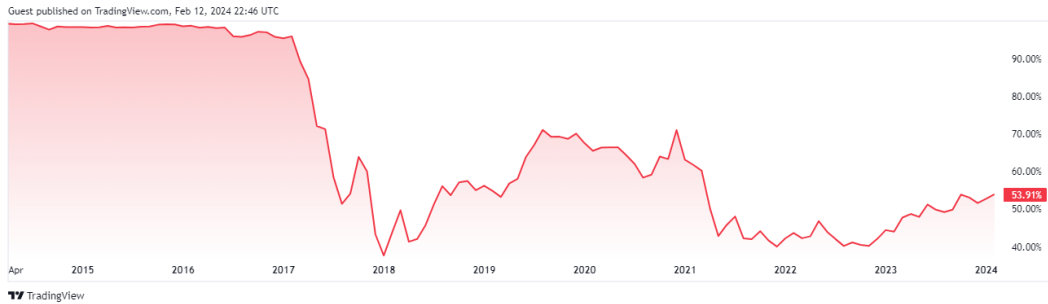
Bitcoin'den sonra ortaya çıkan ve Bitcoin'e alternatif olan diğer kripto para birimlerine alternatif koin anlamına gelen altkoin denilmektedir. Her geçen gün yeni bir altkoin ortaya çıkarılmakta ve bunların çok az bir kısmı sistemdeki sorunları gidermek veya yeni kullanım alanları oluşturmaktadır (Aslantaş Ateş, 2016, s. 360). 13.02.2024 tarihi CoinmarketCap verilerine göre sistemde 8801 adet altkoin bulunmaktadır. Gerçekleştirilen birçok araştırmada altkoinlerin, Bitcoin fiyatını takip ettiği görülmüştür (Ciaian, Rajcaniova ve Kancs, 2018; Aysan, Khan ve Topuz, 2021; Kulal, 2021). Bitcoin fiyatı yükseldiğinde piyasaya güven gelmekte ve altkoin fiyatlarında da yükselişler yaşanmaktadır. Ters durumda ise altkoin fiyatları da genel olarak düşmekte ve nadiren bazı kripto para birimleri Bitcoin'den ayrılmaktadır. Grafik 1.1'de kripto paraların tarihsel olarak toplam piyasa değerleri gösterilmiştir.



Grafik 1. 1. Kripto Paraların Toplam Piyasa Değeri

Kaynak: Tradingview, **Erişim Tarihi:** 13.02.2024, **Erişim Adresi:** <https://tr.tradingview.com/symbols/TOTAL/>

Şubat 2024 itibari ile kripto para piyasasının toplam piyasa değeri 1 Trilyon 819 Milyar Dolardır. Bunun 980 Milyar Dolarını ise tek başına Bitcoin oluşturmaktadır (CoinMarketCap, t.y.). Dolayısıyla tüm kripto paralar içerisinde Bitcoin'in piyasa hakimiyeti yaklaşık %53 olarak görülmektedir. Bu oran zaman zaman değişmekte, Bitcoin piyasa hakimiyetinin azalması altkoinlerin daha fazla değer kazanması anlamına gelmekte ve tersi durumda ise Bitcoin'in altkoinlerin toplamına göre daha fazla değer kazanması anlamını taşımaktadır. Bitcoin piyasa hakimiyetine ilişkin tarihsel değişim Grafik 1.2'de gösterilmiştir.



Grafik 1. 2. Bitcoin Tarihsel Piyasa Hakimiyeti

Kaynak: Tradingview, **Erişim Tarihi:** 13.02.2024, **Erişim Adresi:** <https://www.tradingview.com/symbols/BTC.D/>

Grafik 1.2'den de görüleceği üzere 2017 tarihine kadar Bitcoin piyasa hakimiyeti %95'in üzerinde iken, her geçen gün yeni altkoinlerin ortaya çıkması ve bunlardan bir kısmının değer kazanması ve Bitcoin'den daha iyi performans göstermesi ile Bitcoin piyasa hakimiyeti azalmaktadır.

1.4 Borsalar, Zincirler, Kullanım Alanları ve Kategoriler

Kripto paraların ticaretinin yapılabileceği üç tip borsa bulunmaktadır. Merkezi borsalar (CEX) bir şirket veya kuruluş tarafından yönetilmektedirler. Merkezi olmayan borsalar (DEX) eşler arası ticaret için otomatik bir süreç sağlar ve herhangi bir şirket veya kurumun yönetiminde değildir. Bunların dışında her iki hizmeti bir arada sağlayan hibrit borsalar bulunmaktadır (Xia vd., 2020, s. 2).

Borsaların çalışma prensiplerine bakıldığında CEX'ler için ilgili borsaya üyelik işlemleri gerekmektedir. Bu borsalarda, borsaya kaydolan kişinin KYC doğrulaması diye nitelendirilen dijital kimlik doğrulaması süreçleri yürütülmektedir. Bu borsalara örnek olarak Binance, Paribu, Coinbase gösterilebilir. DEX'lerde ticaret yapabilmek için ise herhangi bir üyelik işlemi bulunmamaktadır. Elektronik cihazlara (bilgisayar, cep telefonu) kurulan cüzdan uygulamaları üzerinden DEX'lere giriş yapılarak kripto para işlemleri gerçekleştirilebilmektedir. Bu tür cüzdanlar sıcak cüzdan olarak adlandırılmaktadır. Örneğin; Metamask, Phantom, Enjin. Anonim olarak kripto para işlemi yapılabilecek diğer cüzdanlar ise soğuk cüzdanlardır. Bu cüzdanların sıcak cüzdanlardan farkı sürekli olarak çevrimiçi olmamaları ve yalnızca gerektiğinde çevrimiçi olarak kullanılabilmesidir (Ünsal ve Kocaoğlu, 2018, s. 57). Soğuk cüzdanların avantajı, bilgilerin dijital ortamda depolanmaması nedeniyle, bilgisayar korsanlarının hack işlemlerine karşı dayanıklı olmasıdır (Kırbaş, 2018, s. 79). Bu cüzdanlara örnek olarak Ledger ve Trezor gösterilebilir.

Blok zincirinin, şifrelenmiş, kamuya açık bir veri tabanı olduğu daha önce açıklanmıştı. İlk başlarda Bitcoin'in arkasındaki temel teknoloji olarak karşımıza çıkan blok zincirinin farklı kullanım alanları da bulunmaktadır. Günümüzde kripto para sektörünün hızla büyümesi ile farklı kripto para birimlerinin farklı özelliklerde geliştirdikleri blok zincirleri ortaya çıkmıştır. Örneğin Coinmarketcap'te 50 adet farklı zincir listelenmektedir. Bunlardan en önemlileri Ethereum, Tron, BSC ve Solana'dır. Bir kripto para blok zinciri üzerinden transfer edilmek istendiğinde ilgili zincirde ilgili kripto paranın mevcut olup olmadığı oldukça önemlidir. Aksi durumda kripto para geri döndürülemeyecek şekilde ağda kaybolabilmektedir. Ayrıca farklı zincirlerin işlem hızı ve işlem ücretleri de birbirinden farklılık göstermektedir.

Blok zincirinin diğer kullanım alanları Usta ve Dođantekin (2018, ss. 53-63) tarafından listelenmiştir; kripto para ve tokenlar, dijital kimlik, müşteri tanıma, küresel ödeme sistemleri, girişimler için sermaye ihtiyacı karşılama, bağış toplama ve yönetimi, vergi toplama ve yönetimi, mal ve kaza sigortası tazmin süreci, kişiden kişiye kredi uygulamaları, mikro finans hizmetleri, şans ve bahis oyunları, sendikasyon kredisi, oy kullanma ve vekaleten oy kullanma, tedarik zinciri yönetimi, telif kayıt sistemleri, kopya ürün koruması, kamu ve sağlık kayıtları, ihaleler, askeri emir komuta zincirleri, güven protokolü gerektiren alanlar.

Kripto paraların hızlı büyüüşü onların çeşitlenmesine yol açmış ve çok fazla sayıda, farklı sorunların çözümüne yönelik farklı kripto para kategorileri ortaya çıkmıştır. Bu kategorilerden bazıları Defi, Meme, Metaverse, Web 3, Play to Earn, Gaming, NFT olarak ifade edilebilir. Merkezi olmayan finans olarak adlandırılan Defi kategorisindeki kripto paralar; blok zinciri teknolojisinin kullanımıyla akıllı sözleşmeler oluşturularak aracılardan ortadan kaldırılması olarak açıklanabilir (Zetzsche, Arner ve Buckley, 2020, s. 173). Meme koinler şaka koini olarak ortaya çıkmıştır. Metaverse, yeni iletişim ortam ve teknolojilerinin bir arada yer aldığı sanal bir evreni ifade etmektedir (Çelik, 2022, s. 69). Bu sanal evrende arsa, ev gibi sanal gayrimenkullerin satışı gerçekleştirilebilmekte, iş yeri açılabilen, artırılmış sanal gerçeklik teknolojisi ile konser, tiyatro, sinema gibi kültürel etkinliklere katılabilen ve oyun oynamak, toplantılara katılmak gibi gerçek hayatta yapılan birçok faaliyet gerçekleştirilebilmektedir. Web 3, internetin üçüncü devrimi olarak nitelendirilmektedir. İnternetin ilk devrimi web 1, sunucular üzerinden işletim sağlamasıdır, Web 2 ise bir yere üye olarak orada var olmaktır. Web 3 ise, herhangi bir hizmet sağlayıcısına bağlı olmaksızın yani merkeziyetsiz olarak aracısız bir şekilde internette var olmak olarak ifade edilmektedir (Çelik, 2022, ss. 68-69). Play to Earn modelleri kısaca oyun oynayarak kripto para kazanılmasını sağlamaktadır. NFT'ler ise takas edilemez, bölünemez tokenlar olarak karşımıza çıkmakta ve kriptografi ile şifrelenerek kopyalanamayan, benzeri olmayan ve mülkiyet hakkı sağlayan varlıklardır (sanat eseri gibi). Bunların dışında farklı amaçlar için ortaya konulmuş veya geliştirilmiş çok fazla sayıda kripto para kategorisi bulunmaktadır ve bu kategorilerin sayıları da zincirler gibi her geçen gün giderek artmaktadır.

1.5 Kripto Paralara İlişkin Yasal Düzenlemeler

Kripto Para henüz yeni bir olgu olup, kamusal alandaki her yeni olgu gibi kripto paralar için de paydaşların çıkar dengesinin ve Devlet güvenliğinin sağlanması için yasal düzenlemelere ihtiyaç duyulmaktadır (Bolotaeva, Stepanova ve Alekseeva, 2019, s. 1). Son yıllardaki hızlı büyümesi ile kripto paralar hükümetlerin, finansal kurumların, şirketlerin ve büyük yatırımcıların dikkatini çekmektedir (Gorchakova, 2022, s. 74).

Avrupa Birliği de dâhil olmak üzere dünyanın gelişmiş pek çok ülkesinde düzenleyicilerin, sanal varlıkların yasal statüsünü belirleme ve bunlarla yapılan işlemleri düzenleme konusunda tek bir yaklaşımının olmadığı ifade edilmektedir (Pravdiuk, 2021, s. 32). Bolotaeva, Stepanova ve Alekseeva (2019, s. 2), kripto paraların bir emtia olarak tanımlanması durumunda satış işlemlerinin katma değer üzerinden vergilendirilebileceğini; mal karşılığında değişiminin takas işlemlerinin yasal düzenlemesi kapsamına girdiğini ya da eğer kripto paralar bir menkul kıymet veya finansal bir araç olarak kabul ediliyorsa kripto para borsalarının Devlet tarafından lisanslanması gerektiğini ifade etmişlerdir. Dolayısıyla Devletlerin öncelikli amacının kripto paraların yasal statüsünün ne olduğunu belirlemek olacağı düşünülmektedir. Ancak kripto para birimlerinin statüsünü belirlemeye yönelik gerçekleştirilen çalışmalarda ülkeler arasında önemli farklılıklar bulunmaktadır (Kellerman ve Seddon, 2024, s. 1). Diğer taraftan kripto para birimleri ve sanal varlıkların hukuki statüsünün belirlenmesi için sanal varlıkların düzenlenmesi alanında kullanılabilecek uluslararası deneyimlerin incelenmesi gerekmektedir (Pravdiuk, 2021, s. 31).

Kripto paralar bazı ülkelerde ödeme birimi olarak kabul edilmektedir. ABD Mali Suçlarla Mücadele Ağı, kripto para biriminin fiat parayla değişimini içeren işlemlerin, yalnızca fiat paranın değişimini içeren işlemlerle aynı yasal statüde düzenlenmesi, kripto para birimleriyle fon akışına dahil olan tüzel kişilerin ise lisans alması gerektiğine inanmaktadır (Cvetkova, 2018, s. 133). Ancak Kellerman ve Seddon (2024, s. 1), ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu'nun (SEC) kripto para birimleri ve diğer dijital varlıklara ilişkin düzenlemeleri açıklığa kavuşturma konusunda kafasının karışık olduğunu ifade etmiştir.

Sonuç olarak bazı ülkelerde kripto paralar için yasal zemin oluşturulmuş, bazı ülkelerde kripto paralar tamamen yasaklanmış ve bazılarında ise yasal

düzenlemeler üzerinde çalışmalar yürütülmeye devam etmektedir. ABD Kongre Kütüphanesi Dünya genelinde kripto paralara ilişkin düzenlemelerle ilgili rapor tutmaktadır. ABD Kongre Kütüphanesi'nin Kasım 2021 tarihli son raporuna göre Dünya genelinde kripto paralara ilişkin düzenleme yapan veya yapmayan ülkeler Tablo 1.1'de gösterilmiştir.

Tablo 1. 1. Kripto Paralara İlişkin Düzenleme Yapan Ülkeler/Bölgeler

Kripto Paraları Vergilendirmeye Yönelik Düzenleme Yapan Ülkeler	Kara Para Aklama ve Terörün Finansmanının Önlenmesine Yönelik Düzenleme Yapan Ülkeler	Vergilendirme, Kara Para Aklama ve Terörün Finansmanının Önlenmesine Yönelik Düzenleme Yapan Ülkeler	Kripto Paraların Yasak Olduğu Ülkeler	Kripto Paraların Örtülü Bir Şekilde Yasak Olduğu Ülkeler
Brezilya Şili Kolombiya Kosta Rika Guernsey Kenya Kırgızistan Güney Afrika	AB Angola Anguilla Antigua ve Barbuda Bahamas Bahreyn Bermuda Butan Bulgaristan Cayman Adaları Küba Man Adası Kuveyt Lübnan Lesoto Libya Mauritius Meksika Karadağ Fas Namibya Umman Filipinler Katar Saint Lucia Samoa	Arnavutluk Arjantin Avustralya Avusturya Azerbaycan Belarus Belçika Kanada Hırvatistan Kıbrıs Çek Cumhuriyeti Danimarka El Salvador Estonya Finlandiya Fransa Almanya Cebelitarık Yunanistan Hong Kong Macaristan İzlanda Hindistan İrlanda İsrail İtalya Japonya	Cezayir Bangladeş Çin Mısır Irak Fas Nepal Katar Tunus	Bahreyn Benin Bolivya Burkina Faso Burundi Kamerun Orta Afrika Cumhuriyeti Çad Fildişi Sahilleri Kongo Demokratik Cumhuriyeti Ekvator Gürcistan Guyana Endonezya Ürdün Kazakistan Kuveyt Lübnan Lesoto Libya Makao Maldivler Mali Moldova

	Suudi Arabistan	Jersey		Namibya
	Sri Lanka	Letonya		Nijerya
	Tunus	Lihtenştayn		Nijer
	Venezüella	Litvanya		Umman
	Vietnam	Lüksemburg		Pakistan
		Malezya		Palau
		Malta		Kongo
		Hollanda		Cumhuriyeti
		Yeni Zelanda		Suudi Arabistan
		Norveç		Senegal
		Polonya		Tacikistan
		Portekiz		Tanzanya
		Romanya		Togo
		Rusya		Türkiye
		Saint Kitts ve		Türkmenistan
		Nevis		BAE
		Sırbistan		Vietnam
		Singapur		Zimbabve
		Slovakya		
		Slovenya		
		Güney Kore		
		İspanya		
		İsveç		
		İsviçre		
		Tayvan		
		Tayland		
		Türkiye		
		Ukrayna		
		BAE		
		Birleşik Krallık		
		ABD		
		Özbekistan		

Not: Bu tabloda Avusturya, Azerbaycan, Almanya, Yunanistan, Kıbrıs, İtalya, Hollanda, İspanya ve Türkiye için kripto paralar KDV'ye tabi olmayıp diğer vergi kanunlarına tabiidirler.

Kaynak: The Law Library of Congress (Kasım, 2021). Regulation of Cryptocurrency Around the World: November 2021 Update. Erişim Adresi: <https://www.loc.gov/item/2021687419/>

Tablo 1.1'de 130 ülke veya bölgeye ilişkin kripto paraların yasal durumları gösterilmiştir. 31 ülke veya bölgede kara para aklama ve teröre finansman sağlama noktasında düzenleme yapılırken, sekiz ülkede yalnızca kripto paraların vergilendirilmesine yönelik düzenleme gerçekleştirilmiştir. 58 ülke veya bölgede

ise hem kripto paraların vergilendirilmesine hem de kara para aklama ve teröre finansmanın önüne geçilmesi noktasında düzenlemelere yer verilmiştir. Dokuz ülkede ise kripto paralar mutlak bir şekilde yasaklanmıştır. Ayrıca Türkiye'nin de içerisinde yer aldığı 42 ülke veya bölgede kripto paralar örtülü bir şekilde yasak olarak tanımlanmıştır. Kripto paraların örtülü bir şekilde yasak olmasının anlamı; bankaların ve diğer finansal kuruluşların kripto para ticareti yapmasının veya kripto para ticareti yapan bireylere/işletmelere hizmet sunmasının yasaklanması veya kripto para borsalarının yasaklanmasıdır.

1.6 Türkiye’de Kripto Paralara İlişkin Düzenlemeler

2019 yılında gerçekleştirilen bir çalışmada Türkiye’de kripto paralar için doğrudan bir yasal düzenlemenin bulunmadığı ifade edilmiştir. Ayrıca Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK) ve Sermaye Piyasası Kurulu’nun (SPK) kripto paraları, elektronik para olarak kabul etmediği ifade edilmiştir (Yıldırım, 2019, s. 274). Diğer taraftan Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) tarafından blok zinciri teknolojisinin daha iyi anlaşılması amacıyla çalışma grubu oluşturulmuştur (Çetiner, 2018, s. 11). Kripto paralarla ilgili yasal düzenlemelerin 2021 yılında hız kazandığını söylemek mümkündür.

16 Nisan 2021 tarih ve 31456 sayılı Resmi Gazetede yayınlanan Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası’nın 30 Nisan 2021 tarihinde yürürlüğe giren yönetmeliği ile ödemelerde kripto varlıkların kullanılması yasaklanmıştır. İlgili yönetmelikte kripto varlıklar

“dağıtık defter teknolojisi veya benzer bir teknoloji kullanılarak sanal olarak oluşturulup dijital ağlar üzerinden dağıtımı yapılan, ancak itibari para, kaydi para, elektronik para, ödeme aracı, menkul kıymet veya diğer sermaye piyasası aracı olarak nitelendirilmeyen gayri maddi varlıklar”

olarak tanımlanmıştır (Ödemelerde Kripto Varlıkların Kullanılmamasına Dair Yönetmelik, 2021). Bu açıklamalara göre TCMB’nin kripto varlıkları para veya menkul kıymet olarak kabul etmediği açıkça anlaşılmaktadır. 1 Mayıs 2021 tarih ve 31471 sayılı Resmi Gazete’de yayınlanan 3941 sayılı Cumhurbaşkanı kararı uyarınca “Suç Gelirlerinin Aklanmasının ve Terörün Finansmanının Önlenmesine Dair Tedbirler Hakkında Yönetmelik” kapsamında kripto varlık hizmet

sağlayıcıları Yükümlüler arasına eklenmiştir (Suç Gelirlerinin Aklanmasının ve Terörün Finansmanının Önlenmesine Dair Tedbirler Hakkında Yönetmelik, 2021).

TCMB'nin kripto paraların ödeme aracı olarak kullanılmasını yasaklamasından kısa bir süre sonra Hazine ve Maliye Bakanlığı Gelir İdaresi Başkanlığı'nın 13 Temmuz 2021 tarih ve 529 sıra numaralı tebliği ile kripto para hizmet sağlayıcılarına bildirim zorunluluğu getirilmiştir (Vergi Usul Kanunu Genel Tebliği, 2021).

Bu düzenlemelerin dışında Türkiye Büyük Millet Meclisi'nde (TBMM) “Kripto Varlık Yasası”nın hayata geçirilmesi için çalışmalar devam etmektedir. Yasa ile kara para aklama ve terör finansmanının önüne geçilmesi hedeflenmektedir. Belli bir işlem hacminin üzerine işlem vergisi getirilmesi, yatırımcıların korunması, kripto para platformlarının SPK tarafından lisanslanması gibi konular gündemdedir (Anadolu Ajansı, Ocak, 2024).

İKİNCİ BÖLÜM

2. LİTERATÜR TARAMASI

2.1 Konuyla İlgili Yapılmış Benzer Çalışmalar

Dyhrberg (2016), Bitcoin'in finansal varlık özelliklerini GARCH modeli ile analiz etmiş ve oynaklık modeli sonuçlarından yola çıkarak Bitcoin'in bir para birimi ile bir emtia arasında bir yerde olduğunu ortaya koymuştur. Oynaklık yapısı nedeniyle altına benzetilen Bitcoin, bir para birimine de benzerlik göstermiştir.

Chu vd. (2017), çalışmalarında 22.06.2014-17.05.2017 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Dash, Dogecoin, Litecoin, Maidsafecoin, Monero ve Ripple kripto paralarına ilişkin 12 GARCH modelini kıyaslamışlardır. Sonuç olarak oynaklığın modellenmesi açısından en iyi modeller IGARCH ve GJRARCH modelleri olarak tespit edilmiştir.

Katsiampa (2017), çalışmasında 08.07.2010-01.07.2016 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin oynaklığını tahmin etmede 12 farklı modeli kıyaslamış ve en iyi modelin AR-CGARCH modeli olduğunu ortaya koymuştur.

Şahin ve Özkan (2018), Bitcoin'in oynaklık modelini tahmin etmede ARCH, GARCH, ARCHM, EGARCH ve TARCH modellerini kullanılmışlardır. 01.01.2015-11.02.2018 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada Bitcoin'in oynaklık tahmini için en uygun modelin TARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur.

Ngunyi, Mundia ve Omari (2019), çalışmalarında 07.08.2015-01.08.2018 dönemine ilişkin verileri kullanarak piyasa değerine göre en büyük 10 kripto para biriminin oynaklık özelliklerini incelemişlerdir. Tahmin performansı açısından sonuçlar GARCH tipi modeller arasından doğrudan bir seçimi garanti etmemiş ancak asimetric GARCH modellerinin tüm kripto para birimleri için daha iyi performans gösterdiği ortaya konulmuştur.

Salamat vd. (2019), çalışmalarında piyasa hakimiyeti yüksek sekiz farklı kripto paranın oynaklıklarını modellemek için her birinin başlangıç tarihi farklı olan 2010-2018 dönemine ilişkin verileri kullanmışlardır. Simetrik GARCH ve asimetric EGARCH, TARCH, PGARCH modellerinin kullanıldığı çalışmada

student t dağılımı altında PGARCH modelinin kripto paralar için en uygun model olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca kripto para oynaklıklarında genel olarak ters asimetrinin varlığı ortaya konulmuştur.

Güleç ve Aktaş (2019), yüksek gözlem sayısına sahip Bitcoin, Litecoin, Ethereum ve Ripple kripto para birimlerindeki oynaklık yapısını FIEGARCH modeli ile, düşük gözlem sayısına sahip Neo, Cardano, Bitcoin Cash ve IOTA kripto para birimlerindeki oynaklık yapısını ise GARCH modeli ile analiz etmişlerdir. 28.04.2013 ile 4.02.2018 dönemi için günlük veriler ile gerçekleştirilen çalışmada FIEGARCH modeli sonuçları kripto para piyasasında uzun hafıza özelliklerinin mevcut olduğunu gösterirken Bitcoin, Litecoin ve Ripple kripto para birimlerinde kaldıraç etkisi, Ethereum para biriminde ise ters asimetri etkisinin mevcut olduğu ortaya konulmuştur.

Tiwari, Kumar ve Pathak (2019), çalışmalarında Bitcoin için 09.09.2011-24.02.2018 ve Litecoin için 28.04.2013-27.11.2017 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak çeşitli GARCH tipi modelleri ve stokastik oynaklık modellerini performans açısından karşılaştırmışlardır. Bitcoin oynaklık yapısı için en iyi modelin t dağılımı altında stokastik oynaklık modeli olduğu ve Litecoin için ise t dağılımı altında GARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur. Diğer taraftan literatürdeki genel sonuçların aksine kripto para birimlerinde kaldıraç etkisinin mevcut olmadığı tespit edilmiştir.

Ertuğrul (2019), Bitcoin ve Ripple'daki getiri oranlarının oynaklıklarını GARCH, EGARCH ve TARCH modelleri ile araştırmıştır. Bitcoin için 19.07.2010-11.12.2018 dönemine ilişkin günlük veriler kullanılırken Ripple için 08.02.2018-11/12/2018 dönemine ilişkin veriler kullanılmıştır. Her iki kripto para için de en başarılı öngörü modelinin TARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur.

Gyamerah (2019), çalışmasında üç farklı model kullanarak Bitcoin getiri oynaklığını tahmin etmiştir. Çalışmada 01.01.2014-16.08.2019 dönemine ilişkin günlük veriler kullanılmıştır. Sonuç olarak Bitcoin getiri oynaklığını tahmin etmede en iyi modelin Normal Ters Gaussian (NIG) ile hesaplanan tGARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur.

Kahraman, Küçükşahin ve Çağlak (2019), çalışmalarında 24.08.2016-05.07.2018 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ethereum ve Ripple için en iyi oynaklık modelini tespit etmeye çalışmışlar ve bunun için sekiz farklı modeli kıyaslamışlardır. Sonuç olarak Bitcoin oynaklık tahmini için en iyi modellerin ARCH, APGARCH ve C-GARCH olduğu, Ethereum ve Ripple için ise ARCH, GARCH ve AP-GARCH olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca Ripple için uzun hafıza özelliğinin mevcut olmadığı ve incelenen tüm kripto paralar için kaldıraç etkisinin bulunmadığı tespit edilmiştir.

Caporale ve Zekokh (2019), çalışmalarında 18.07.2010-30.04.2018 dönemini kapsayan günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin kripto paralarının oynaklıklarını modellemek için en iyi modeli tespit etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak standart GARCH modellerinin kullanımının sorunlu olduğu ve bunun yerine asimetrilere ve rejim değişikliğine izin veren model spesifikasyonlarının kullanılması gerektiği ifade edilmiştir.

Hoş (2019), çalışmasında 31.12.2012-14.12.2017 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin oynaklığını GARCH modeli ile belirlemeye çalışmış ve Bitcoin getiri serisini etkileyeceğini düşündüğü içsel ve dışsal değişkenleri çalışmasına dâhil etmiştir. Yedi farklı modelin kıyaslandığı çalışmada Bitcoin getiri oynaklığını tahmin etmede en iyi modelin GARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca FED efektif faiz oranının Bitcoin getiri oynaklığını azalttığı tespit edilmiştir.

Kyriazis vd. (2019), çalışmalarında düşüş piyasasını temsil eden 01.01.2018-16.09.2018 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ethereum ve Ripple kripto paralarına ilişkin oynaklıkları ve bu kripto paraların diğer kripto para birimleri üzerindeki etkilerini araştırmışlardır. DCC-GARCH, ARCH ve GARCH uzantılı modellerin kullanıldığı çalışmada diğer kripto para birimlerinin çoğunun Bitcoin, Ethereum ve Ripple'ı tamamlayıcı nitelikte olduğu ve kripto para birimleri arasında riskten korunma özelliklerinin bulunmadığı ortaya konulmuştur.

Abar (2020), çalışmasında 01.01.2017-29.02.2020 dönemine ilişkin verileri kullanarak Bitcoin fiyat tahmini için GARCH modeli ile makine öğrenmesi

yöntemi olan DVM-EKK yöntemlerini karşılaştırmış ve sonuç olarak GARCH modelinin daha başarılı öngörü sonuçları verdiğini ortaya koymuştur.

Cheikh, Zaied ve Chevallier (2020), çalışmalarında 28.04.2013-01.12.2018 dönemine ilişkin günlük verilerle Bitcoin, Ethereum, Ripple ve Litecoin'de asimetrik volatilité dinamiklerinin varlığını araştırmışlardır. Beş farklı modelin denendiği çalışmada Bitcoin, Ripple ve Litecoin için en iyi modelin ST-GARCH ve Ethereum için ise ZARCH modeli olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca kripto paraların oynaklıklarında ters asimetrisinin varlığına dair kanıtlar ortaya konulmuştur.

Alqaralleh, Abuhommous ve Alsaraireh (2020), çalışmalarında 14.06.2014-08.12.2019 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Dash, Bitcoin, Litecoin, Monero ve Ripple kripto para birimlerine ilişkin oynaklıkları GJR-GARCH, NGARCH, NAGARCH ve APARCH modelleri ile test etmişlerdir. Sonuç olarak kaldıraç etkisinin varlığının ortaya konulduğu çalışmada, kripto para oynaklıklarını modellemek için simetrik olmayan GARCH tipi modellerin başarılı sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Kayral (2020), çalışmasında Bitcoin, Ethereum ve Ripple için en uygun oynaklık modelinin tahmin edilmesi amacıyla altı modeli kıyaslamıştır. 01.10.2015-01.10.2018 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada Bitcoin ve Ethereum için en iyi modelin EGARCH ve Ripple için APARCH (1,1) modeli olduğu tespit edilmiştir. Bitcoin ve Ethereum için kaldıraç etkisi bulunmamış, asimetrik oynaklık olarak pozitif şokların negatif şoklara kıyasla daha fazla oynaklık ürettiği tespit edilmiştir. Ripple için ise kaldıraç etkisi ortaya konulmuştur.

Fakhfekh ve Jeribi (2020), çalışmalarında 07.08.2017-12.12.2018 dönemine ilişkin günlük verilerle piyasa değerine göre en büyük 16 kripto para biriminin oynaklıklarını modellemek için beş farklı GARCH modeli kullanmışlardır. Sonuç olarak kripto paraların çoğunluğu için en uygun modelin TARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca ters asimetrik tepkinin varlığı tespit edilmiştir.

Söylemez (2020), çalışmasında 29.04.2013-17.04.2019 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin oynaklık modellemesi için yedi farklı modeli

karşılaştırmıştır. Sonuç olarak Bitcoin oynaklığının modellenmesinde en iyi modelin EGARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca EGARCH bulgularına göre Bitcoin oynaklığında kaldıraç etkisinin varlığı tespit edilmiştir.

Cerqueti, Giacalone ve Mattera (2020), çalışmalarında Mart 2014-Mart 2019 dönemine ilişkin günlük verilerle Gaussian olmayan GARCH volatilité modellerinin Bitcoin, Ethereum ve Litecoin üzerindeki tahmin performansını incelemişlerdir. Sonuç olarak en iyi tahmin doğruluğunun Bitcoin ve Litecoin için çarpık genelleştirilmiş hata dağılımı, Ethereum için ise çarpık dağılım altında elde edildiği ortaya konulmuştur.

Akkuş ve Çelik (2020), çalışmalarında 07.08.2015-10.11.2019 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin fiyat tahmininde GARCH modellerinin performansını araştırmışlardır. Uzun bellek modellerinin kullanıldığı çalışmada Bitcoin öngörü performansı açısından en iyi modelin HYGARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur.

Kim, Jun ve Lee (2021), çalışmalarında 19.08.2018-27.11.2018 ve 02.01.2018-27.11.2018 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ripple, Ethereum, Bitcoin Cash, Stellar, Litecoin, TRON, Cardano ve IOTA oynaklıklarını modellemek için GARCH ve Bayesian stokastik oynaklık modelini karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak Bayesian stokastik oynaklık modelinin GARCH tipi modellerden daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Atasoy ve Tuna (2021), çalışmalarında Bitcoin'in oynaklığını en iyi açıklayan modeli tespit etmeye çalışmışlardır. Bu amaçla GARCH uzantılı 10 farklı model 30.04.2013-26.02.2021 dönemini kapsayan günlük veriler kullanılarak kıyaslanmıştır. Sonuç olarak Bitcoin için en uygun modelin HYGARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca örneklem dışı dönem tahmini için GARCH, bir günlük öngörü için FIAPARCH-BBM, 5 ve 10 günlük öngörü için FIGARCH-CHUNG modelinin en uygun modeller olduğu tespit edilmiştir.

Koy Yaman ve Mete (2021), Bitcoin'in oynaklık yapısında ABD borsa endekslerinin yerini 10.03.2016 – 11.06.2019 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak GARCH, TARCH ve EGARCH modelleri ile araştırmışlardır. SP500, Nasdaq100 ve Dow Jones endekslerinin varyans değişkeni olarak kullanıldığı

çalışmada en anlamlı oynaklık modeli EGARCH modeli olarak tespit edilmiştir. Ek olarak her üç endeksinde Bitcoin'in oynaklığını açıklamada anlamlı olduğu ortaya konulmuştur.

Işıldak (2021), çalışmasında Bitcoin için en uygun oynaklık modelini ortaya koymaya çalışmıştır. 12.06.2011-04.12.2021 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada Bitcoin için en uygun oynaklık modeli EGARCH modeli olarak ortaya konulmuştur. Bu nedenle Bitcoin oynaklığında kaldıraç etkisinin mevcut olduğu ifade edilmiştir.

Almansour, Alshater ve Almansour (2021), piyasa değerine göre en büyük dokuz kripto paranın oynaklık modellemesinde ARCH ve GARCH modellerinin performansını analiz etmişlerdir. 2010-2020 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada ARCH ve GARCH'ın kripto para piyasası oynaklığını tahmin etmede önemli bir etkiye sahip olduğu ortaya konulmuştur.

Kazova ve Büyükyılmaz Ercan (2021), çalışmalarında Bitcoin, Ethereum, Ripple, Cardano, Litecoin, Bitcoin Cash, Stellar, Chainlink, Tron ve Dogecoin'e ait 01.01.2017-16.01.2021 dönemini kapsayan günlük verileri kullanarak oynaklıktaki asimetri etkisini araştırmışlardır. Bitcoin, Ripple ve Litecoin için oynaklığı en iyi tahmin eden modelin TARCH, Ethereum ve Stellar için ACGARCH, Cardano, Bitcoin Cash, Chainlink, Tron ve Dogecoin için EGARCH modelleri olduğu ortaya konulmuştur. Bitcoin, Cardano ve Chainlink oynaklıklarında kaldıraç etkisi tespit edilirken, incelenen diğer kripto paralarda pozitif şokların oynaklık üzerindeki etkisi negatif şoklardan daha fazla olarak tespit edilmiştir.

Naimy vd. (2021), çalışmalarında altı kripto para biriminin ve döviz kurlarının (Euro, İngiliz Sterlini, Kanada Doları, Avustralya Doları, İsviçre Frangı) oynaklık davranışlarını 13.10.2015-18.11.2019 dönemine ilişkin günlük verilerle incelemişlerdir. SGARCH, IGARCH, EGARCH, GJR-GARCH, APARCH, TARCH, CGARCH ve Riske Maruz Değer ölçüsünün sınandığı çalışmada CGARCH modelinin Euro için ve IGARCH modelinin diğer döviz kurları için en iyi model olduğu ortaya konulmuştur. Kripto paralar için ise Monero için en iyi model IGARCH modeli olarak tespit edilmiş diğer kripto paralar için ise GJR-GARCH modelinin örneklem içi dönemde üstün olduğu, CGARCH ve TARCH

modellerinin ise örneklem dışı aralıkta en uygun modeller olduğu ortaya konulmuştur.

Gazel (2021), sosyal medya platformlarından birisi olan X'e dayalı belirsizlik endeksinin kripto paraların oynaklığı üzerindeki etkisini araştırmış ve 18.01.2018-11.07.2021 dönemine ilişkin günlük verilerle Binance Coin, Bitcoin, Cardano, Ethereum, Ripple ve Tether için en iyi oynaklık modellerini ortaya koymaya çalışmıştır. Sonuç olarak Bitcoin, Ethereum ve Tether dışındaki diğer kripto paralar için GARCH tipi modellerin kullanımının uygun olduğu; oynaklığı tahmin etmede en iyi modelin Binance Coin için GARCH (1,1), Cardano için GARCH-M (1,1) ve Ripple için ARCH (2) olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca X platformu bazlı belirsizlik endeksinin kripto paraların oynaklığını etkilediği bulunmuştur.

Obeng (2021), piyasa hakimiyeti en yüksek 30 kripto para birimi için en iyi GARCH modelini belirlemeyi amaçlamıştır. Ocak 2017- Aralık 2020 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada hem normal dağılım hem de student t dağılımı altında EGARCH modelinin SGARCH modelinden daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Şahin (2021), çalışmasında 01.01.2015-31.12.2019 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ethereum, Ripple, Dolar Kuru, altın ve yatırım fonlarının oynaklık yapılarını ARCH ve GARCH modelleri ile analiz etmiştir. Sonuç olarak en yüksek oynaklığa sahip olan varlığın kripto paralar olduğu ve bunlar arasından en yüksek oynaklığın Ethereum'da meydana geldiği tespit edilmiştir.

Ampountolas (2022), çalışmasında Bitcoin, Ethereum, Litecoin ve Ripple kripto para birimleri için 21.12.2020-23.04.2021 dönemine ilişkin dakikalık verilerle oynaklık modellemesi gerçekleştirmiştir. Sonuç olarak, tek değişkenli GJR-GARCH modelinin tüm ufuklarda üstün bir tahmin doğruluğu gösterdiği ve bunu yakından takip eden TARCH modelinin, dış piyasalarda oynaklık sürecini modellemek için en iyi model olduğu ortaya konulmuştur.

Büberkökü (2022), Bitcoin, Ethereum, Dogecoin, Ripple ve Litecoin için tek ve çok değişkenli oynaklık modellerini kıyaslayarak en iyi öngörü modelini

ortaya koymaya çalışmıştır. 07.08.2015-11.05.2021 dönemine ilişkin günlük verilerin kullanıldığı çalışmada Bitcoin için AR(1)-EWMA, Ethereum ve Ripple için AR (1)-GOGARCH-NLS, Dogecoin için AR(1)-DCCFIGARCH ve Litecoin için AR(1)-GARCH(1,1) modellerinin en uygun modeller olduğu ortaya konulmuştur.

Ataş (2022), çalışmasında Covid-19 öncesi ve sonrası için Bitcoin, Ethereum, Binance Coin ve Cardano’da oynaklık asimetrisini araştırmış ve bunun için GJR-GARCH modelini kullanmıştır. Sonuç olarak incelenen kripto paralarda Covid-19 öncesi dönemde asimetri görülmezken, Covid-19 sonrasında asimetric oynaklığın söz konusu olduğu ortaya konulmuştur.

Eteman ve Işığışok (2022), çalışmalarında 2017-2022 yılları arasında Bitcoin, Ethereum, Cardano ve Binance Coin’e ait, günlük, 12 saatlik, 8 saatlik, 6 saatlik, 4 saatlik, 2 saatlik, 1 saatlik, 30 dakikalık ve 15 dakikalık getirileri FIGARCH modeli ile analiz etmişlerdir. Sonuç olarak Ethereum’un 30 dakikalık getirisi haricinde tüm seriler için uzun bellek özelliğinin geçerli olduğu ortaya konulmuştur.

Yahaya, Oyunloye ve Adams (2022), çalışmalarında 09.11.2017-31.12.2021 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin, Ethereum ve Binance Coin için oynaklık yapılarını çeşitli GARCH tipi modellerle incelemişlerdir. Sonuç olarak GARCH modeli Bitcoin ve Ethereum kripto para birimlerine ilişkin oynaklıkları uyumlu bir şekilde tanımlarken Binance Coin için başarısız olmuştur. Araştırma sonuçlarında Binance Coin için oynaklık yapısını en iyi tahmin eden modelin CGARCH modeli olduğu ortaya konulmuştur.

Yıldız ve Aydın (2022), çalışmalarında 02.01.2020-30.07.2021 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak hisse senedi kapanış fiyatları, dolar kuru, Bitcoin ve gecelik repo faiz oranlarının oynaklıklarını EGARCH modeli ile analiz etmişlerdir. Sonuç olarak faiz oranı ve Bitcoin’de şokların oynaklık üzerindeki etkisinin kalıcı olduğu, hisse senedi, altın ve faiz oranlarında kaldıraç etkisinin bulunduğu, pozitif haberlerin ise dolar kuru ve Bitcoin üzerinde daha fazla oynaklık ürettiği tespit edilmiştir. Ek olarak Covid-19 vaka sayılarının hisse senedi, altın ve faiz oranında oynaklığı artırıcı bir etkiye sahip olduğu ortaya konulmuştur.

Gudaplı ve Sarıkovanlık (2023), Bitcoin, Stellar, Litecoin, Ethereum, Tether ve Ripple kripto para birimlerindeki oynaklığı 09.11.2017-31.07.2022 dönemi için günlük veriler ve asimetrik stokastik oynaklık modeli ile test etmişlerdir. Sonuç olarak incelenen tüm kripto para birimlerinde yoğun bir oynaklık kümelenmesi olduğu, oynaklıkların kalıcı ve tahmin edilebilirliğinin düşük olduğu ortaya konulmuştur. Ek olarak Ethereum dışındaki diğer kripto para birimlerinde kaldıraç etkisi ve asimetri tespit edilmemiştir.

Kırhasanoğlu ve Karavardar (2023) çalışmalarında 01.01.2019-31.12.2021 dönemine ilişkin günlük verilerle Bitcoin, Ethereum, Tether, Binance Coin ve Cardano kripto para birimlerindeki oynaklık yapısını araştırmışlardır. GARCH TARCH ve EGARCH modellerinin kıyaslandığı çalışmada en iyi modelin Bitcoin için TARCH, Ethereum için EGARCH, Binance Coin için GARCH, Cardano için TARCH ve Tether için EGARCH olduğu ortaya konulmuştur. Ayrıca incelenen kripto paralar için kaldıraç etkisi tespit edilemezken Tether için asimetri etkisinin mevcut olduğu bulunmuştur.

Kudar (2023), 2015-2021 dönemine ilişkin günlük verileri kullandığı çalışmada Bitcoin için ARCH etkisinin bulunduğu dönemleri tespit ederek, bu dönemler için GARCH modelini uygulamıştır. Sonuç olarak GARCH modelinin Bitcoin'in oynaklığını tahmin etmede uygun olduğu bulunurken, şokların oynaklık üzerinde uzun dönemli bir etkiye sahip olduğu ortaya konulmuştur.

Yaman ve Bayık (2023), çalışmalarında riskli yatırım araçlarının oynaklıklarını modellemeye çalışmışlar ve bu bağlamda BİST100, S&P500, Amerikan Doları, Ons Altın Vadeli İşlemler ve Bitcoin için 02-03.01.2018-18.11.2022 yılına ilişkin günlük verileri ve üç aylık mevduat faiz oranlarını kullanmışlardır. Sonuç olarak oynaklığı tahmin etmede en iyi model BIST100 ve Bitcoin için EGARCH, S&P500, döviz kuru, ons altın vadeli işlemler ve mevduat faizi için ise TARCH modeli tespit edilmiştir. Ek olarak BİST100, S&P500 ve Bitcoin oynaklıklarında kaldıraç etkisinin varlığı ortaya konulmuştur.

Altunöz (2023) çalışmada 01.01.2017-01.01.2020 dönemine ilişkin günlük verileri kullanmış ve Bitcoin için en iyi oynaklık modelinin EGARCH, Ethereum ve Ripple için ise TARCH modelinin olduğunu tespit etmiştir. Bitcoin

için kaldıraç etkisinin varlığı ortaya konulurken Ethereum ve Ripple için pozitif şokların oynaklık üzerinde daha fazla etkisinin bulunduğu ortaya çıkmıştır.

Öget (2023), çalışmasında 6.01.2015-05.05.2023 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak Bitcoin oynaklığında G7 ülke borsa endekslerinin yerini GARCH modeli ile araştırmıştır. Sonuç olarak Amerika, Kanada ve İtalya borsa endekslerindeki getiri oynaklıklarının Bitcoin getiri oynaklığı üzerinde artırıcı bir etkiye sahip olduğu ortaya konulmuştur. Japonya ve Fransa borsa endekslerinin getiri oynaklıklarının ise Bitcoin'in getiri oynaklığı üzerinde azaltıcı bir etkisinin olduğu tespit edilmiştir. Almanya ve İngiltere endekslerindeki getiri oynaklıklarının ise bir etkisinin olmadığı bulunmuştur.

Queiroz ve David (2023), çalışmalarında 01.01.2018-31.08.2023 dönemine ilişkin günlük verileri kullanarak piyasa değerine göre en büyük beş kripto para biriminin oynaklık yapılarını modellemişlerdir. Realized-GARCH modeli ile GARCH uzantılı diğer oynaklık modellerinin karşılaştırıldığı çalışmada örneklem içi tahminlerde GARCH tipi modellerin uyum gösterdiği, ancak örneklem dışı tahminler için Realized-GARCH modelinin, diğer GARCH tipi modellere kıyasla daha başarılı olduğu ortaya konulmuştur.

Literatürdeki bulgular genel olarak değerlendirildiğinde farklı zaman dilimleri, farklı yöntemler, farklı kripto para birimleri üzerindeki uygulamalar, kripto paraların yüksek oynaklığı ve oynaklık yapısındaki değişimler nedeniyle kripto para birimleri için tek bir en iyi modelin mevcut olmadığı, ancak genel olarak asimetrik GARCH uzantılı modellerin kripto para oynaklıklarını tahmin etmede başarılı olduğu söylenebilmektedir. Diğer taraftan yıllar itibari ile literatürde konuya ilişkin artan bir ilginin varlığından bahsetmek mümkündür. İlk kripto para birimi olan Bitcoin 2009 tarihinde duyurulsa da bu çalışmaya benzer ilk çalışma ulaşabildiğimiz kadarıyla 2016 yılında gerçekleştirilen Dyhrberg'in çalışmasıdır. 2017 yılında ise konuyla ilgili iki çalışmaya rastlanmış ve çalışmaların sayısı 2017'den sonra giderek artmıştır. Bunun nedeninin Bitcoin'in 2017 yılındaki rekor değer artışı olduğu düşünülmektedir. Bitcoin'in 2017 yılında yaşadığı tarihi zirvesi nedeniyle yatırımcıların, akademisyenlerin, hükümetlerin dikkatini çektiği ifade edilebilir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. VERİLER VE YÖNTEM

3.1 Veriler

14.04.2023 tarihinde piyasa değerine göre en büyük 10 kripto para çalışmada kullanılmıştır. Kripto paraların piyasa değerlerine ilişkin bilgiler coinmarketcap'ten alınmıştır. Kripto paraların günlük kapanış fiyatlarına ilişkin veriler yahoofinance'den sağlanmış ve yahoofinance'de yer alan tam veri seti kullanılmıştır. Ayrıca çalışma doğal logaritmaları alınan serilerin getirileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Çalışmada yer alan kripto paralara ilişkin bilgiler Tablo 3.1'de gösterilmiştir.

Tablo 3. 1. Çalışmada Kullanılan Kripto Paralara İlişkin Bilgiler

Kripto Para	Kod	Piyasa değeri	Gözlem Aralığı	Gözlem Sayısı (gün)
Bitcoin	BTC	\$586.624.215.565	18.09.2014-11.04.2023	3128
Ethereum	ETH	\$586,624,215,565	10.11.2017-11.04.2023	1979
BNB	BNB	\$51,227,938,712	10.11.2017-11.04.2023	1979
XRP	XRP	\$26,545,596,190	10.11.2017-11.04.2023	1979
Cardano	ADA	\$14,813,589,118	10.11.2017-11.04.2023	1979
Dogecoin	DOGE	\$12,152,639,237	10.11.2017-11.04.2023	1979
Polygon	MATIC	\$10,451,551,566	29.04.2019-11.04.2023	1444
Solana	SOL	\$9,581,666,906	11.04.2020-11.04.2023	1096
Polkadot	DOT	\$7,765,261,931	21.08.2020-11.04.2023	964
Litecoin	LTC	\$6,847,798,516	18.09.2014-11.04.2023	3128

3.2 Yöntem

3.2.1 Zaman Serisi Analizi

Zaman serisi analizi ile bir değişkenin önceki döneme ait değerleri ile ileriye yönelik çıkarımlarda bulunulması amaçlanmaktadır. Bu nedenle zaman serisi verilerinin stokastik (olasılıklı) özellikleri incelenmektedir (Ertek, 2000, s.379). Zaman serisi, günlük, haftalık, aylık, yıllık, çeyrek dönemlik vb. art arda gözlemlerden oluşan ve belirli bir zaman aralığını kapsayan veri setini ifade etmektedir (Yıldırım, Taştan ve Çekiç, 2019, s. 7). Zaman içerisindeki gözlemler süreklilik gösteriyorsa sürekli, belirli aralıklarda elde edilebiliyorlar ise kesikli zaman serisi olarak ifade edilmektedirler (Akgül, 1994, s. 52). Zaman serisi değerleri üzerinde bazı faktörlerin etkileri bulunmaktadır. Bu faktörler; trend, mevsimsellik, konjonktürel dalgalanma ve düzensiz dalgalanmalardır (Özoğuz, 1986, s.73). Zaman serisi analizlerinde önemli noktalardan birisi serilerin durağan olması gerekliliğidir. Durağanlık süreci Uğurlu (2019, ss. 6-7) tarafından herhangi

bir trend etkisi taşımayan, varyansı ve ortalaması zaman içerisinde değişmeyen, kovaryansı hesaplandığı döneme göre değil dönem arasındaki farka bağlı olan bir süreç olarak ifade edilmiştir. Bu süreç aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Gujarati, 1999);

$$\text{Aritmetik ortalama: } E(Y_t) = \mu$$

$$\text{Varyans: } Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$$

$$\text{Gecikme mesafesine bağlı kovaryans: } \gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$$

Burada Y_t bir zaman serisini ifade etmektedir. Y_t zaman serisinin ortalaması μ , varyansı σ^2 ve kovaryansı γ ile gösterilmiştir. k gecikme sayısıdır.

Yıldırım, Ertuğrul ve Soytaş (2015, s. 92), durağan olmayan serilerin analize dahil edilmesi durumunda sahte regresyon sonucu ile karşılaşıldığını ve bu nedenle zaman serisi analizlerinde genellikle birim kök sınamalarının gerçekleştirildiğini ifade etmişlerdir. Benzer şekilde Tarı (2002, s. 372), zaman serilerinde trend bulunması durumunda değişkenler arasındaki ilişkinin sahte regresyon nedeniyle ortaya çıktığını belirtmiştir.

3.2.2 Birim Kök Testleri

Bir zaman serisinin uzun dönem özelliği önceki dönemin şimdiki dönemi nasıl etkilediğiyle bulunmaktadır (Tarı, 2002, s. 373).

$$Y_t = PY_{t-1} + \mu_t$$

Burada μ_t hata terimidir. P bire eşit ise seri durağan olmamaktadır ve eşitlik aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir;

$$Y_t = Y_{t-1} + \mu_t$$

Bu durumda geçmiş dönemde ortaya çıkan şokun etkisi bu dönemde de devam etmektedir. Bu durum bütün dönemler için düşünüldüğünde serinin bugünkü değerinin geçmişteki tüm şokların toplamından oluştuğu anlaşılmaktadır. Böyle bir durumda seride fark alma işlemleri gerçekleştirilmektedir (Tarı, 2002, s. 374);

$$\Delta Y_t = (P - 1)Y_{t-1} + \mu_t$$

Burada ΔY_t serinin birinci farkını ifade etmektedir. $P = 1$ olduğunda eşitlik aşağıdaki şeklini alacaktır.

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \mu_t$$

Bu durumda serinin birinci farkı I(1), durağan olacaktır. Seriyi durağan hale getirmek için fark alma işlemi tekrarlanabilmektedir. Dolayısıyla seriyi durağan hale getirmek için d defa fark alınacak ise seri d'inci seviyeden entegre olmaktadır ve I(d) olarak ifade edilmektedir. Bu kısımda serilerin durağanlığının kontrol edilmesinde sıklıkla kullanılan Augmented Dickey Fuller (ADF) ve Phillips Perron (PP) birim kök testleri tanıtılacaktır.

3.2.2.1 Augmented Dickey Fuller (ADF) Testi

Dickey ve Fuller (1979) tarafından geliştirilen Dickey-Fuller (DF) testinde en küçük kareler (EKK) tahminine dayalı olarak $(P - 1) = \gamma = 0$ hipotezi test edilmekte ve ortaya konulan t değerine göre durağanlığa karar verilmektedir (Özcan ve Arı, 2013, s. 110). Birim kök testleri üç model için aşağıdaki şekilde gösterilebilir (Çelik ve Taş, 2007, s. 15);

$$\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + \mu_t \quad \text{sabitsiz ve trendsiz}$$

$$\Delta Y_t = a_0 + \gamma Y_{t-1} + \mu_t \quad \text{sabitli}$$

$$\Delta Y_t = a_0 + a_2 t + \gamma Y_{t-1} + \mu_t \quad \text{sabitli ve trendli}$$

Üç durum için de test hipotezleri şöyledir;

$$H_0: \gamma = 0 \quad \text{seri birim kök içermektedir.}$$

$$H_a: \gamma < 1 \quad \text{seri durağandır.}$$

γ için hesaplanan t değerinin karşılaştırılacağı kritik değerler τ (tau) değerleridir ve standart normal dağılım tablosundaki t değerleri kullanılmamaktadır (Çelik ve Taş, 2007, s. 16). τ değerleri Dickey ve Fuller (1979) tarafından tablolaştırılmış ve MacKinnon (1991) tarafından genişletilmiştir (İğde, 2010, s. 15). DF testinde μ_t 'nin otokorelasyonsuz olduğu ve Y_t 'nin AR(1) sürecine uygun olduğu varsayılmaktadır. Ancak AR(p) süreci için Y_t 'nin AR(1) süreci ile ifade edilmesi durumunda μ_t otokorelasyonlu olmaktadır. Bu nedenle Dickey ve Fuller (1981) DF testini geliştirerek Augmented Dickey Fuller (ADF) testini ortaya koymuşlardır. ADF testinde otokorelasyon sorununu gidermek için bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri kullanılmaktadır (Harris ve Sollis, 2003, s. 48). ADF testi için gecikmelerin eklendiği regresyon modelleri şöyledir (Enders, 1995, s.222);

$$\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \mu_t \quad \text{sabitsiz ve trendsiz}$$

$$\Delta Y_t = a_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \mu_t \quad \text{sabitli}$$

$$\Delta Y_t = a_0 + a_2 t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \mu_t \quad \text{sabitli ve trendli}$$

Burada p uygun gecikme sayısını göstermektedir. Uygun gecikme uzunluğu sıklıkla Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ve Schwarz Bilgi Kriteri (SIC)'a göre belirlenmektedir. Gecikme uzunluğu belirlenirken ardışık bağımsızlığı sağlayacak kadar terimi modele dâhil etmek önem arz etmektedir (Çelik ve Taş, 2007, s. 16). ADF testi için test istatistikleri sabitsiz ve trendsiz model için τ , sabitli model için τ_u ve sabitli ve trendli model için τ_t 'dir (Enders, 1995, s.223).

3.2.2.2 Phillips Perron (PP) Testi

Dickey-Fuller testinde hataların bağımsız olduğu ve sabit varyansa sahip olduğu varsayılmaktadır (Çiçek, Gözegir ve Çevik, 2010 s. 148). Phillips ve Perron (1988), hataların dağılımına ilişkin daha esnek varsayımlara izin vererek Dickey-Fuller testini geliştirmişlerdir (Enders, 1995, s. 239). PP testinde DF testine bir düzeltme getirilerek hata terimleri arasındaki ardışık ilişkiyi hesaba katmak için parametrik olmayan yöntemler kullanılmaktadır. Newey-West hata düzeltme mekanizması olarak adlandırılan bu düzeltme ile hata terimlerinin zayıf bağımlılığına ve heterojen dağılıma izin verilmekte, otokorelasyon sorunu giderilmektedir (Kaya, 2019, ss. 27-28). PP test istatistiği aşağıdaki şekilde gösterilebilir (Güriş, Akay ve Güriş, 2020, s. 178);

$$Z_t = \left(\sum_{t=2}^T Y_{t-1}^2 \right)^{1/2} \frac{(\hat{\gamma} - 1)}{S_{T\ell}} - \left(\frac{1}{2} \right) \frac{(S_{T\ell}^2 - S_{\varepsilon}^2)}{[S_{T\ell}^2 (T^{-2} \sum_{t=2}^T Y_{t-1}^2)^{1/2}]}$$

Burada S_{ε}^2 hata terimi varyansının tutarlı tahmincisi, $S_{T\ell}^2$ uzun dönem varyans tahmincisidir. S_{ε}^2 hesaplanmasında kullanılan hata terimi istatistiği $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{\gamma} Y_{t-1}$ şeklinde hesaplanmaktadır. Test hipotezleri ve test istatistikleri DF testi için kullanılan kritik değerler ile aynıdır ve MacKinnon kritik değerleri ile karşılaştırılmaktadır.

3.3 Doğrusal Zaman Serisi Modelleri

Zaman serilerinde gözlemler arasındaki korelasyonların modellenmesi için çeşitli modeller ortaya konulmuştur. Doğrusal zaman serisi modelleri olarak isimlendirilebilecek bu modellerden bazıları hareketli ortalama (MA), otoregresif (AR), otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modelleridir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 15). Bu modelleri açıklamadan önce beyaz gürültü kavramının tanımlanması yerinde olacaktır. Hata teriminin ardışık bağımlı olmadığı, ortalamasının sıfır, sabit varyansa sahip olması durumu beyaz gürültü olarak tanımlanabilir (Gujarati, 1999, s. 718; Kostakoğlu, 2016, s. 62). Zaman serisi analizinden anlamlı sonuçlar elde edilebilmesi için serilerin hem durağan olması hem de beyaz gürültü sürecini sağlıyor olması önem arz etmektedir (Çelik, 2013, s. 45). Hata terimi ile ilgili olarak bu varsayımların sağlanmaması durumunda ortaya konulacak olan tahminler de yanlı olacaktır (Çolak ve Öztürkler, 2012, ss. 20-21).

3.3.1 Otoregresif (AR) Model

AR modeli, bir zaman serisinin herhangi bir dönemdeki gözlem değerini, kendi geçmiş değerleri ve hata terimi ile açıklayan ve doğrusal bir ilişkiyi gösteren model olarak tanımlanabilir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 16). Rasgele bir sürecin doğrusal tahminine dayalı modellenmesi otoregresif model olarak adlandırılan süreci ortaya çıkarmaktadır (Canal, 2015, s. 5). AR modeli geçmiş gözlem değerlerinin sayısına göre derecelendirilmektedir ve p'inci dereceden bir otoregresif model AR(p) olarak gösterilmektedir (Özmen, 1986, ss. 28-29). Naylor, Seaks ve Wichern (1972, s. 125), AR modelinin ortalama ve mevcut sapmayı önceki sapmalarla ilişkili hale getirdiğini belirtmiştir. AR (p) modeli aşağıdaki eşitlik yardımıyla gösterilebilir (Duru, 2007, s. 17);

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \dots + \phi_p r_{t-p} + a_t$$

Burada $r_t, r_{t-1}, r_{t-2}, r_{t-p}$ serinin gözlem değerleridir ve p modelin kaç dönem geçmiş değerinin kullanıldığını gösteren derecesidir. $\phi_0, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ modelin parametreleri olup r_t ile r_t 'nin geçmiş dönem gözlem değerleri arasındaki ilişkiyi gösteren ilişki katsayılarıdır (Özmen, 1986, s. 29). a_t beyaz gürültü (ortalama sıfır varyansı σ_a^2) sürecini gösteren hata terimidir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 16).

3.3.2 Hareketli Ortalama (MA) Modeli

MA modeli, bir zaman serisinin herhangi bir dönemdeki değerini, aynı dönemdeki hata terimi ve belirli sayıda geçmiş dönemdeki hata terimleri ile açıklayan model olarak tanımlanabilir. İçerdikleri geçmiş dönem hata terimi sayısına göre derecelendirilen MA modelinde q'inci dereceden bir MA modeli MA(q) olarak gösterilmektedir (Özmen, 1986, s. 33). MA(q) modeli aşağıdaki eşitlik yardımıyla gösterilebilir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 18);

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 a_{t-1} + \phi_2 a_{t-2} + \dots + \phi_q a_{t-q} + a_t$$

Beyaz gürültü sürecinin bir fonksiyonu olarak ifade edilen MA(q) süreci her zaman zayıf durağan olmaktadır.

3.3.3 Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA) Modeli

Bu modelde zaman serisinin ilgili dönemdeki değeri, gecikmeli değerlerinin ağırlıklı toplamı ve hata teriminin şu anki ve gecikmeli değerlerinin ağırlıklı toplamı olarak açıklanmaktadır (Tarı, 2002, s.383). Dolayısıyla ARMA modeli otoregresif (AR) ve hareketli ortalama (MA) sürecinin bir arada kullanımını ifade etmektedir. ARMA (p, q) modeli aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Demirel, Kakilli ve Tektaş, 2010, s. 302);

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \dots + \phi_p r_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Burada $r_t, r_{t-1}, r_{t-2}, r_{t-p}$ geçmiş gözlem değerlerini, $\phi_0, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ geçmiş gözlem değerleri için ilişki katsayılarını, $a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ hata terimlerini, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ geçmiş hata terimleri için ilişki katsayılarını temsil etmektedir.

ARMA modelinin tipik olarak büyük miktarda geçmiş veriye ihtiyaç duyduğu ifade edilmiştir (Huang, Huang ve Gadh, 2012, s. 529).

3.4 Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Doğrusal zaman seri modellerinde yer alan hata teriminin sabit varyans varsayımı, ilgili modeller için oldukça kısıtlayıcıdır. Nitekim finansal zaman serilerinde hata terimi varyansının sabit olmadığı ve zaman içinde değişebileceği ortaya konulmuştur (Songül, 2010, s. 4; Mazıbaşı, 2015, s. 3). Ayrıca finansal zaman serilerinde doğrusal olmayan ilişkiler ortaya çıkabilmektedir (Fidan Keçeci, 2017,

s. 134). Finansal zaman serilerinin özellikleri arasında yer alan kalın kuyruk ve aşırı basıklık doğrusal zaman serilerinde yer alan bağımsızlık ve sabit varyans varsayımından sapmaları göstermektedir (Mazıbaşı, 2015, s. 3). Dolayısıyla serilerin kalın kuyruk ve/veya aşırı basıklık özelliği göstermesi durumunda doğrusal zaman serisi modellerini kullanmak sabit varyans varsayımı ihlal edileceği için hatalı çıkarımlar yapılmasına sebebiyet verecektir. Bu nedenle son yıllarda finansal zaman serileri için değişen varyans modellerinin kullanımı yaygınlaşmıştır. İlk defa Engle (1982) tarafından ortaya konulan otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelinin çeşitli versiyonları ortaya konularak, bunlar ARCH uzantılı modeller olarak ifade edilmiştir.

3.4.1 Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH)

Engle (1982, s. 987), geleneksel ekonometrik yöntemlerdeki sabit varyans varsayımının mantıksız olduğunu belirterek, otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelini ortaya koymuştur. Bu modelde ortalaması sıfır, geçmişe bağlı sabit olmayan varyanslarla seri olarak ilişkisiz bir süreç ortaya konulmuştur. Diğer bir ifadeyle herhangi bir dönemdeki varyansın, şokların karelerinin gecikmelerine bağlı olmasına izin verilmektedir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 23). Finansal serilerdeki oynaklık kümelenmesine değinen Sarıkovanlık vd. (2019, s. 149), serilerdeki büyük değişiklikleri büyük, küçük değişiklikleri küçük değişimlerin takip edeceğini belirterek, bu tip hareketleri en iyi tahmin eden modelin ARCH modelleri olduğunu ifade etmişlerdir.

ARCH modelinde hata terimi μ_t 'nin koşullu varyansı (σ_t^2) eşitlikteki gibi gösterilebilir (Sarıkovanlık vd., 2019, s. 149);

$$\sigma_t^2 = \text{var}(\mu_t | \mu_{t-1}, u_{t-2}, \mu_{t-3}, \dots) = E[(\mu_t - E(\mu_t))^2 | \mu_{t-1}, u_{t-2}, \mu_{t-3}, \dots]$$

$E(\mu_t)$ sıfır varsayıldığı için eşitlik aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$\sigma_t^2 = \text{var}(\mu_t | \mu_{t-1}, u_{t-2}, \mu_{t-3}, \dots) = E(\mu_t^2 | \mu_{t-1}, u_{t-2}, \mu_{t-3}, \dots)$$

Burada hata teriminin koşullu varyansı, koşullu beklenen değerinin karesine eşit olmaktadır. Dolayısıyla koşullu varyans bir önceki dönemdeki hata karelerine bağlıdır. Modelin tamamı ise aşağıdaki eşitlik ile gösterilebilir (Sarıkovanlık vd., 2019, s. 150);

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \beta_4 X_{4t} + \mu_t \quad \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1\mu_{t-1}^2$$

Burada gösterildiği gibi koşullu varyans bir önceki dönemdeki hata karelerine bağlıdır ve ARCH (1) olarak gösterilmektedir. Koşullu varyans σ_t^2 literatürde h_t ile gösterilmektedir. Gecikme uzunluğu artırılarak model ARCH(q) şeklinde genişletilebilmektedir;

$$h_t = a_0 + a_1\mu_{t-1}^2 + a_2\mu_{t-2}^2 + \dots + a_q\mu_{t-q}^2$$

3.4.2 Genelleştirilmiş ARCH (GARCH)

GARCH modeli Bollerslev (1986) tarafından ARCH modelinin geliştirilmiş bir versiyonu olarak ortaya konulmuştur. Bu modelde koşullu varyansın hata teriminin gecikmeli değerleri ile beraber hataların kendi gecikmeleri de yer almaktadır (Gürsakil, 2011, s. 165). Bu model geçmiş karelerin ağırlıklı ortalamasıdır, ancak azalan ağırlıklara sahip olup hiçbir zaman sıfıra gitmemektedir (Engle, 2001, s. 159). GARCH modelinde daha esnek bir gecikme yapısına izin verilmekte ve zaman serisi süreci AR sürecinin ARMA sürecine genişletilmesiyle benzerlik göstermektedir (Bollerslev, 1986, s. 308).

y_t 'nin koşullu varyansı GARCH (p, q) ile aşağıdaki gibi gösterilebilir (Bollerslev, 1986, s. 309);

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i h_{t-i}$$

burada a_i ARCH ve β_i GARCH parametreleri olup, $p \geq 0$, $q > 0$, $a_0 > 0$, $a_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$ ve $a_i + \beta_i < 1$ durumunun sağlanması gerekmektedir. Bu şartlar GARCH model parametrelerinin pozitif bulunması ve kovaryans durağanlık şartının sağlanması için önemlidir (Güriş ve Saçaklı Saçıld, 2011, s. 158). Ek olarak $a_i + \beta_i < 1$ durumu şokların kalıcılıkları hakkında bilgi verirken şokların yarı ömrünün hesaplanması da mümkündür. Şokların yarı ömrünün hesaplanmasında aşağıdaki eşitlik kullanılabilmektedir (Hammoudeh ve Yuan, 2008, s. 616);

$$\text{Şokların yarı ömrü} = \frac{\ln\left(\frac{1}{2}\right)}{\ln\left(\sum_i (a_i + \beta_i)\right)}$$

3.4.3 Üssel Genelleştirilmiş ARCH (EGARCH)

GARCH modeli, zaman serilerindeki asimetriyi test etmek için yetersizdir. Çünkü pozitif ve negatif şokların varyans üzerindeki etkisinin aynı olduğu varsayılmaktadır (Yıldız, 2016, s. 91). Bu nedenle Nelson (1991) tarafından olası asimetrinin test edilmesi için Üssel GARCH (EGARCH) modeli geliştirilmiştir (Kayral, 2017, s. 169). EGARCH modelinde koşullu varyansın logaritması modellenmektedir ve bu nedenle negatif olmama koşulu sağlanmaktadır (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 27; Sarıkovanlık vd., 2019, ss. 152-153). Nitekim Nelson (1991) çalışmasında GARCH modeli varsayımlarının finansal zaman serileri için oldukça kısıtlayıcı olduğunu ileri sürmüş, buna örnek olarak hisse senedi getirilerinin, getiri oynaklığındaki değişikliklerle negatif ilişkili olduğuna dair kanıtların olduğunu belirtmiştir. GARCH modelinin getirilerin yalnızca büyüklüğüyle ilgili varsayımlarda bulunması kısıtlayıcı olarak görülmüş ve EGARCH modelinde ise bu eksiklik giderilerek aşırı getirilerin işaretlerini de dikkate alan bir model geliştirilmiştir (Nelson, 1991, s. 349). EGARCH modeline ilişkin eşitlik aşağıdaki gibi yazılabilir (Brooks, 2008, s. 406);

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

Kaldıraç etkisi olumsuz şokların olumlu şoklara kıyasla oynaklığı daha fazla etkilemesidir ve $\gamma < 0$ olması durumu asimetriyi göstermektedir (Yıldız, 2016, s. 91). Bu model ile birlikte asimetriye izin verilebilmektedir, çünkü oynaklık ile getiriler arasındaki ilişki negatif ise γ negatif bulunabilecektir (Brooks, 2008, s. 406).

3.4.4 Eşik Genelleştirilmiş ARCH (TARCH)

Olası asimetrinin test edilmesindeki alternatif modellerden birisi olan eşik GARCH veya TARCH modeli Zakoian (1994) ve Glosten, Jaganathan ve Runkle (1993) tarafından geliştirilmiştir. EGARCH modeli ve TARCH modeli arasındaki fark EGARCH modelinde asimetrinin üssel olması ve TARCH modelinde kuadratik (ikinci dereceden) olmasıdır (Mapa, 2004, s. 4). TARCH modelinde oynaklığın, pozitif şoklardan mı yoksa negatif şoklardan mı daha fazla etkilendiği ortaya konulmaktadır (Sarıkovanlık vd., 2019, s. 160). TARCH modelinde iyi ve kötü haberlerin koşullu varyans üzerinde farklı etkilere sahip olduğu

varsayılmaktadır (Doğan vd., 2017, s. 201). Dolayısıyla pozitif ve negatif şoklar için farklı GARCH modelleri kullanılmaktadır (Çelik, vd. 2014, s. 56). TARCH (q, p) modeli aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Yıldırım, Taştan ve İşcanoğlu Çekiç, 2019, s. 29);

$$\sqrt{h_t} = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i |\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i d_{t-i} |\varepsilon_{t-i}|) + \sum_{j=1}^p \beta_j \sqrt{h_{t-j}}$$

$$d_{t-i} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-i} < 0 \\ 0 & \varepsilon_{t-i} \geq 0 \end{cases}$$

Burada, d_{t-1} şokların negatif olması durumunda 1 ve şokların sıfır veya pozitif olması durumunda 0 değerini alan kukla değişkeni göstermektedir. Pozitif şokların koşullu varyans üzerindeki etkisi a_i , negatif şokların koşullu varyans üzerindeki etkisi ise $a_i + \gamma_i$ ile ifade edilmektedir (Ghorbel ve Trabelsi, 2007, s. 6). $\gamma_i > 0$ ise kaldıraç etkisinden bahsedilebilmektedir (Tarkun, Işığışok ve Akdamar, 2022, s. 211). Dolayısıyla olumsuz haberlerin oynaklık üzerindeki etkisi olumlu haberlere göre daha fazladır. $\gamma_i = 0$ ise şokların asimetrik olmadığı anlaşılmakta ve bu durumda TARCH modeli GARCH modeline karşılık gelmektedir (Mapa, 2004, s. 4; Ay ve Gün, 2020, s. 3804).

3.4.5 Kesirli Bütünleşik GARCH (FIGARCH)

Kesirli Bütünleşik GARCH (FIGARCH) modeli açıklanmadan önce Bütünleşik GARCH (IGARCH) modeline değinmek yerinde olacaktır. $a_i + \beta_i > 1$ olması durumu, oynaklığın durağan olmadığı anlamına gelmektedir ve bu durumda IGARCH modelinin kullanılması önerilmektedir (Bayçelebi ve Ertuğrul, 2020, s. 236; Eyüboğlu ve Eyüboğlu, 2022, s. 706). İlk olarak Engle ve Bollerslev (1986) tarafından önerilen IGARCH modelinde parametre toplamı bire eşitlenmekte ve durağan bir süreç oluşturulmaktadır (Hatipoğlu, 2015, s. 80). Bu nedenle şokların oynaklık üzerindeki etkisi sürekli olmakta ve bu model sonsuz hafızalı model olarak isimlendirilmektedir (Çevik ve Topaloğlu, 2014, s. 44). IGARCH modelinin uzantılarından birisi olan FIGARCH modeli Baillie vd. (1996) tarafından geliştirilmiş olup koşullu oynaklığın uzun hafızasını ortaya koymaktadır. Uzun hafıza ile kastedilen şokların oynaklık üzerindeki kalıcı etkisidir (Eyüboğlu ve Eyüboğlu, 2022, s. 707). FIGARCH modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir (Tayefi ve Ramanathan, 2012, s. 179);

$$\phi(L)(1-L)^d \varepsilon_t^2 = a_0 + [1 - \beta(L)]v_t$$

Burada d kesirli fark operatörü, L gecikme operatörüdür ve $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ 'dir. Eğer $d = 0$ olursa bu model GARCH modeline, eğer $d = 1$ olursa IGARCH modeline eşit olmaktadır (Çevik ve Topaloğlu, 2014, s. 44).

FIGARCH modelinde koşullu varyansın pozitif olması koşulu bulunmaktadır. Bu koşulun sağlanması için $\beta_1 - d \leq \phi_1 \leq \frac{2-d}{3}$ ve $d(\phi_1 - \frac{1-d}{2}) \leq \beta_1(\phi_1 - \beta_1 + d)$ kısıtlarının sağlanması gerekmektedir (Bollerslev ve Mikkelsen, 1996, s. 159)

Finansal zaman serilerinin $I(0)$ ve $I(1)$ düzeyinde durağan olmaması karşılaşılan bir durumdur. FIGARCH modeli ile “ d ” ile adlandırılan serinin bütünleşme derecesinin kesirli değerler alabilmesine izin verilmektedir. Serinin bütünleşme derecesi (d) sıfırdan küçük bir değer olarak bulunursa zayıf veya hafızasız bir süreçten bahsedilmektedir. Eğer $0 < d < 0,5$ aralığında bir değer alırsa durağan ve uzun hafızalı bir süreç kastedilirken, $0,5 < d < \infty$ olması durumunda uzun hafızalı durağan olmayan bir süreç ortaya konulmaktadır (Banerjee ve Urga, 2005, s.14).

3.4.6 Kesirli Bütünleşik Üssel GARCH (FIEGARCH)

Bollerslev ve Mikkelsen (1996) hem uzun bellek özelliğini hem de oynaklık asimetrisini bir arada değerlendiren Kesirli Bütünleşik Üssel GARCH (FIEGARCH) Modelini geliştirmişlerdir. FIEGARCH($p \ d \ q$) modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir (Buğan, Çevik ve Çevik, 2019, s. 229);

$$\beta(L)(1-L)^d \ln(h)_1 = \omega + \sum_{j=1}^q [y_j z_{t-j} + \lambda_j (|z_{t-1}| - E|z_{t-1}|)]$$

Burada $z_t = \varepsilon_t / \sqrt{h_t}$ şeklinde bulunmaktadır. $\gamma < 0$ durumu kaldıraç etkisini göstermektedir. $d = 0$ olduğunda model EGARCH modeline, $d = 1$ olduğunda ise IEGARCH modeline dönüşmektedir. Oynaklığın doğal logaritması modellendiği için bu modelde FIGARCH modelinde olduğu gibi pozitif olma koşulu bulunmamaktadır.

3.5 ARCH Modellerinin Test Edilmesi ve Model Seçimi

Sabit varyans varsayımının geçersiz olduğu durumlarda doğrusal zaman serisi modelleri yetersiz kalmaktadır (Gürsakal, 2011, s. 164). Dolayısıyla ARCH

modelinin kullanılabilmesi için doğrusal zaman serisi ile ortaya konulan modelde ARCH etkisinin varlığının araştırılması gerekmektedir (Mazıbaş, 2015, s. 11). Zaman serilerinde ARCH etkisinin varlığının tespit edilmesi için kullanılan yöntem Engle (1982) tarafından geliştirilmiştir. ARCH etkisinin varlığı Lagrange çarpanı ile ortaya konulmaktadır. Bu test ile cari dönem hata terimi ile yakın geçmişteki hata terimlerinin daha geçmiş dönemdeki hata terimlerinden çok birbirleri ile ilişkili olması durumu ölçülmektedir (Mazıbaş, 2015, s. 12). ARCH modellerindeki koşulluluğun nedeni de bu duruma dayanmaktadır ve ihmal edilmesi durumunda elde edilen bulgular yanlış çıkarımlara yol açabilmektedir. Bu nedenle otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile tahmin yapılmadan önce ARCH etkisinin varlığının araştırılması gerekmekte ve daha sonra oynaklık modelleri kullanılmaktadır (Eraslan ve Koç, 2022, s. 659). ARCH-LM testi için EKK ile elde edilen hataların karesi bulunur ve eşitlik yarımıyla regresyon oluşturulur (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2006, s. 251);

$$h_t = a_0 + a_1\mu_{t-1}^2 + a_2\mu_{t-2}^2 + \dots + a_p\mu_{t-p}^2 + v_t$$

Daha sonra $LM = (T - p)R^2$ ile Lagrange çarpanı hesaplanmaktadır. Burada T gözlem sayısını p ise serbestlik derecesini göstermektedir. Bu test p serbestlik derecesi altında χ_p^2 dağılımına sahiptir. ARCH-LM test hipotezleri aşağıdaki gibidir (Özden, 2008, s. 343);

$$H_0: a_1 = a_2 = \dots = a_p = 0$$

$$H_1: En az bir $a_i > 0$$$

Boş hipotezin reddedilmesi EKK artıklarının karelerinin otokorelasyona sahip olduğunu ortaya çıkarmaktadır ve bu durum ARCH etkisinin varlığını göstermektedir. Bu durumda GARCH tipi modellerin kullanımı uygun olmaktadır (Wan vd., 2022, s. 8).

GARCH ve varyasyonlarına ilişkin analizler yapıldıktan sonra da GARCH ve varyasyonlarının etkisinin varlığının incelenmesi gerekmektedir. Bu işlem benzer şekilde LM testi ile gerçekleştirilebilir. Bu durumda test istatistikleri $LM = (T - p - q)R^2$ şeklini alırken test hipotezleri aşağıdaki gibi yazılabilmektedir (Gürsaka, 2011, s. 165);

$$H_0: a_1 = a_2 = \dots = a_p = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_q = 0$$

$$H_1: a_1 \neq a_2 \neq \dots \neq a_p \neq \beta_1 \neq \beta_2 \neq \dots \neq \beta_q \neq$$

ARCH etkisinin giderilemediği bir durum, yani H_0 hipotezinin reddedilmesi durumunda kurulan modelin başarısız olduğu çıkarımı yapılmaktadır. Diğer taraftan en uygun modelin seçiminde model kısıtlarını sağlamakla beraber, istatistiksel olarak anlamlı katsayılara sahip modellerin tercih edilmesi gerekmektedir. ARCH etkisinin giderildiği, model kısıtlarının sağlandığı ve katsayıların istatistiksel olarak anlamlı bulunduğu birden fazla modelin tespit edilmesi durumunda AIC, SIC ve Log Likelihood değerleri dikkate alınmaktadır. AIC ve SIC değerleri en düşük olan, Log Likelihood değeri ise en yüksek olan model en uygun model olarak seçilmektedir (Emeç ve Özdemir, 2014, s. 89).

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. BULGULAR

Bu kısımda öncelikle serilere ilişkin tanımlayıcı istatistiklere ve birim kök testlerine yer verilerek değişkenlerin özelliklerine ilişkin bilgiler sunulmuştur. Daha sonra kripto para serilerine ilişkin uygun ARMA yapıları tespit edilmiştir. Uygun ARMA yapılarına göre kripto para serilerine ilişkin eşitlikler oluşturulduktan sonra, ilgili eşitliklerdeki ARCH etkisi LM testi ile araştırılmıştır. Tüm denklemler için ARCH etkisinin varlığı ortaya konulduktan sonra GARCH analizlerine geçilmiş ve GARCH(1 1), TAR(1 1) ve EGARCH(1 1) modelleri ile varyans eşitlikleri oluşturulmuştur. Oluşturulan varyans eşitlikleri için LM testi tekrarlanmış ve son olarak AIC, SIC ve Log Likelihood değerlerine göre kripto para serileri için en uygun model seçilerek yorumlanmıştır.

4.1 Tanımlayıcı İstatistikler ve Birim Kök Testleri

Bu kısımda veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistikler hakkında bilgiler verilmiş ve ADF ve PP testi ile birim kök sınamaları yapılarak gösterilmiştir. Tablo 4.1’de veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistiklere yer verilmiştir.

Tablo 4. 1. Veri Setine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

	BTC	ETH	BNB	XRP	ADA
Mean	0.001340	0.000897	0.002571	0.000438	0.001277
Median	0.001673	0.000818	0.001036	-0.000778	0.000406
Maximum	0.225119	0.234741	0.529218	0.606885	0.861543
Minimum	-0.464730	-0.550732	-0.543084	-0.550503	-0.503638
Std. Dev.	0.038361	0.050455	0.057462	0.062530	0.066058
Skewness	-0.764054	-0.917045	0.380765	0.842227	1.946975
Kurtosis	13.89450	12.85041	18.42286	19.82833	27.94569
Jarque-Bera	15773.61	8278.357	19661.75	23585.55	52563.08
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Sum	4.191343	1.774410	5.088382	0.866901	2.527707
Sum Sq.De	4.601672	5.035415	6.531043	7.734003	8.631207
Observations	3128	1979	1979	1979	1979

	DOGE	MATIC	SOL	DOT	LTC
Mean	0.002065	0.003829	0.002907	0.000825	0.000935
Median	-0.001008	-0.000520	0.000317	-0.000552	-0.000164
Maximum	1.516328	0.498186	0.387184	0.444607	0.511417
Minimum	-0.515118	-0.715681	-0.549582	-0.476964	-0.514580
Std. Dev.	0.076878	0.082127	0.077608	0.064075	0.055287
Skewness	4.762972	0.058102	-0.306681	0.217537	0.090682
Kurtosis	89.01357	15.81054	8.554501	10.77435	15.79887
Jarque-Bera	617536.8	9874.761	1426.110	2435.295	21354.32
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Sum	4.086505	5.529246	3.186497	0.795575	2.925526
Sum Sq.De	11.69044	9.732775	6.595187	3.953683	9.558260
Observations	1979	1444	1096	964	3128

Tablo 4.1 incelendiğinde BTC, ETH, SOL getiri serileri için eğiklik değerinin negatif olduğu görülmektedir. Bu durum ilgili serilerin sola çarpık olduğunu göstermektedir. Diğer taraftan tüm seriler için basıklık değerleri 3'ten büyük olduğu için serilerin yüksek pozitif basıklığa sahip olduğu ifade edilebilmektedir. Jarque-Bera sonuçlarına ilişkin anlamlılık değerlerine bakıldığında tüm seriler için olasılık değerlerinin %1 seviyesinde anlamlı bulunduğu görülmektedir. Dolayısıyla serilerin normal dağılıma uymadıkları söylenebilmektedir. Bu bulgular neticesinde ilgili serilerin doğrusal bir yapıda olmadıkları söylenebilmektedir. Bu nedenle analizlerin otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri kullanılarak gerçekleştirilmesinin daha güvenilir sonuçlar vermesi beklenmektedir.

Tablo 4. 2. Birim Kök Testleri

Değişkenler	ADF I(0)		PP I(0)	
	Sabit	Sabit ve Trend	Sabit	Sabit ve Trend
BTC	-56.87443***	-56.86820***	-56.86892***	-56.86277***
ETH	-46.37922***	-46.36885***	-46.42442***	-46.41460***
BNB	-29.36913***	-29.38916***	-44.90752***	-44.92224***
XRP	-44.58799***	-44.57961***	-44.92789***	-44.91873***
ADA	-28.05640***	-28.06454***	-45.78091***	-45.77927***
DOGE	-23.35999***	-23.35748***	-44.01376***	-44.00468***
MATIC	-39.08426***	-39.10084***	-39.08426***	-39.09597***

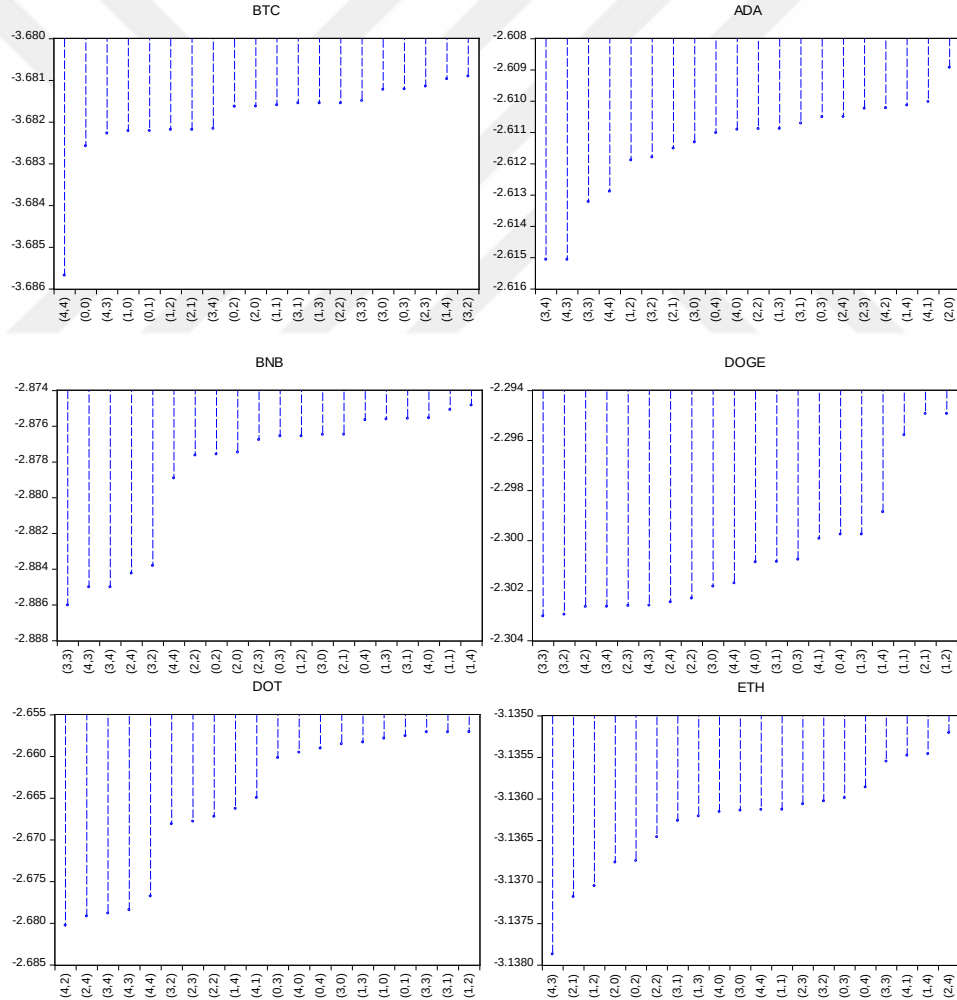
SOL	-35.05177***	-35.16441***	-34.98943***	-35.10616***
DOT	-33.38803***	-33.50026***	-33.38477***	-33.49614***
LTC	-56.57231***	-56.56636***	-56.57258***	-56.56664***

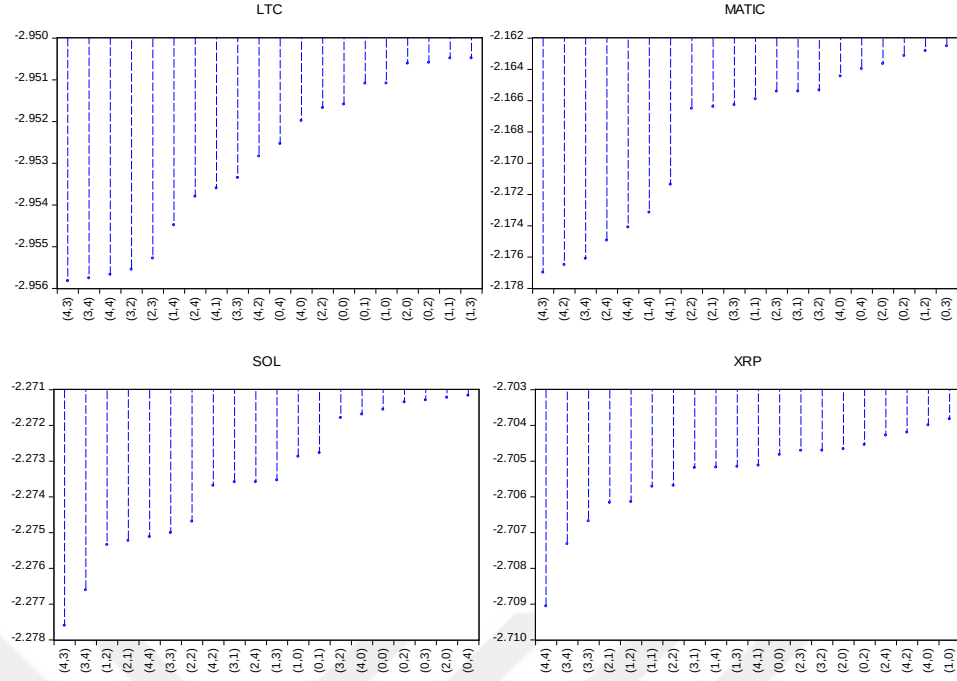
Not: ***, %1 seviyesinde anlamlılığı göstermek için kullanılmıştır.

Tablo 4.2 incelendiğinde hem ADF hem de PP test sonuçlarına göre tüm serilerin seviyede istatistiksel olarak %1 düzeyinde anlamlı oldukları görülmektedir. Buna göre serilerin birim kök içermedikleri anlaşılmaktadır.

4.2 AR-MA Yapıları ve ARCH Etkisi

AIC bilgi kriterine göre kripto para getiri serilerine ilişkin uygun ARMA yapısı belirlenmiş ve her bir kripto para için 20 model arasından en uygun ARMA yapısı Grafik 4.1’de gösterilmiştir.





Grafik 4. 1. Tam Veri Seti için Uygun ARMA Yapıları

Kripto para getiri serilerinde GARCH analizlerine geçmeden önce her bir kripto paranın Grafik 4.1.'de gösterilen uygun ARMA yapıları ile oluşturulan denklemleri için ARCH etkisi araştırılmıştır ve Tablo 4.3'te gösterilmiştir. Tablo 4.3'ten de görüleceği üzere ki-kare değerleri %1 seviyesinde anlamlı bulunmuştur. Dolayısıyla kripto para getiri serileri için ARCH etkisinin varlığı ortaya konulmuştur. Bu nedenle serilerde GARCH etkisinin araştırılabileceği anlaşılmıştır.

Tablo 4. 3. ARCH-LM Testine İlişkin Bulgular

	F istatistiği	Olasılık	Gözlem R ²	Ki-kare Olasılık
BTC	48.36156	0.0000	47.65502	0.0000
ADA	98.09080	0.0000	93.54634	0.0000
BNB	157.0568	0.0000	145.6400	0.0000
DOGE	9.254948	0.0024	9.221126	0.0024
DOT	14.13090	0.0002	13.95511	0.0002
ETH	11.09315	0.0009	11.04239	0.0009
LTC	41.17849	0.0000	40.66895	0.0000
MATIC	18.68389	0.0000	18.47034	0.0000
SOL	41.44354	0.0000	40.00259	0.0000
XRP	45.59018	0.0000	44.60715	0.0000

4.3 Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modellerine İlişkin Bulgular

Kripto paralara ilişkin serilerde GARCH etkileri GARCH modeli ve GARCH uzantılı modeller olan TARCH ve EGARCH ile araştırılmış ve LM testi test edilmiştir. Ayrıca oluşturulan modellere ilişkin AIC, SIC ve Log Likelihood değerlerine yer verilerek en uygun modelin ortaya konulması amaçlanmıştır. Bulgular aşağıdaki Tablo 4.4'te gösterilmiştir.

Tablo 4. 4. Varyans Denklemleri ve ARCH-LM Testi

	BTC			ADA		
	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)
C	7.50E-05 (0.0000)	8.63E-05 (0.0000)	-0.696224 (0.0000)	0.000170 (0.0000)	0.000170 (0.0000)	-0.608116 (0.0000)
ALFA	0.135073 (0.0000)	0.102356 (0.0000)	0.274608 (0.0000)	0.139768 (0.0000)	0.140240 (0.0000)	0.324708 (0.0000)
BETA	0.826802 (0.0000)	0.815390 (0.0000)	0.923581 (0.0000)	0.825077 (0.0000)	0.825237 (0.0000)	0.934107 (0.0000)
GAMA		0.071044 (0.0000)	-0.042418 (0.0000)		-0.001573 (0.8938)	0.012443 (0.1043)
AIC	-3.845592	-3.843293	-3.858141	-2.907473	-2.906463	-2.887163
SIC	-3.822365	-3.818130	-3.832978	-2.876361	-2.872522	-2.853223
L likelihood	6018.815	6016.223	6039.416	2883.583	2883.585	2864.517
ARCH-LM F-istatistiği	0.045706 (0.8307)	0.080641 (0.7764)	0.058051 (0.8096)	2.284432 (0.1308)	2.259578 (0.1330)	0.962868 (0.3266)
Gözlem R kare	0.045734 (0.8307)	0.080690 (0.7764)	0.058087 (0.8095)	2.284103 (0.1307)	2.259281 (0.1328)	0.963374 (0.3263)
	BNB			DOGE		
	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)
C	8.14E-05 (0.0000)	8.33E-05 (0.0000)	-0.366170 (0.0000)	0.000965 (0.0000)	0.000877 (0.0000)	-2.386869 (0.0000)
ALFA	0.149742 (0.0000)	0.136255 (0.0000)	0.282571 (0.0000)	0.942305 (0.0000)	0.674505 (0.0000)	0.972593 (0.0000)
BETA	0.839686 (0.0000)	0.834691 (0.0000)	0.972515 (0.0000)	0.231237 (0.0000)	0.282874 (0.0000)	0.696817 (0.0000)
GAMA		0.039113 (0.0009)	-0.029704 (0.0001)		0.393075 (0.0000)	-0.120593 (0.0000)
AIC	-3.220628	-3.221081	-3.224843	-2.880207	-2.884817	-2.912190
SIC	-3.192344	-3.189969	-3.193731	-2.851924	-2.853705	-2.881078
L likelihood	3191.980	3193.428	3197.145	2855.645	2861.199	2888.244
ARCH-LM F-istatistiği	0.044532 (0.8329)	0.044602 (0.8328)	0.096185 (0.7565)	0.958760 (0.3276)	1.432960 (0.2314)	0.036828 (0.8478)
Gözlem R kare	0.044576 (0.8328)	0.044646 (0.8327)	0.096278 (0.7563)	0.959266 (0.3274)	1.433371 (0.2312)	0.036865 (0.8477)
	DOT			ETH		
	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)
C	8.63E-05 (0.0000)	0.002518 (0.0222)	-0.363832 (0.0000)	0.000162 (0.0000)	0.000202 (0.0000)	-0.641773 (0.0000)
ALFA	0.095187 (0.0000)	0.150000 (0.1187)	0.225382 (0.0000)	0.099770 (0.0000)	0.072550 (0.0000)	0.215087 (0.0000)

BETA	0.883108 (0.0000)	0.600000 (0.0002)	0.966319 (0.0000)	0.841342 (0.0000)	0.820665 (0.0000)	0.919487 (0.0000)
GAMA		0.050000 (0.7166)	0.011938 (0.4988)		0.060720 (0.0000)	-0.059709 (0.0000)
AIC	-2.917107	-2.556071	-2.916378	-3.228693	-3.230650	-3.231265
SIC	-2.866410	-2.500304	-2.860611	-3.197568	-3.196696	-3.197311
L likelihood	1410.211	1237.914	1410.861	3199.335	3202.267	3202.875
ARCH-LM F-istatistiği	0.000558 (0.9812)	0.311814 (0.5767)	0.110467 (0.7397)	0.074477 (0.7850)	0.311146 (0.5770)	0.107153 (0.7434)
Gözlem R kare	0.000559 (0.9811)	0.312364 (0.5762)	0.110685 (0.7394)	0.074550 (0.7848)	0.311413 (0.5768)	0.107256 (0.7433)
	LTC			MATIC		
	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)
C	0.000149 (0.0000)	0.001986 (0.0000)	-0.445560 (0.0000)	0.000369 (0.0000)	0.000367 (0.0000)	-0.538941 (0.0000)
ALFA	0.084179 (0.0000)	0.150000 (0.0000)	0.166988 (0.0000)	0.274547 (0.0000)	0.281879 (0.0000)	0.366341 (0.0000)
BETA	0.868283 (0.0000)	0.600000 (0.0000)	0.943516 (0.0000)	0.709538 (0.0000)	0.711358 (0.0000)	0.948494 (0.0000)
GAMA		0.050000 (0.3418)	0.034318 (0.0000)		-0.019916 (0.5262)	0.038105 (0.0042)
AIC	-3.134966	-2.811326	-3.134886	-2.483559	-2.482275	-2.490980
SIC	-3.113675	-2.788098	-3.111659	-2.443284	-2.438339	-2.447044
L likelihood	4907.818	4403.291	4908.693	1799.162	1799.238	1805.506
ARCH-LM F-istatistiği	0.013339 (0.9081)	0.508972 (0.4756)	0.077450 (0.7808)	1.176106 (0.2783)	1.158987 (0.2819)	0.271039 (0.6027)
Gözlem R kare	0.013348 (0.9080)	0.509215 (0.4755)	0.077497 (0.7807)	1.176780 (0.2780)	1.159665 (0.2815)	0.271365 (0.6024)
	SOL			XRP		
	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)	GARCH(1 1)	TARCH(1 1)	EGARCH(1 1)
C	0.000787 (0.0000)	0.000787 (0.0000)	-0.945704 (0.0000)	0.000197 (0.0000)	0.000209 (0.0000)	-0.856259 (0.0000)
ALFA	0.210138 (0.0000)	0.215539 (0.0000)	0.378990 (0.0000)	0.302042 (0.0000)	0.321363 (0.0000)	0.460893 (0.0000)
BETA	0.666054 (0.0000)	0.666412 (0.0000)	0.874478 (0.0000)	0.706423 (0.0000)	0.701028 (0.0000)	0.907396 (0.0000)
GAMA		-0.012592 (0.0000)	0.008248 (0.6206)		-0.027988 (0.2447)	0.038563 (0.0001)
AIC	-2.434540	-2.432764	-2.437739	-3.093568	-3.088908	-3.088765
SIC	-2.384253	-2.377906	-2.382880	-3.059614	-3.052124	-3.051981
L likelihood	1341.476	1341.506	1344.224	3066.899	3063.297	3063.156
ARCH-LM F-istatistiği	0.064642 (0.7994)	0.062831 (0.8021)	0.834591 (0.3612)	0.127660 (0.7209)	0.083159 (0.7731)	0.058295 (0.8092)
Gözlem R kare	0.064757 (0.7991)	0.062943 (0.8019)	0.835482 (0.3607)	0.127781 (0.7207)	0.083240 (0.7730)	0.058353 (0.8091)

Tablo 4.4 incelendiğinde BTC serisi için GARCH(1 1), TARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modellerinin tümü için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. BTC serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtlar incelendiğinde $a_0(7.50E - 05) > 0$, $a_i(0.135073) \geq 0$, $\beta_i(0.826802) \geq 0$ ve $a_i +$

$\beta_i(0,961875) < 1$ olduğu görülmektedir. Dolayısıyla model kısıtları sağlanmıştır. Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. β_i değeri şokların kalıcılıkları hakkında bilgi vermektedir. Şokların yarı ömrü yaklaşık 18 gün olarak tespit edilmiştir. GARCH modelinde yalnızca oynaklığın büyüklüğü dikkate alınmakta ve işaretleri ise ihmal edilmektedir. EGARCH ve TARARCH modelleri ise işaretleri dikkate alarak asimetri hakkında bilgi vermektedir. BTC serisi için TARARCH(1 1) ve EGARCH(1 1) model sonuçlarına bakıldığında AIC ve SIC değerlerinin birbirlerine oldukça yakın olduğu ve log likelihood değerinin ise EGARCH(1 1) modelinde daha büyük olduğu görülmektedir. Ayrıca model parametre katsayıları da istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu nedenle BTC serisi için en uygun modelin EGARCH(1 1) modeli olduğu anlaşılmıştır. BTC serisi için EGARCH(1 1) modeli çıktılarına bakıldığında $\gamma (-0.042418) < 0$ olduğu görülmektedir. Bu nedenle BTC serisi için olumlu ve olumsuz haberlerin oynaklık üzerinde aynı etkiye sahip olmadığı (asimetri), olumsuz haberlerin oynaklık üzerinde olumlu haberlere kıyasla daha fazla etkiye sahip olduğunu söylemek mümkündür. Ek olarak TARARCH modeli için de $\gamma (0.071044) > 0$ olduğu görülmektedir. Bu nedenle olumsuz haberlerin oynaklık üzerinde daha fazla etkisinin olduğu TARARCH modeli ile de desteklenmiştir.

ADA serisi için GARCH(1 1) modelinde parametre katsayılarının anlamlı bulunduğu ancak TARARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modellerinde asimetriyi gösteren γ katsayısının istatistiksel olarak anlamlı bulunmadığı görülmektedir. Dolayısıyla ADA getiri serisi için en uygun modelin GARCH(1 1) modeli olduğu söylenebilir. Bu nedenle ADA getiri serisi için kaldıraç etkisinden söz edilememektedir. ADA serisi için GARCH(1 1) model çıktıları incelendiğinde $a_0(0.000170) > 0$, $a_i(0.139768) \geq 0$, $\beta_i(0.825077) \geq 0$ ve $a_i + \beta_i(0,964845) < 1$ olduğu görülmektedir. Dolayısıyla model kısıtları sağlanmıştır. Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 19 gün olarak tespit edilmiştir.

BNB serisi için GARCH(1 1), TARARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modellerinin tümü için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. BNB serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtlar incelendiğinde $a_0(8.14E-0) > 0$, $a_i(0.14974) \geq 0$, $\beta_i(0.839686) \geq 0$ ve $a_i + \beta_i(0,989426) < 1$ olduğu

görülmektedir. Dolayısıyla model kısıtları sağlanmıştır. Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 65 gün olarak tespit edilmiştir. BNB getiri serisi için en uygun modelin AIC, SIC ve Loglikelihood değerlerine göre EGARCH (1 1) modeli olduğu görülmüştür. EGARCH modelinde $\gamma (-0.029704) < 0$ olduğu ve TARCH modelinde $\gamma (0.039113) > 0$ olduğu görülmektedir. Bu nedenle BNB getiri serisi için kaldıraç etkisinden bahsetmek mümkündür.

DOGE serisi için GARCH(1 1), TARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modellerinin tümü için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. DOGE serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtlar incelendiğinde $a_0(0.000965) > 0$, $a_i(0.942305) \geq 0$, $\beta_i(0.231237) \geq 0$ olduğu, ancak $a_i + \beta_i(1,173542) < 1$ kısıtının sağlanmadığı görülmektedir. Bu nedenle FIGARCH ve FIEGARCH analizleri gerçekleştirilmiş ve sonuçlar Ek Bulgular başlığı altında raporlanmıştır.

DOT getiri serisi için yalnızca GARCH(1 1) modeline ilişkin parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. Ayrıca GARCH(1 1) modeli için kısıtlar sağlanmaktadır. $a_0(8.63E-05) > 0$, $a_i(0.095187) \geq 0$, $\beta_i(0.883108) \geq 0$ ve $a_i + \beta_i(0,978295) < 1$. ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 32 gün olarak tespit edilmiştir.

ETH serisi için GARCH(1 1), TARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modellerinin tümü için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. ETH serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtların sağlandığı görülmüştür. $a_0(0.000162) > 0$, $a_i(0.099770) \geq 0$, $\beta_i(0.841342) \geq 0$ ve $a_i + \beta_i(0,941112) < 1$. Şokların yarı ömrü yaklaşık 12 gün olarak tespit edilmiştir. ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. ETH getiri serisi için TARCH(1 1) ve EGARCH(1 1) model sonuçlarına bakıldığında benzer şekilde AIC ve SIC değerlerinin birbirlerine oldukça yakın olduğu ve log likelihood değerinin ise EGARCH(1 1) modelinde daha büyük olduğu görülmektedir. Ayrıca model parametre katsayıları da istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu nedenle ETH serisi için en uygun modelin EGARCH(1 1) modeli olduğu anlaşılmıştır. $\gamma (-0.059709) < 0$ olduğu görülmektedir. Dolayısıyla kaldıraç etkisinin varlığından bahsetmek mümkündür.

Ek olarak TARCH modeli için de γ (0.060720) > 0 olarak bu sonuçları desteklemektedir.

LTC getiri serisi için GARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modelleri için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. Ancak TARCH(1 1) modeli için kaldıraç etkisini gösteren Gama katsayısı anlamsız bulunmuştur. LTC serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtların sağlandığı görülmektedir. a_0 (0.000149) > 0 , a_i (0.084179) ≥ 0 , β_i (0.868283) ≥ 0 ve $a_i + \beta_i$ (0,952462) < 1 . Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 14 gün olarak tespit edilmiştir. LTC getiri serisi için EGARCH(1 1) model çıktıları incelendiğinde kaldıraç etkisini gösteren γ (0,008248) parametresinin sıfırdan büyük olduğu görülmüştür. Bu durum asimetrik etkiyi göstermekle birlikte pozitif haberlerin oynaklığı negatif haberlerden daha fazla etkilediğine işaret etmektedir. Dolayısıyla LTC serisi için ters asimetriden bahsetmek mümkündür.

MATIC getiri serisi için GARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modelleri için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. Ancak TARCH(1 1) modeli için kaldıraç etkisini gösteren Gama katsayısı anlamsız bulunmuştur. MATIC serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtların sağlandığı görülmektedir. a_0 (0.000369) > 0 , a_i (0.274547) ≥ 0 , β_i (0.709538) ≥ 0 ve $a_i + \beta_i$ (0,984085) < 1 . Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 43 gün olarak tespit edilmiştir. MATIC getiri serisi için EGARCH(1 1) model çıktıları incelendiğinde kaldıraç etkisini gösteren γ (0.038105) parametresinin sıfırdan büyük olduğu görülmüştür. Bu durum ters asimetriyi göstermektedir.

SOL getiri serisi için GARCH(1 1) ve TARCH (1 1) modelleri için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. Ancak EGARCH(1 1) modeli için kaldıraç etkisini gösteren Gama katsayısı anlamsız bulunmuştur. SOL serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtların sağlandığı görülmektedir. a_0 (0.000787) > 0 , a_i (0.210138) ≥ 0 , β_i (0.666054) ≥ 0 ve $a_i + \beta_i$ (0,876192) < 1 . Ayrıca ARCH-LM testine göre H_0 hipotezi kabul edilmiştir ve ARCH etkisinin giderildiği anlaşılmıştır. Şokların yarı ömrü yaklaşık 5 gün olarak tespit edilmiştir. SOL getiri serisi için TARCH(1 1) model çıktıları incelendiğinde

kaldıraç etkisini gösteren γ (-0.012592) parametresinin sıfırdan küçük olduğu görülmüştür. Bu durum ters asimetriyi işaret etmektedir.

XRP serisi için GARCH(1 1) ve EGARCH (1 1) modelleri için parametre katsayılarının anlamlı oldukları görülmektedir. Ancak TARARCH (1 1) modeli için kaldıraç etkisini gösteren Gama parametresi anlamsız bulunmuştur. XRP serisi için GARCH modeline ilişkin kısıtlar incelendiğinde $a_0(0.000197) > 0$, $a_i(0.302042) \geq 0$, $\beta_i(0.706423) \geq 0$ olduğu, ancak $a_i + \beta_i(1.008465) < 1$ kısıtının sağlanmadığı görülmektedir. Bu nedenle FIGARCH ve FIEGARCH analizleri gerçekleştirilmiş ve sonuçlar Ek Bulgular başlığı altında raporlanmıştır.

4.4 Ek Bulgular

DOGE ve XRP getiri serisi için GARCH modelinde $a_i + \beta_i < 1$ kısıtının sağlanamamış olması modelde durağanlık ve çevrilebilirlik koşullarının ihlal edildiğini göstermiş ve DOGE ve XRP getiri serisi için oynaklığın FIGARCH ve FIEGARCH modelleri ile modellenmesine karar verilmiştir. Ancak DOGE getiri serisi için daha önce tespit edilen en uygun ARMA yapısı ARMA(3 3) için negatif MA kökleri sebebi ile modeller başarısız bulunmuş ve modeller DOGE getiri serisi için en uygun ikinci ARMA yapısı olarak tespit edilen ARMA(3 2) ile oluşturulmuştur. Benzer şekilde XRP getiri serisi için en uygun ikinci ARMA yapısı olarak tespit edilen ARMA(3 4) yapısı kullanılmıştır. Elde edilen bulgular Tablo 4.5'te gösterilmiştir.

Tablo 4. 5. Ek Bulgular

	DOGE		XRP	
	FIGARCH(1 d 1)	FIEGARCH(1 d 1)	FIGARCH(1 d 1)	FIEGARCH(1 d 1)
C	0,000472 (0,0000)	-2,516975 (0,0000)	0,000265 (0,0000)	-3,061414 (0,0000)
ALFA	0,357274 (0,0000)	-0,853675 (0,0000)	0,230608 (0,0000)	-0,944609 (0,0000)
BETA	(0,127419) (0,0026)	0,668106 (0,0000)	0,410650 (0,0000)	0,915037 (0,0000)
THETA (1)		0,284968 (0,0000)		0,557499 (0,0000)
THETA (2)		0,120190 (0,0000)		0,052653 (0,0005)
d	0,369365 (0,0000)	2,123691 (0,0000)	0,540135 (0,0000)	0,553948 (0,0003)
AIC	-2,905620	-2,768916	-3,128860	-3,122578
SIC	-2,877337	-2,734976	-3,094920	-3,082981
L likelihood	2880,753	2747,689	3103,314	3099,107
ARCH-LM	0,025521	0,055405	0,500606	0,478989

F-istatistiği	(0,8731)	(0,8139)	(0,4793)	(0,4890)
	0,025547	0,055460	0,500986	0,479358
Gözlem R kare	(0,8730)	(0,8138)	(0,4791)	(0,4887)

DOGE getiri serisi için FIGARCH model sonuçları incelendiğinde model kısıtlarının sağlandığı görülmektedir. Uzun hafızayı gösteren d parametresi istatistiksel olarak anlamlı ve sıfırdan farklıdır. Ayrıca $0 < d < 0,5$ durağan ve uzun hafızalı bir süreci işaret etmektedir. Oynaklığın uzun hafıza özelliği göstermesi gelecekteki oynaklığın geçmişteki olaylara bağlı olduğu sonucunu ortaya çıkarmaktadır. Ayrıca ARCH-LM sonuçları ARCH etkisinin giderildiğini ve modelin başarılı olduğunu göstermektedir.

DOGE getiri serisi için FIEGARCH modeline ilişkin çıktılar incelendiğinde THETA (1) ve THETA (2) katsayılarının istatistiksel olarak anlamlı oldukları görülmektedir. İşaret etkisini gösteren THETA (1)'in anlamlı ve pozitif olması olumsuz haberlerin olumlu haberlere kıyasla oynaklık üzerinde daha büyük bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Büyüklük etkisini gösteren THETA (2) katsayısının pozitif ve anlamlı olması ise oynaklık üzerinde gerçekleşen olayların beklenen olaylardan daha etkili olduğunu göstermektedir. Ayrıca ARCH-LM sonuçları ARCH etkisinin giderildiğini ve modelin başarılı olduğunu göstermektedir.

XRP getiri serisi için FIGARCH model sonuçları incelendiğinde model kısıtlarının sağlandığı görülmektedir. Uzun hafızayı gösteren d parametresi istatistiksel olarak anlamlı ve sıfırdan farklıdır. $0,5 < d < \infty$ olması, uzun hafızalı durağan olmayan bir süreci işaret etmektedir. XRP getiri serisi için d parametresinin DOGE getiri serisine göre daha yüksek bir değer alması XRP getiri serisindeki şokların ortalamaya geri dönme özelliğinin DOGE getiri serisine göre daha yavaş ve daha kalıcı bir hafıza özelliği sergilediğini göstermektedir.

XRP getiri serisi için FIEGARCH modeline ilişkin çıktılar incelendiğinde THETA (1) ve THETA (2) katsayılarının istatistiksel olarak anlamlı oldukları görülmektedir. XRP getiri serisi için THETA (1) katsayısının DOGE getiri serisine göre daha yüksek bulunması olumsuz haberlerin XRP getiri oynaklığını DOGE'ye göre çok daha fazla etkilediğini göstermektedir. Ancak XRP getiri serisi için büyüklük etkisini gösteren THETA (2) katsayısının DOGE getiri serisinden

daha küçük olması gerçekleşen olayların etkisinin XRP’de, DOGE’ye göre daha az oynaklık ürettiği anlamını taşımaktadır. Ayrıca ARCH-LM sonuçları ARCH etkisinin giderildiğini ve modelin başarılı olduğunu göstermektedir.



SONUÇ

Bu çalışmada piyasa değerine göre en büyük 10 kripto para biriminin oynaklık yapıları incelenmiş, kripto paralar için en iyi oynaklık modelleri ortaya konulmaya çalışılmış, kaldıraç etkisi ve ters asimetri etkilerinin varlıkları sorgulanmıştır. Literatürdeki çalışmaların büyük kısmında Bitcoin kripto para biriminin incelendiği dikkat çekmektedir. Farklı kripto para birimlerinin bir arada incelendiği az sayıda çalışma olsa da bu çalışmalarda kaldıraç etkisi, ters asimetrik etki ve uzun bellek özelliğinin sorgulandığı çalışmaların sayısı yok denecek kadar azdır. Dolayısıyla bu çalışmada kaldıraç etkisi, ters asimetrik etki ve uzun bellek özelliği 10 farklı kripto para üzerinde sınanarak literatüre katkı sağlanması amaçlanmıştır.

Çalışmada öncelikle birim kök testleri gerçekleştirilmiş, uygun ARMA yapıları ortaya konularak ARCH etkisinin varlığı araştırılmış ve sonuç olarak serilerin GARCH tipi modeller ile modellenebileceğine karar verilmiştir. Bu doğrultuda tüm seriler için GARCH(1 1), TARARCH(1 1) ve EGARCH(1 1) modelleri ile oynaklık yapıları araştırılmış ve ek olarak bazı değişkenlerin gerekli kısıtları sağlamaması üzerine FIGARCH(1 d 1) ve FIEGARCH (1 d 1) modellerinden yararlanılmıştır. Sonuçlar kripto para yatırımcıları için önemli çıkarımlara sahiptir.

Model seçiminde kullanılan en düşük AIC ve SIC, en yüksek Log Likelihood değerine göre BTC, BNB, ETH, LTC ve MATIC için en iyi modelin EGARCH (1 1), ADA ve DOT için GARCH(1 1), SOL için TARARCH (1 1), DOGE ve XRP için ise FIGARCH (1 d 1) modeli olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçlar BTC ve ETH için oynaklığı en iyi ortaya koyan modelin EGARCH modeli olduğunu ortaya koyan Kayral'ın (2020), ETH için oynaklığı en iyi ortaya koyan modelin EGARCH modeli olduğunu ortaya koyan Kırhasanoğlu ve Karavardar'ın (2023), BTC için oynaklığı en iyi ortaya koyan modelin EGARCH modeli olduğunu ortaya koyan Söylemez'in (2020), Koy, Yaman ve Mete'nin (2021), Işıldak'ın (2021), Yaman ve Bayık'ın (2023), Altunöz'ün (2023) ve 30 kripto paranın oynaklığını modellediği çalışmasında en iyi modelin EGARCH modeli olduğunu ortaya koyan Obeng'in (2021) bulgularıyla tutarlıdır. Çalışmadaki diğer kripto paralara ilişkin bulgular ise literatürdeki çalışmalardan benzersizdir.

Sonuç olarak SOL için şokların kalıcılıklarının kısa süreli, BTC, ADA, ETH ve LTC için şokların kalıcılıklarının orta vadeli ve BNB, DOT ve MATIC için şokların kalıcılıklarının uzun süreli olduğu söylenebilmektedir. DOGE ve XRP için ise uzun bellek özelliği bulunmaktadır. Dolayısıyla haberlerin etkisi kalıcıdır ve bu etki yavaş ve zamanla ortadan kalkmaktadır. Diğer bir ifade ile DOGE ve XRP serisi için geçmiş dönem değerleri ile gelecek dönem değerleri tahmin edilebilmektedir. Diğer taraftan negatif olayların pozitif olaylardan oynaklığı daha fazla artırdığına ilişkin kaldıraç etkisi BTC, BNB, ETH, DOGE ve XRP için mevcut iken ADA ve DOT için kaldıraç etkisinin varlığı tespit edilmemiştir. LTC, MATIC ve SOL için ters asimetriden bahsedilmekle birlikte pozitif olayların oynaklık üzerinde daha büyük bir etkisinin olduğu anlaşılmıştır.

Çalışmanın en dikkat çekici sonucu DOGE ve XRP'nin diğer kripto paraların oynaklıklarından daha farklı bir yapı sergilemesidir. Bu farklılığının nedeninin DOGE'nin Elon Musk ve XRP'nin SEC davası nedeni ile çok fazla takip edilmesine bağlanmaktadır. İki seri kıyaslandığında olumsuz haberlerin etkisinin XRP üzerinde daha fazla olduğu görülmüştür. Bu da XRP ile ilgili olumsuz bir mahkeme kararının olumlu bir mahkeme kararından daha büyük bir oynaklık üreteceği anlamına gelmektedir. Nitekim DOGE için gelen olumsuz bir haber oynaklığı artıracak olsa da bu etki XRP'deki kadar olmayacaktır. Ayrıca oynaklık üzerinde beklentilerden çok gerçekleşen olayların etkisi daha fazladır. Bu nedenle yatırımcıların her iki kripto para birimi için spekülasyon işlem gerçekleştirmediğini söylemek mümkündür.

Bu çalışmada piyasa değerine göre en büyük 10 kripto para biriminin oynaklık yapıları incelenmiştir. Bundan sonraki çalışmalar için farklı kripto para birimleri ve farklı oynaklık modelleri kullanılarak kripto para oynaklıklarındaki farklı özelliklerin ortaya çıkartılması önerilmektedir.

KAYNAKLAR

Bu tez çalışmasında (APA 6 atıf sistemi kullanılmıştır).

- Abar, H. (2020). GARCH modeli ve DVM – EKK regresyonu ile kripto para fiyat öngörüsü: Bitcoin fiyatı üzerine bir uygulama. *Turkish Studies-Economics, Finance, Politics*, 15(2), 705-725. doi: 10.29228/TurkishStudies.42926
- Açıkalın, S. ve Sakınç, İ. (2022). Zayıf form etkinlik ve kripto para piyasası. *Maliye Ve Finans Yazıları*, (117), 177-196. doi:10.33203/mfy.1084658
- Ahram, T., Sargolzaei, A., Sargolzaei, S., Daniels, J. ve Amaba, B. (2017). *Blockchain technology innovations*. IEEE Technology & Engineering Management Conference (TEMSCON). Santa Clara, CA, ABD, 08-10 June 2017. doi: 10.1109/temscon.2017.7998367
- Akgül, I. (1994). Zaman serisi analizi ve öngörü modelleri. *Öneri Dergisi*, 1(1), 52-69.
- Akkuş, H. T. ve Çelik, İ. (2020). Modeling, forecasting the cryptocurrency market volatility and value at risk dynamics of bitcoin. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22(2), 296-312.
- Almansour, B. Y., Alshater, M. M. ve Almansour, A. Y. (2021). Performance of ARCH and GARCH models in forecasting cryptocurrency market volatility. *Industrial Engineering & Management Systems*, 20(2), 130-139. doi: /10.7232/iems.2021.20.2.130
- Alqaralleh, H., Abuhomous, A. A., ve Alsaraireh, A. (2020). Modelling and forecasting the volatility of cryptocurrencies: A comparison of nonlinear GARCH-TYPE models. *International Journal of Financial Research*, 11(4), 346-356. doi: 10.5430/ijfr.v11n4p346
- Altunöz, U. (2023). Kripto paraların volatilité dinamiklerinin ve spekülâtif balon varlığının analizi: Bitcoin, Ethereum ve Ripple örneği. *İstanbul İktisat Dergisi*, 73(1), 615-643. doi:10.26650/ISTJECON2023-1021393n
- Ampountolas, A. (2022). Cryptocurrencies intraday high-frequency volatility spillover effects using univariate and multivariate GARCH models. *International Journal of Financial Studies*, 10(3), 51. doi: 10.3390/ijfs10030051
- Anadolu Ajansı (2024, Ocak, 10). *Kripto varlıklara ilişkin yasal düzenlemede son aşamaya gelindi*, 20.02.2024 tarihinde <https://www.aa.com.tr/tr/ekonomi/kripto-varliklara-iliskin-yasal-duzenlemede-son-asamaya-gelindi/3104664> adresinden erişildi.
- Aslan, A. ve Çipe, B. (2021). Kripto para piyasasında etkin piyasa hipotezinin incelenmesi. *Gaziantep Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 3(2), 75-90.
- Aslantaş Ateş, B. (2016). Kripto para birimleri, Bitcoin ve muhasebesi. *Çankırı Karatekin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(1), 349-366.
- Atabaş, H. (2018). *Blozinciri teknolojisi ve kripto paraların hayatımızdaki yeni yeri*. İstanbul: Ceres.
- Atasoy, A. B. ve Tuna, G. (2021). Bitcoin için volatilité tahmini: Simetrik ve asimetrik GARCH modelleri için ampirik bir uygulama. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13(4), 3346-3359. doi: 10.20491/isarder.2021.1326
- Ataş, B. (2022). Kripto para piyasalarının Covid-19 pandemisinde asimetrik volatilité karakteristiği. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 22(1), 121-136. doi: 10.18037/ausbd.1095129
- Auer, R. (2019). Beyond the doomsday economics of “proof-of-work” in cryptocurrencies. *BIS Working Papers*, 765.

- Avunduk, H. ve Aşan, H. (2018). Blok zinciri (Blockchain) teknolojisi ve işletme uygulamaları: Genel bir değerlendirme. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 33(1), 369-384. doi:10.24988/deuiibf.2018331746
- Ay, G. ve Gün, M. (2020). Borsa İstanbul pay piyasasında volatilité modellemesi: BIST banka endeksi üzerine bir uygulama. *Business & Management Studies: An International Journal*, 8(5), 3795- 3814. doi: 10.15295/bmij.v8i5.1547
- Aysan, A. F., Khan, A. U. I. ve Topuz, H. (2021). Bitcoin and altcoins price dependency: Resilience and portfolio allocation in COVID-19 outbreak. *Risks*, 9(4), 74. doi: 10.3390/risks9040074
- Baillie, R. T., Bollerslev, T. ve Mikkelsen, H. O.(1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74(1), 3-30. doi: 10.1016/S0304-4076(95)01749-6.
- Banerjee, A. ve Urga, G. (2005). Modelling structural breaks, long memory and stock market volatility: an overview. *Journal Of Econometrics*, 129(1-2), 1-34. doi: 10.1016/j.jeconom.2004.09.001
- Bayçelebi, E. ve Ertuğrul, M. (2020). BIST banka endeksi volatilitésinin GARCH modelleri kullanılarak modellenmesi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(1), 233-244.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal Of Econometrics*, 31(3), 307-327. doi: 10.1016/0304-4076(86)90063-1
- Bollerslev, T. ve Mikkelsen, H. O. (1996). Modeling and pricing long memory in stock market volatility. *Journal Of Econometrics*, 73(1), 151-184. doi: 10.1016/0304-4076(95)01736-4
- Bolotaeva, O. S., Stepanova, A. A. ve Alekseeva, S. S. (2019). The legal nature of cryptocurrency. *In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 272(3), 1-5. doi: 10.1088/1755-1315/272/3/032166
- Brooks, C. (2008). *Introductory econometrics for finance*. New York: Cambridge University.
- BtcTürk (2022). *Genesis block (Başlangıç bloku) nedir?*. 15.01.2024 tarihinde [https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/genesis-block-nedir/#:~:text=Genesis%20Block'un%20olu%C5%9Fturuldu%C4%9Fu%20tarih,adrese%20\(1A1zP1eP5QGefi2DMPTfTL5SLmv7DivfNa\)%20Bitcoin%20](https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/genesis-block-nedir/#:~:text=Genesis%20Block'un%20olu%C5%9Fturuldu%C4%9Fu%20tarih,adrese%20(1A1zP1eP5QGefi2DMPTfTL5SLmv7DivfNa)%20Bitcoin%20) adresinden erişildi.
- Buğan, M. F., Çevik, E. İ. ve Çevik, N. K. (2019). Katılım 30 endeksi için zayıf formda etkin piyasa hipotezinin Arfima-FİEGARCH model ile analizi. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (EK SAYI (2019)), 219-242.
- Büberkökü, O. (2022). *Kripto para birimlerinin volatilité değerlerinin tahmini: Tek ve çok değişkenli GARCH modellerine dayalı analizler*. Ispac 9th International Conference On Social Sciences & Humanities, Burdur, Türkiye, 19-20 Mart 2022.
- Canal, Z. (2015). *Wind Speed Prediction Using Linear Prediction Methods* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi Enerji Enstitüsü, İstanbul.
- Caporale, G. M. ve Zekokh, T. (2019). Modelling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models. *Research in International Business and Finance*, 48, 143-155. doi: 10.1016/j.ribaf.2018.12.009
- Cerqueti, R., Giacalone, M. ve Mattera, R. (2020). Skewed non-Gaussian GARCH models for cryptocurrencies volatility modelling. *Information Sciences*, 527, 1-26. doi: 10.1016/j.ins.2020.03.075d
- Cheikh, N. B., Zaiied, Y. B. ve Chevallier, J. (2020). Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: New evidence from smooth transition GARCH models. *Finance Research Letters*, 35, 1-9. doi: 10.1016/j.frl.2019.09.008
- Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S. ve Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(4), 17. doi: 10.3390/jrfm10040017

- Ciaian, P., Rajcaniova, M. ve Kancs, D. A. (2018) Virtual relationships: Short-and long-run evidence from bitcoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 52, 173,195. doi: 10.1016/j.intfin.2017.11.001
- CoinMarketCap (t. y.). Altcoin sayısı. 13.02.2024 tarihinde <https://coinmarketcap.com/> adresinden erişilmiştir.
- CoinMarketCap (t. y.). Bitcoin arzı. 12.02.2024 tarihinde <https://coinmarketcap.com/> adresinden erişilmiştir.
- CoinMarketCap (t. y.). Zincirler. 14.02.2024 tarihinde <https://coinmarketcap.com/> adresinden erişilmiştir.
- CoinMarketCap (t. y.). Bitcoin piyasa değeri. 13.02.2024 tarihinde <https://coinmarketcap.com/> adresinden erişilmiştir.
- Conrad, C., Custovic, A. ve Ghysels, E. (2018). Long-and short-term cryptocurrency volatility components: A GARCH-MIDAS analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 1-12. doi: 10.3390/jrfm11020023
- Cvetkova, I. (2018). Cryptocurrencies legal regulation. *Brics Law Journal*, 5(2), 128-153.
- Çarkacıoğlu, A. (2016). Kripto-para Bitcoin. Araştırma Raporu, Sermaye Piyasası Kurulu, Ankara
- Çelik, İ., Özdemir, A. ve Gülbahar, S. D. (2018). Gelişmekte olan ülkelerde getiri ve volatilité yayılımı: NIMPT ülkelerinde VAR-EGARCH uygulaması. *Finans Politik Ve Ekonomik Yorumlar*, 55(636), 9-24.
- Çelik, R. (2022). Metaverse nedir? Kavramsal değerlendirme ve genel bakış. *Balkan & Near Eastern Journal of Social Sciences*, 8(1), 67-74.
- Çelik, Ş. (2013). Zaman serileri analizi ve trafik kazası verilerine uygulanması. *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 3(4), 43-51.
- Çelik, Ş., Erer, D., Erer, E. ve Güleç, T. C. (2014). TCMB para politikası kararlarındaki değişimlerin ve TCMB, FED ve ECB sözlü yönlendirmelerin BIST 100 oynaklığı üzerindeki etkisinin analizi (2002-2014). *Maliye Ve Finans Yazıları*, 1(103), 51-84. doi: 10.33203/mfy.307218
- Çelik, T. T. ve Taş, O. (2007). Etkin piyasa hipotezi ve gelişmekte olan hisse senedi piyasaları. *İTÜDERGİSİ/b*, 4(2), 11-22.
- Çetiner, M. (2018). Bitcoin (kripto para) ve blok zincirin yeni dünyaya getirdikleri. *İstanbul Sosyal İlimler Dergisi*, 20, 1-16.
- Çevik, E. İ. ve Topaloğlu, G. (2014). Volatilitéde uzun hafıza ve yapısal kırılma: Borsa İstanbul örneği. *Balkan Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(6), 40-55.
- Çiçek, H., Gözegir, S. ve Çevik, E. (2010). Bir maliye politikası aracı olarak borçlanma ve ekonomik büyüme ilişkisi: Türkiye örneği (1990–2009). *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 11(1), 141-156.
- Çolak, Ö. F. ve Öztürkler, H. (2012). Tasarrufun belirleyicileri: Küresel tasarruf eğiliminde değişim ve Türkiye’de hanehalkı tasarruf eğiliminin analizi. *Bankacılar Dergisi*, 23(82), 1-43.
- Demirel, Ö., Kakilli, A. ve Tektaş, M. (2010). Anfis ve Arma modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 25(3), 601-610.
- Di Pierro, M. (2017). What is the Blockchain?. *Computing in Science & Engineering*, 19(5), 92-95. doi: 10.1109/mcse.2017.3421554
- Doğan, İ., Afsal, Ş.M., Aydın, B. ve Gürbüz, S. (2017). Faiz oranları ve döviz kuru dönemsel analizi; Türkiye örneği. *International Journal of Academic Value Studies*, 3(13), 199-205. doi:10.13934/1999.393
- Duru, Ö. (2007). *Zaman serileri analizinde arıma modelleri ve bir uygulama* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar–A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. doi: 10.1016/j.frl.2015.10.008
- Emeç, H. ve Özdemir, M. O. (2014). Türkiye’de döviz kuru oynaklığının otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile incelenmesi. *Finans Politik Ve Ekonomik Yorumlar*, 51(596), 85-99.
- Enders, W. (1995). *Applied econometric time series*. USA: John Wiley & Son, Inc.
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal Of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal Of The Econometric Society*, 50(7) 987-1007. doi: 10.2307/1912773
- Engle, R.F. ve Bollerslev, T. (1986). Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- Eraslan, M. ve Koç, S. (2022). The volatility relationship between stock indices and index futures: a comparative analysis between Türkiye and world examples. *Journal Of Economics And Administrative Sciences*, 23(3), 656-671. doi: 10.37880/cumuiibf.1084248
- Ertek, T. (2000). *Ekonometriye giriş*. (Gözden geçirilmiş ve genişletilmiş II. baskı) İstanbul: Beta.
- Ertuğrul, M. (2019). Kripto paraların volatilité dinamiklerinin incelenmesi: GARCH modelleri üzerine bir uygulama. *Journal of Management and Economics Research*, 17(4), 59-71. doi: 10.11611/yead.555713
- Eteman, V. ve Işığışok, E. (2022). Yüksek frekanslı kripto varlık oynaklığının uzun hafıza ve stokastik özelliklerinin FIGARCH modeli ile incelenmesi. *Dicle Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12(24), 284-310. doi: 10.53092/duiibfd.1124966
- Eyüboğlu, K. ve Eyüboğlu, S. (2022). BİST ana sektör endekslerinde zayıf formda etkinliğin yapısal kırılmalı uzun hafıza modelleri ile analizi. *Abant Sosyal Bilimler Dergisi*, 22(2), 702-720. doi: 10.11616/asbi.1097446
- Fakhfekh, M. ve Jeribi, A. (2020). Volatility dynamics of crypto-currencies’ returns: Evidence from asymmetric and long memory GARCH models. *Research in International Business and Finance*, 51, 1-10. doi: 10.1016/j.ribaf.2019.101075
- Fidan Keçeci, N. (2017). Otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile bir portföy getirisinin risk tahmini. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi*, 28(82), 127-158.
- Gazel, S. (2021). Twitter bazlı belirsizlik endeksi kripto paraların volatilitésini etkiler mi?. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 6(IERFM Özel Sayısı), 207-224. doi: 10.30784/epfad.1024421
- Ghorbel, A. ve Trabelsi, A. (2007). *Predictive performance of conditional extreme value theory and conventional methods in value at risk estimation*. Germany: University Library of Munich.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R. ve 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. doi: 10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x
- Gorchakova, T.E. (2022). On the development of the Crypto Industry of Japan. *East Asia: Facts and Analytics*, 3, 73-83. doi:10.24412/2686-7702-2022-3-73-83
- Gudaplı, M., ve Sarıkovanlık, V. (2023). Kripto para piyasasında volatil davranışların asimetrik stokastik volatilité modeli ile testi. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 19(1), 61-82. doi: 10.17130/ijmeh.1175863
- Gujarati, D. N. (1999). *Temel ekonometri*. İstanbul: Literatürk.

- Güçlü, F. (2020). İslami ve konvansiyonel hisse senedi endekslerinin oynaklıkları üzerine bir inceleme. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 9(2), 1070-1088. doi:10.33206/mjss.569051
- Güleç, T. C. ve Aktaş, H. (2019). Kripto para birimi piyasalarında etkinliğin uzun hafıza ve değişen varyans özelliklerinin testi yoluyla analizi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 14(2), 491-510. doi: 10.17153/oguiibf.520679
- Güriş, S. ve Saçaklı Saçıldı, İ. (2011). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda hisse senedi getiri volatilitésinin klasik ve Bayesyen GARCH modelleri ile analizi. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(2), 153-171.
- Güriş, S., Akay, E. Ç. ve Güriş, B. (2020). *R ile temel ekonometri*. İstanbul: Der
- Gürsakal, S. (2011). GARCH modelleri ve varyans kırılması: İMKB örneği. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 20(3), 161-178.
- Gürsoy, S., Alptürk, Y. ve Tunçel, M. B. (2020). Dolar ve Euro kurundaki değişimlerin Antalya şehir endeksi üzerindeki etkisinin incelenmesi: Çok değişkenli VAR-EGARCH uygulaması. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10(2), 43-56. doi: 10.47147/ksuiibf.828592
- Gyamerah, S. A. (2019). Modelling the volatility of Bitcoin returns using GARCH models. *Quantitative Finance and Economics*, 3(4), 739-753. doi: 10.3934/QFE.2019.4.739
- Hammoudeh, S. Ve Yuan, Y. (2008). Metal volatility in presence of oil and interest rate shocks. *Energy Economics*, 30(2), 606-620. doi: 10.1016/j.eneco.2007.09.004
- Harris, R. ve Sollis, R. (2003). *Applied time series modelling and forecasting*. England: Wiley.
- Hatipoğlu, M. (2015). *Doğrusal olmayan zaman serisi modelleri ve gelişmekte olan ülke borsaları üzerine bir uygulama* (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Hoş, S. (2019). *Kripto para birimi: Bitcoin'in getiri oynaklığının otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile tahmini* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Çorum.
- Huang, R., Huang, T., Gadh, R., ve Li, N. (2012). *Solar generation prediction using the ARMA model in a laboratory-level micro-grid*. IEEE third International Conference On Smart Grid Communications(SmartGridComm). Tainan, Tayvan, 05-08 November 2012. doi: 10.1109/SmartGridComm.2012.6486039
- İşıldak, M. S. (2021). GARCH modellerle oynaklık tahmini: Bitcoin örneği. *Journal of Business and Trade*, 2(2), 49-61.
- İğde, E. (2010). *Yapısal değişiklik altında birim kök testleri ve bazı makro iktisadi değişkenler üzerine uygulamalar* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana.
- Kahraman, İ. K., Küçükşahin, H. ve Çağlak, E. (2019). Kripto para birimlerinin volatilité yapısı: GARCH modelleri karşılaştırması. *Fiscaeconomia*, 3(2), 21-45. doi: 10.25295/fsecon.2019.02.002
- Karabıyık, L. ve Anbar, A. (2007). Volatilité ve varyans swapları. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (35), 62-77.
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics letters*, 158, 3-6. doi: 10.1016/j.econlet.2017.06.023
- Kaya, E. (2019). *Zaman serileri analizinde Box-Jenkins yöntemiyle savunma sanayi verileri üzerine bir uygulama* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Karaman.

- Kayral, İ. E. (2017). Koşullu değişen varyans modelleri ile Türkiye altın piyasası endeksi volatilitelerinin tahmin edilmesi. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 15(2), 163-181. doi: 10.11611/yead.264024
- Kayral, İ. E. (2020). En yüksek piyasa değerine sahip üç kripto paranın volatilitelerinin tahmin edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168. doi: 10.14784/marufacd.688447
- Kazova, F. ve Ercan, A. B. (2021). Kripto para birimlerinin volatilitelerinin karşılaştırmalı analizi. *Ekoist: Journal of Econometrics and Statistics*, (35), 33-57. doi: 10.26650/ekoist.2021.36.984568
- Kellerman M. ve Seddon, J. (2024). Into the ether or the state? Legibility theory and the cryptocurrency markets. *Business and Politics*, 1-24. doi:10.1017/bap.2023.38
- Kırbaş, İ. (2018). Blokzinciri teknolojisi ve yakın gelecekteki uygulama alanları. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 9(1), 75-82. doi: 10.29048/makufebd.365066
- Kırhasanoğlu, Ş. ve Karavardar, A. (2023). Kripto para piyasasında işlem gören seçili kripto paraların volatilitelerinin tahmini: GARCH, TGARCH ve EGARCH modelleri ile bir uygulama. *Mali Çözüm*, 33(175), 83-108.
- Kim, J. M., Jun, C. ve Lee, J. (2021). Forecasting the volatility of the cryptocurrency market by GARCH and Stochastic Volatility. *Mathematics*, 9(14), 1614. doi: 10.3390/math9141614
- Korkmaz, T. ve Bostancı, A. (2011). RMD hesaplamalarında volatiliteler tahminleme modellerinin karşılaştırılması ve Basel II yaklaşımına göre geriye dönük test edilmesi: İMKB 100 endeksi uygulaması. *Business and Economics Research Journal*, 2(3), 1-17.
- Kostakoğlu, S. F. (2016). Sanayi sektörü iş hacminin ekonometrik analizi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 16(2), 61-68.
- Koy, A., ve Ekim, S. (2016). Borsa İstanbul sektör endekslerinin volatilitelerinin modellenmesi. *Trakya Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi E-Dergi*, 5(2), 1-23.
- Koy, A., Yaman, M. ve Mete, S. (2021). Kripto paraların volatilitelerinin ABD borsası endekslerinin yeri: Bitcoin üzerine bir uygulama. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(24), 159-170. doi: 10.14784/marufacd.880672
- Kudar, A. (2023). Bitcoin volatilitelerinin devamlılık analizi. *Mali Çözüm Dergisi*, 33(178), 1167-1184.
- Kulal, A. (2021). Followness of altcoins in the dominance of Bitcoin: A phase analysis. *Macro Management & Public Policies*, 3(3), 10-18. doi: 10.30564/mmpp.v3i3.3589
- Kyriazis, N. A., Daskalou, K., Arampatzis, M., Prassa, P. ve Papaioannou, E. (2019). Estimating the volatility of cryptocurrencies during bearish markets by employing GARCH models. *Heliyon*, 5(8), 1-8. Doi: 10.1016/j.heliyon.2019.e02239
- Lin, I. C. ve Liao, T. C. (2017). A survey of blockchain security issues and challenges. *International Journal of Network Security*, 19(5), 653-659. doi: 10.6633/ijns.201709.19(5).01
- Mapa, D. S. (2004). A forecast comparison of financial volatility models: GARCH (1, 1) is not enough. *The Philippine Statistician*, 53(1-4), 1-10.
- Mazıbaşı, M. (2015). İMKB piyasalarındaki volatilitenin modellenmesi ve öngörülmesi: Asimetrik GARCH modelleri ile bir uygulama. *Vu. Ulusal Ekonometri Ve İstatistik Sempozyumu*, 1-29.
- Münyas, T. ve Kadooğlu Aydın, G. (2023). Etkin piyasa hipotezi ve kripto para piyasaları üzerine bir uygulama. *Alanya Akademik Bakış Dergisi*, 7(3), 1203-1216. doi:10.29023/alanyaakademik.1240173

- Naimy, V., Haddad, O., Aviles, G. F. ve Khoury, R. E. (2021). The predictive capacity of GARCH-type models in measuring the volatility of crypto and world currencies. *Plos One*, 16(1), 1-17. doi: 10.1371/journal.pone.0245904
- Nakamoto (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system.
- Naylor, T. H., Seaks, T. G. ve Wichern, D. W. (1972). Box-Jenkins methods: an alternative to econometric models. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, 40(2), 123-137. doi: 10.2307/1402755
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal Of The Econometric Society*, 59(2), 347-370. doi: 10.2307/2938260
- Ngunyi, A., Mundia, S. ve Omari. C. (2019). Modelling volatility dynamics of cryptocurrencies using GARCH models. *Journal of Mathematical Finance*, 9(4), 591-615. doi: 10.4236/jmf.2019.94030
- Nofer, M., Gomber, P., Hinz, O. ve Schiereck, D. (2017). Blockchain. *Business & Information Systems Engineering*, 59(3), 183-187. doi: 10.1007/s12599-017-0467-3
- Obeng, C. (2021). Measuring value at risk using GARCH model-evidence from the cryptocurrency market. *International Journal of Entrepreneurial Knowledge*, 9(2), 63-84. doi: doi.org/10.37335/ijek.v9i2.133
- Ödemelerde Kripto Varlıkların Kullanılmamasına Dair Yönetmelik (2021). *Resmi Gazete* (31456, 16 Nisan 2021).
- Öget, E. (2023). Bitcoin'in kriz dönemindeki çeşitlendirici etkisi: G7'den kanıtlar. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi* (100), 105-120. doi: 10.25095/mufad.1311409
- Özcan, B. ve Arı, A. (2013). Para talebinin belirleyenleri ve istikrarı üzerine bir uygulama: Türkiye örneği. *Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 20(2), 105-120.
- Özden, Ü. H. (2008). İMKB bileşik 100 endeksi getiri volatilitesinin analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(13), 339-350.
- Özmen, A. (1986). *Zaman serisi analizinde Box - Jenkins yöntemi ve banka mevduat tahmininde uygulama denemesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Özoğuz, K. (1986). Zaman serilerinde trend fonksiyon tipinin belirlenmesi ve yorumu. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası*, 42(1-4), 73-91.
- Pravdiuk M. (2021). International experience of cryptocurrency regulation. *Norwegian Journal of Development of the International Science*. 53, 31-37.
- Queiroz, R. G. ve David, S. A. (2023). Performance of the realized-GARCH model against other GARCH types in predicting cryptocurrency volatility. *Risks*, 11(12), 1-13. doi: 10.3390/risks11120211
- Salamat, S., Lixia, N., Naseem, S., Mohsin, M., Zia-ur-Rehman, M. ve Baig, S. A. (2019). Modeling cryptocurrencies volatility using GARCH models: a comparison based on normal and student's T-Error distribution. *Entrepreneurship and Sustainability Issues*, 7(3), 1580-1596. doi: 10.9770/jesi.2019.7.3(11)
- Sarıkovanlık, V., Koy, A., Akkaya, M., Yıldırım, H. H., ve Kantar, L. (2019). *Finans biliminde ekonometri uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Sevüktekin, M. ve Nargeleçekenler, M. (2006). İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında getiri volatilitesinin modellenmesi ve önraporlanması. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 61(4), 243-265.
- Songül, H. (2010). *Otoregresif koşullu değişen varyans modelleri: Döviz kurları üzerine uygulama* (Yayımlanmamış uzmanlık yeterlilik tezi). Merkez Bankası Araştırma ve Para Politikası Genel Müdürlüğü, Ankara.

- Söylemez, Y. (2020). Genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile Bitcoin volatilitésinin analizi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1322-1333. doi: 10.20491/isarder.2020.914
- Suç Gelirlerinin Aklanmasının ve Terörün Finansmanının Önlenmesine Dair Tedbirler Hakkında Yönetmelik (2021). *Resmi Gazete* (31471, 1 Mayıs 2021).
- Syzdykova, A. (2023). Bitcoin madenciliği ve Bitcoin'in enerji tüketimi. *Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 10(19), 1-15.
- Şahin, E. E. ve Özkan, O. (2018). Asimetrik volatilitenin tahmini: kripto para Bitcoin uygulaması. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(2), 240-247. doi: 10.33905/bseusbed.450018
- Şahin, Ö. (2021). Bireysel yatırım enstrümanlarının volatilité yapılarının belirlenmesi: Kripto paralar, ABD doları Türk lirası kuru, altın ve yatırım fonları üzerine bir uygulama. *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 19(42), 843-865. doi:10.35408/comuybd.774626
- Şamiloğlu, F. ve Kahraman, Y. E. (2019). Bitcoin, Blockchain ve finansal piyasa değerlendirmesi. *Sosyal Ve Beşeri Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 20(45), 179-193.
- Tarı, R. (2002). *Ekonometri*. (Gözden geçirilmiş II. baskı) İstanbul: Alfa.
- Tarkun, S., Işığçok, E. ve Akdamar E. (2022). Türkiye'de Covid 19 döneminde CDS oynaklığı üzerinde BIST100 ve VIX endekslerinin etkilerinin simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile belirlenmesi. *Bursa Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 41(2), 203-223.
- Tayefi, M. ve Ramanathan, T. V. (2012). An overview of FIGARCH and related time series models. *Austrian Journal Of Statistics*, 41(3), 175-196. doi: 10.17713/ajs.v41i3.172
- The Law Library of Congress (Kasım, 2021). Regulation of Cryptocurrency Around the World: November 2021 Update. 02.02.2024 tarihinde <https://www.loc.gov/item/2021687419/> adresinden erişildi.
- Tiwari, A. K., Kumar, S. ve Pathak, R. (2019). Modelling the dynamics of Bitcoin and Litecoin: GARCH versus stochastic volatility models. *Applied Economics*, 51(37), 4073-4082. doi: 10.1080/00036846.2019.1588951
- Uğurlu, E. (2023). *Ekonometri uygulamaları kılavuzu*. Germany: Lambert Academic Publishing.
- Usta, A. ve Doğanterkin, S. (2018). *Blockchain 101*. (v2), İstanbul: BKM.
- Ünsal, E. ve Kocaoğlu, Ö. (2018). Blok zinciri teknolojisi: Kullanım alanları, açık noktaları ve gelecek beklentileri. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (13), 54-64. doi: 10.31590/ejosat.423676
- Vergi Usul Kanunu Genel Tebliği (2021). *Resmi Gazete* (31540, 13 Temmuz 2021).
- Wan, K. C., Choo, W. C., Ho, J. S. ve Zhang, Y. (2022). Supremacy of realized variance MIDAS regression in volatility forecasting of mutual funds: empirical evidence from Malaysia. *The Journal Of Asian Finance, Economics And Business (JAFEB)*, 9(7), 1-15. doi: 10.13106/jafeb.2022.vol9.no7.0001
- Xia, P., Wang, H., Zhang, B., Ji, R., Gao, B., Wu, L., Luo, X. ve Xu, G. (2020). Characterizing cryptocurrency exchange scams. *Computers & Security*, 98, 1-17. doi: 10.1016/j.cose.2020.101993
- Yahaya, H. U., Oyinloye, J. S. ve Adams, S. O. (2022). Modeling and forecasting cryptocurrency returns and volatility: an application of GARCH models. *Universal Journal of Finance and Economics*, 2, 497. doi: 10.31586/ujfe.2022.497
- YahooFinance (t. y.). Kripto para kapanış fiyatları [Veri]. 11.04.2023 tarihinde <https://finance.yahoo.com/> adresinden erişilmiştir.

- Yaman, S. ve Bayık, N. (2023). Riskli yatırım araçlarında volatilité modellemesi. *Anadolu Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakóltesi Dergisi*, 24(3), 515-549. doi: 10.53443/anadoluibfd.1209648
- Yıldırım, E., Taştan, B. ve İşcanoğlu Çekiç, A. (2019). *Dinamik koşullu korelasyon analizi (DCC) ve finansal piyasa uygulamaları*, Bursa: Ekin.
- Yıldırım, M. (2019). Blok zincir teknolojisi, kripto paralar ve ölkelerin kripto paralara yaklaşımları. *Bartın Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakóltesi Dergisi*, 10(20), 265-277.
- Yıldırım, S., Ertuğrul, H. M. ve Soytas, U. (2015). Türkiye’de aylık istihdam serisinin durağanlığı: Geleneksel, yapısal kırılmalı ve mevsimsel birim kök test uygulamaları. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 15(4), 91-102. doi: 10.18037/ausbd.16380
- Yıldız, B. (2016). Oynaklık tahmininde simetrik ve asimetrik GARCH modellerinin kullanılması: Seçilmiş Bist alt sektör endeksleri üzerine bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (72), 83-106. doi: 10.25095/mufad.396721
- Yıldız, S. N. ve AYDIN, Ü. (2022). Covid-19 salgınının Türkiye’de finansal yatırım araçları üzerindeki etkisi. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 23(1), 294-316. doi:10.37880/cumuiibf.1012964
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal Of Economic Dynamics And Control*, 18(5), 931-955. doi: 10.1016/0165-1889(94)90039-6
- Zetzsche, D. A., Arner, D. W. ve Buckley, R. P. (2020). Decentralized finance. *Journal of Financial Regulation*, 6(2), 172-203. doi: 10.1093/jfr/fjaa010