



**BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ**

**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**EKONOMİ VE SİYASET ANABİLİM DALI**

**BLOCKCHAIN ANALİZ GÖSTERGELERİNİ  
KULLANARAK BİTCOİN FİYAT HAREKETLERİNİ  
TAHMİN ETMEK**

**Yunus KALKAN**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Danışman**

**Doç. Dr. Halim TATLI**

**BİNGÖL – 2022**



**BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ**  
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**  
**EKONOMİ VE SİYASET ANABİLİM DALI**

**BLOCKCHAIN ANALİZ GÖSTERGELERİNİ  
KULLANARAK BİTCOİN FİYAT HAREKETLERİNİ  
TAHMİN ETMEK**

**Yunus KALKAN**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Danışman**

**Doç. Dr. Halim TATLI**

**BİNGÖL – 2022**

## İÇİNDEKİLER

<b>BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ .....</b>	<b>I</b>
<b>TEZ ONAY VE KABUL .....</b>	<b>II</b>
<b>ÖNSÖZ.....</b>	<b>III</b>
<b>Özet.....</b>	<b>IV</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>V</b>
<b>KISALTMALAR LİSTESİ .....</b>	<b>VI</b>
<b>TABLolar LİSTESİ.....</b>	<b>VII</b>
<b>ŞEKİLLER LİSTESİ.....</b>	<b>VIII</b>
<b>GRAFİKLER LİSTESİ.....</b>	<b>IX</b>
<b>GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>

## BİRİNCİ BÖLÜM

### PARANIN TANIMI FONKSİYONLARI VE BLOCKCHAIN TEKNOLOJİSİ

1.1. Paranın Tanımı.....	4
1.2. Paranın Fonksiyonları.....	5
1.3. Paranın Kısa Tarihçesi.....	8
1.4. Finansal Teknolojideki Dönüşüm .....	9
1.5. Dijital Finans.....	11
1.6. Fiziki Paradan Dijital Paraya Geçiş .....	12
1.7. Blockchain Teknolojisi.....	14
1.8. Blockchain Tarihçesi .....	15
1.9. Blockchain Çalışma Prensipleri .....	16
1.10. Bitcoin .....	19

## İKİNCİ BÖLÜM

### BLOCKCHAIN ANALİZ GÖSTERGELERİNİ KULLANARAK BİTCOİN FİYAT HAREKETLERİNİ TAHMİN ETMEK

<b>2.1. LİTERATÜR TARAMASI.....</b>	<b>22</b>
<b>2.2. ÇALIŞMANIN AMACI.....</b>	<b>46</b>
<b>2.3. VERİ SETİ VE DEĞİŞKENLER.....</b>	<b>47</b>
2.3.1. Kullanılan Verilere Ait Grafikler .....	54
<b>2.4. ÇALIŞMANIN MODELİ VE ANALİZ YÖNTEMİ .....</b>	<b>61</b>
2.4.1. Birim Kök Testleri.....	63
2.4.1.1. Augmented Dickey-Fuller Birim Kök Testi .....	64
2.4.1.2. Phillips-Peron Birim Kök Testi.....	66
2.4.1.3. Zivot-Andrews Birim Kök Testi .....	67
2.4.2. ARDL Sınır Testi .....	68
2.4.3. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi.....	70
<b>2.5. ARAŞTIRMA BULGULARI.....</b>	<b>72</b>
2.5.1. Birim Kök Testi Sonuçları.....	72
2.5.2. ARDL Test İstatistikleri .....	75
2.5.3. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi.....	83
<b>2.6. TARTIŞMA VE SONUÇ .....</b>	<b>85</b>
<b>KAYNAKÇA.....</b>	<b>93</b>

## BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ

Yüksek Lisans tezi olarak hazırladığım “Blockchain Analiz Göstergelerini Kullanarak Bitcoin Fiyat Hareketlerini Tahmin Etmek” adlı çalışmanın öneri aşamasından sonuçlanmasına kadar geçen süreçte bilimsel etiğe ve akademik kurallara özenle uyduğumu, tez içindeki tüm bilgileri bilimsel ahlak ve gelenek çerçevesinde elde ettiğimi, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu çalışmamda doğrudan veya dolaylı olarak yaptığım her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu beyan ederim.

26 / 09 / 2022

İmza

Yunus KALKAN

## TEZ ONAY VE KABUL

### BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ

#### SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

*Yunus KALKAN* tarafından hazırlanan “*Blockchain Analiz Göstergelerini Kullanarak Bitcoin Fiyat Hareketlerini Tahmin Etmek*” başlıklı bu çalışma, [.....] tarihinde yapılan tez savunma sınavı sonucunda [oybirliği/oy çokluğuyla] başarılı bulunarak jürimiz tarafından *Ekonomi ve Siyaset* Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

#### **TEZ JÜRİSİ ÜYELERİ (Unvanı, Adı ve Soyadı)**

**Başkan** : ..... İmza: .....

**Danışman** : ..... İmza: .....

**Üye** : ..... İmza: .....

#### ONAY

Bu Tez, Bingöl Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulunun ...../...../ 2022 tarih ve ..... sayılı oturumunda belirlenen jüri tarafından kabul edilmiştir.

Unvanı Adı Soyadı

Enstitü Müdürü

## ÖNSÖZ

Blockchain Analiz Göstergelerini Kullanarak Bitcoin Fiyat Hareketlerini Tahmin Etmek konulu çalışma, literatürde Bitcoin fiyat hareketleri üzerine yapılan pek çok çalışmanın yanında, Blockchain ağına özgü hesaplama yöntemleri barındırarak yazılmış özgün bir içerik sunmaktadır. Bu açıdan bakıldığında, çalışmanın literatüre yeni değişkenler sunarak Bitcoin fiyat hareketlerini tahmin etme ve yorumlama konusunda yani bir bakış açısı sunmaktadır.

Bu çalışmanın yapılmasında değerli yardımlarını esirgemeyen danışman hocam Doç. Dr. Halim TATLI'ya, tezin yazım aşamasında ve tashihinde katkılarını esirgemeyen tüm hocalarıma ve çalışmamı tamamlamam konusunda moral ve motivasyonumu üst düzeyde tutmama yardımcı olan değerli eşime içtenlikle teşekkürlerimi sunarım.

**26/09/ 2022**

**Yunus KALKAN**

## ÖZET

<b>Tezin Başlığı :</b> Blockchain Analiz Göstergelerini Kullanarak Bitcoin Fiyat Hareketlerini Tahmin Etmek
<b>Tezin Yazarı :</b> Yunus KALKAN
<b>Danışman :</b> Doç. Dr. Halim TATLI
<b>Anabilim Dalı:</b> Ekonomi ve Siyaset
<b>Bilim Dalı :</b> Ekonomi ve Siyaset
<b>Kabul Tarihi :</b>
<b>Sayfa Sayısı :</b> ... (ön kısım) + ..... (tez) + ..... (ekler)
<p>Bitcoin, pek çok yatırımcıyı kendine çekmeyi başaran, Blockchain piyasasında en çok ilgi gören ilk başarılı kripto para birimi konumundadır. Bitcoin fiyatının aşırı oynak yapısı, araştırmacıları Bitcoin fiyat hareketlerini incelemeye sevk etmiş ve bu konuda oldukça fazla çalışmanın yapılmasını sağlamıştır. Bu tez, Bitcoin fiyatını belirleyen bazı değişkenler kullanılarak Bitcoin fiyat hareketlerinin yönünü anlamaya dönük analizler içermektedir. Çalışmanın analiz dönemi için Ocak 2012 – Aralık 2021 tarihlerini kapsayan her ayın son gününe ait verilerden oluşan zaman serileri kullanılmıştır. Bitcoin fiyatı bağımlı değişken; Harcanan Çıktı Kâr Oranı (SOPR), Madenci Kârlılığı (PM), Bitcoin Aktif Adres (BAA), Google Trendler (GT) ve Dow Jones Borsası Endüstri Endeksi (DJIA) bağımsız değişkenler olarak seçilmiştir.</p> <p>Çalışmada, değişkenlerin ilk önce durağanlık seviyeleri tespit edilmiş, ardından değişkenlere ARDL Sınır Testi ve Toda-Yamamoto Nedensellik Testi uygulanarak analiz sonuçlarına ulaşılmıştır. Elde edilen ARDL (3,0,3,0,0,0) modelinin uzun ve kısa dönem bulgularına göre: Uzun dönemde SOPR, PM, lnDJIA ve BAA anlamlı ve pozitif yönde Bitcoin fiyatı ile ilişkili iken GT ile Bitcoin fiyatı arasında anlamlı bir ilişkinin varlığı tespit edilmemiştir. Kısa dönemde ise SOPR, PM ve BAA değişkenleri anlamlı olarak Bitcoin fiyatını pozitif etkilediği, lnDJIA ve GT değişkenleri ile Bitcoin fiyatı arasında anlamlı bir ilişkin olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Toda-Yamamoto test sonuçlarına göre ise yalnızca Bitcoin Fiyatı ile SOPR değişkeni arasında çift yönlü, BAA değişkeni arasında tek yönlü Granger nedensellik ilişkisi bulunmuştur.</p>
<b>Anahtar Kelimeler:</b> Bitcoin, Bitcoin Fiyat Hareketliği, Blockchain, Kripto Para

## ABSTRACT

<b>Title of the Thesis:</b> Predicting Bitcoin Price Volatility Using Blockchain Analysis Indicators
<b>Author</b> : Yunus KALKAN
<b>Supervisor</b> : Doç. Dr. Halim TATLI
<b>Department</b> : Ekonomi ve Siyaset
<b>Sub-field</b> : Ekonomi ve Siyaset
<b>Date</b> :
<p>Bitcoin is the first successful cryptocurrency to attract the most attention in the Blockchain market, which has managed to attract many investors. The extremely volatile nature of the Bitcoin price has encouraged researchers to examine Bitcoin price movements and has led to several research on the subject. The present research strives to understand the direction of Bitcoin price movements by using different variables that might be determinant of the Bitcoin price. Time series consisting of data from the last day of each month covering January 2012 - December 2021 were used as for the study period. Bitcoin price is the dependent variable; Spent Output Profit Ratio (SOPR), Miner Profitability (MP), Bitcoin Active Address (BAA), Google Trends (GT), and The Dow Jones Industrial Average (DJIA) were chosen as the independent variables.</p> <p>In the present study, the stationarity levels of the variables were determined first, and then the analysis results were obtained by applying the ARDL Boundary Test and the Toda-Yamamoto Causality Test to the variables. The long- and short-term findings of the ARDL (3,0,3,0,0,0) model obtained: In the long-term, SOPR, MP, DJIA and BAA are significantly and positively correlated with Bitcoin price, while no significant relationship could be detected between GT and Bitcoin price. In the short term, it was concluded that the SOPR, PM and BAA variables significantly affected the Bitcoin price, while there was no significant relationship between Bitcoin price variability and the DJIA and GT. The Toda-Yamamoto test results show that there was only a bidirectional Granger causality relationship between Bitcoin Price and the SOPR variable, and a one-way Granger causality relationship between the BAA and Bitcoin price.</p>
<b>Key Words:</b> Bitcoin, Bitcoin Price Volatility, Blockchain, Cryptocurrency

## KISALTMALAR LİSTESİ

<b>ADF</b>	Augmented Dickey-Fuller
<b>AIC</b>	Akaike Information Criterion
<b>ARDL</b>	Auto Regressive Distributed Lag
<b>BAA</b>	Bitcoin Aktif Adres
<b>ECM</b>	Error Correction Model
<b>GT</b>	Google Trends
<b>BTCp</b>	Bitcoin Fiyatı
<b>DJIA</b>	Dow Jones Industrial Average index
<b>KD</b>	Kukla Değişken
<b>LM</b>	Linear Model
<b>PM</b>	Puell Multiple
<b>PP</b>	Phillips-Peron
<b>SC</b>	Schwarz Information Criterion
<b>SOPR</b>	Spent Output Profit Ratio
<b>UTXO</b>	Unspent Transaction Output
<b>VAR</b>	Vektör Otoregresyon
<b>vd.</b>	ve diğerleri

## TABLULAR LİSTESİ

<b><u>Tablo No</u></b>	<b><u>Sayfa</u></b>
Tablo 1.1: Bitcoin'in Tarihsel Serüveni.....	21
Tablo 2.1: Literatür Tablosu.....	35
Tablo 2.2: Kullanılan veri setlerine ait değişkenler ve kısaltmalar tablosu .....	47
Tablo 2.3: Bitcoin 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemlerine ait USD cinsinden fiyatı...48	
Tablo 2.4: SOPR verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemleri.....	49
Tablo 2.5: Puell Multiple (PM) verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemleri .....	51
Tablo 2.6: Google Trends (GT) verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemleri.....	52
Tablo 2.7: Bitcoin Aktif Adres (BAA) verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemleri ....	53
Tablo 2.8: Dow Jones Endüstri Borsası (DJIA) fiyatı (\$) 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemleri.....	54
Tablo 2.9: Değişkenlere Ait Korelasyon Katsayıları.....	60
Tablo 2.10: ADF Birim Kök Testi Sonuçları .....	72
Tablo 2.11: PP Birim Kök Testi Sonuçları .....	73
Tablo 2.12: Zivot-Andrews Birim Kök Testi Sonuçları .....	75
Tablo 2.13: F İstatistiği ve Kritik Değerler .....	76
Tablo 2.14: Kısa Dönem ARDL Modeli.....	77
Tablo 2.15: Uzun Dönem ARDL Modeli .....	76
Tablo 2.16: Modelin Tanısal Test Sonuçları .....	78
Tablo 2.17: Kısa Dönem Kukla Değişkenli ARDL Modeli.....	81
Tablo 2.18: Uzun Dönem Kukla Değişkenli ARDL Modeli .....	80
Tablo 2.19: Uygun gecikme uzunluğunun belirlenmesi .....	83
Tablo 2.20: VAR Otokorelasyon LM test istatistikleri.....	84
Tablo 2.21: Toda-Yamamoto Nedensellik Testi Sonuçları.....	84

## ŞEKİLLER LİSTESİ

<b><u>Sekil No</u></b>	<b><u>Sayfa</u></b>
Şekil 1. 1: Blockchain Çalışma Prensibi .....	18
Şekil 1. 2: Blockchain Mimari Yapısı.....	19
Şekil 2. 1: Bitcoin Fiyatı Etkileyen Faktörlere İlişkin Model.....	62



## GRAFİKLER LİSTESİ

<b><u>Grafik No</u></b>	<b><u>Sayfa</u></b>
Grafik 2.1: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerini kapsayan aylık Bitcoin fiyat (\$) grafiği.....	55
Grafik 2.2: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerine ait Bitcoin logaritmik grafik.....	55
Grafik 2.3: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerini kapsayan aylık SOPR verisi .....	56
Grafik 2.4: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerini kapsayan aylık Puell Multiple verisi .....	57
Grafik 2.5: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerini kapsayan aylık Google Trends verisi .....	57
Grafik 2.6: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerini kapsayan Bitcoin Aktif Adres verisi .....	58
Grafik 2.7: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemlerine ait Dow Jones Endüstri Borsası verisi.....	59
Grafik 2.8: 2012 Ocak - 2021 Aralık dönemi Dow Jones Endüstri Borsası logaritmik verisi.....	59
Grafik 2.9: CUSUM ve CUSUM-Q Test Grafikleri.....	79
Grafik 2.10: Kukla Değişkenli CUSUM ve CUSUM-Q Test Grafikleri.....	82

## GİRİŞ

İnternet tabanlı bir sanal para birimi olan Bitcoin, yüksek piyasa değeri ve ticaret hacmi ile Blockchain piyasasının en ünlüsü ve ilk başarılı kripto para birimi konumuna yükselmiştir. Özünde somut bir karşılığı bulunmayan Bitcoin, piyasanın arz-talep koşullarında, zamanla talebin arzı aşması sonucunda dalgalı bir seyir izleyerek fiyatlanmaktadır. Blockchain teknolojisi popülerliği, bankacılık faaliyetlerini hızlandırması, işlem maliyetlerini düşürmesi, hatalı işlemleri ortadan kaldırması ve bilgisayar dolandırıcılığı gibi korsan faaliyetlere karşı oldukça güvenli bir yapı olan kriptografik şifreleme sistemini barındırmasıyla artmış ve bu teknoloji, bireyler hem de ulusal ve uluslararası finansal sistemler tarafından kullanılabilir verimli ve etkin çözümler sunarak dikkatleri üzerine çekmektedir.

2008 yılında yayınlanan Satoshi Nakamoto'nun teknik makalesinde ilk defa adı geçen Bitcoin, piyasaya girdiği 2009 yılından itibaren giderek daha fazla ilgi görmeye başlamıştır (Nakamoto, 2008). Özellikle 2013'ün son çeyreğindeki fiyat artışıyla, yalnızca Bitcoin'e değil, aynı zamanda potansiyel ve yıkıcı etkisi nedeniyle, temel yenilikçi bir teknoloji olan Blockchain teknolojisine yönelik olarak da küresel çapta büyük ilgi uyanmıştır. Blockchain teknolojisi, kriptografik şifreleme yapısı ile dijital varlıkların, korunması ve transferi açısından güvenli bir yöntem sunmaktadır. Sahip olduğu akıllı sözleşmeler sayesinde Blockchain, bankacılık sektöründeki pek çok hizmeti otomatikleştirerek sunabilmektedir (Pavlidis, 2021). Örneğin bankacılık ve finans sisteminin sunduğu ödemeler, takas ve uzlaştırma sistemleri, menkul kıymetler, krediler ve kredi ile fon oluşturma gibi birtakım hizmetler, Blockchain sistemi sayesinde, daha hızlı ve daha ucuz bir şekilde, üçüncü taraf hizmetlerinden tamamen bağımsız olarak gerçekleştirilerek likiditeye anında erişim imkânı sağlamaktadır.

Blockchain teknolojisinin yenilikçi yapısı sayesinde Bitcoin'e alternatif olarak zamanla piyasaya pek çok sanal para birimi girişi olmakla beraber Bitcoin'in piyasa değeri ölçüldüğünde, piyasada baskın bir rol oynadığı ve hala en büyük piyasa payına sahip olduğu, artan alternatif Coin sayısına rağmen son 10 yılda Bitcoin'in piyasa

hakimiyeti bakımından oldukça üstün olduğu görülmektedir. Şöyle ki, Piyasada 18.000'den fazla alternatif kripto para birimi olmasına rağmen, kripto para piyasasının son 10 yılı göz önünde tutulduğunda Bitcoin'in, piyasa hacminin yaklaşık yarısını oluşturduğunu, hiçbir kripto paranın, piyasa hâkimiyeti bakımından Bitcoin'in bu başarısını elde edemediği görülmektedir (Coinmarketcap, 2021).

Günümüzde birçok alternatif kripto para biriminin varlığına rağmen, piyasa hakimiyeti ve popülaritesi sayesinde, yapılan araştırmaların pek çoğu Bitcoin odaklı olmaktadır. Öte yandan, kripto para birimleri ile ilgili mevcut çalışmalarda, genel olarak Bitcoin fiyatı ile alternatifleri arasındaki fiyat kıyaslamasına gidilmiş; alternatif olarak da altın, gümüş, döviz cinsinden çeşitli para birimleri, küresel petrol fiyatları, çeşitli borsalar ve faiz ile ilgili birtakım konular analiz edilmiştir. Ayrıca analiz dönemi için genel olarak birkaç yıllık ya da daha kısa zaman aralıkları seçilerek fiyat tahminleme modelleri oluşturulmuştur.

Yapılan literatür araştırmalarında, Blockchain ağına özgü osilatör, indikatör ve çeşitli veri setlerinin nerdeyse hiç kullanılmadığı tespit edilmiştir. Bu nedenle, bu tezin motivasyon unsurunu, bu eksikliği giderme çabası oluşturmaktadır. Yapılan ön araştırmalar neticesinde, Fed faizi ve bazı ülke borsaları dışında, literatürde sıklıkla başvurulan Google Trend verisine yer verilmekle beraber, Blockchain ağına özgü olan SOPR ve PM verileri ile Bitcoin Aktif Adres verisine yer verilmiştir.

Çalışmanın analiz dönemi olarak da 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemlerini kapsayan 10 yıllık veriler kullanılmıştır. Veriler aylık olup her ayın son gününe ait kapanış değerlerden oluşmaktadır. Araştırmalar neticesinde elde edilen zaman serileri ile USD cinsinden Bitcoin fiyat ilişkisine odaklanılmış, söz konusu zaman dilimi içerisinde, ele alınan göstergelerin birbirlerini ve Bitcoin fiyatını ne ölçüde etkilediğine ampirik bir bakış açısıyla ışık tutmak amaçlanmıştır. Böylece bu çalışma iki ana bölümden oluşarak şekillenmiştir. Birinci bölümde paranın tamamı, fonksiyonları, tarihçesi, dijital para, finansal dönüşüm, Blockchain ve Bitcoin hakkında bilgi verilmiştir. İkinci bölümde ise literatür taraması, veri setleri, analiz yöntemi ve analiz bulgularına yer verilmiştir. Çalışmada, Bitcoin fiyatı bağımlı değişken, diğer veri setleri bağımsız değişken olarak seçilmiş ve fiyat tahmini için bir

model oluşturulmadan önce birim kök testleri yapılarak deęişkenlerin duraęan olduęu seviye tespit edilmiş, ardından uzun ve kısa dönem analizlere yer verilerek ARDL testi ile Toda-Yamamoto nedensellik testi uygulanarak model elde edilmiştir.



## BİRİNCİ BÖLÜM

### PARANIN TANIMI FONKSİYONLARI VE BLOCKCHAIN TEKNOLOJİSİ

#### 1.1. Paranın Tanımı

İnsanlık tarihi kadar eski diyebileceğimiz para, insanların birbiriyle ekonomik ve sosyal ilişkiler kurmaya başlaması sonucu oluşan ihtiyaçtan ortaya çıkmıştır. Dünyanın pek çok yerinde değişik formlarda kullanılan parayı tek bir tanım kalıbıyla nitelemek bu yüzden yanıltıcıdır. Çünkü İnsanlık tarihinde önemli bir yer edinen para, zamanla evrimleşen sosyo-kültürel yapının bir sonucu olarak değişmiş ve dönüşmüştür. Özellikle modern dünyanın son teknolojik gelişmeleri ve internetin oldukça yaygın kullanımı, paranın farklı formlara girmesini sağlamıştır. En genel tanımıyla, mal ve hizmet satın almak amacıyla genel kabul görmüş her şeye para denir. Diğer bir tanımla, bir değer ölçüsü ve değişim aracı olarak bir toplumun tüm kesimleri tarafından kabul edilen şeye para denir (Eurosystem, 2012).

Para ile ilgili gelişmelere bakıldığında, önceleri kendi içerisinde maddi bir değer taşıyan daha sonraları gayri maddi bir şekle bürünerek iktisadi bir değerden itibari bir şekle bürünmüştür. İş bölümü ve uzmanlaşmanın bir sonucu olarak ortaya çıkan para, iktisadi sistemin vazgeçilmez bir unsuru ve küresel sistemin ortak dilidir. (Aren, 1973).

Paranın belli bir standardının olması; ekonomik faaliyetlerde kullanılabilmesi ve genel kabul görmesi; küçük birimlerden oluşması ya da küçük parçalara bölünebilmesi; kolay taşınabilmesi ve rahat bir şekilde el değiştirebilmesi; fiziksel kullanımda çabuk yıpranmaması, taklit edilmesinin çok zor olması; para olarak kullanılan nesnenin yeterli miktarda bulunması ve homojen bir yapıda olması gerekmektedir (Mishkin, 2001). Söz konusu gereksinimler çerçevesinde bir nesnenin para olarak değerlendirilebilmesi için taşıması gereken birtakım özellikler böylece zamanla şekillenmiştir.

## 1.2. Paranın Fonksiyonları

Önceleri bir deęişim aracı olarak, para işlevi gören farklı eşyalar kullanılmakla beraber zamanla bu eşyaların yerini çeşitli madenler almıştır. Altın, gümüş, bakır ve bronz gibi madenler, çeşitli avantajlar sağladığı için sıklıkla tercih edilmiştir. Daha sonraları ulaşım, iletişim ve teknolojik gelişmelerle beraber insanlar modern çağda paranın işlevlerini yerine getiren banknot, çek, senet, kredi kartı, elektronik ve sanal para kullanmaya başlamıştır. Böylece paranın klasik fonksiyonlarının yanında modern fonksiyonları da çeşitlenerek şekillenmiştir (Erkuş ve Gümüş, 2019).

Paranın deęişim aracı olması, ölçü birimi olarak kullanılması ve servet biriktirme fonksiyonu olmak üzere üç klasik fonksiyonu bulunmaktadır. Paranın satın alma gücünün toplumun tüm kesimleri tarafından kabul edilmesi ile birlikte para, deęişim aracı olma fonksiyonunu yerine getirmeye başlamıştır. Bunda, piyasadaki mal ve hizmetlerin belirli bir fiyatının oluşması ve işlem maliyetlerinin düşük olmasının etkisi oldukça fazladır (Öztürk ve Koç, 2006).

Bireylerin ve toplumların ihtiyaçlarını giderecek mal ve hizmetlerin elde edilmesi veya elden çıkarılmasının kolaylıkla yapılması için paranın hesap fonksiyonundan faydalanılmaktadır. Bir malın veya hizmetin mübadelesinde, daha önce kullanılan takas sisteminin sebep olduğu fiyat belirleme sistemindeki karışıklık, böylece giderilmiştir. Herkesçe kabul gören belirli bir deęerin veya hesap biriminin kabulü, paranın hesap birimi olma fonksiyonu olmasıyla gerçekleşmiş ve takas sisteminin sebep olduğu pek çok gereksiz hesaplama işlemi ortadan kalkmıştır (Özyurt, 2003).

Bireyler çoęu zaman sahip oldukları parayı bugün tüketmek yerine gelecekte daha kaliteli bir yaşam sürmek ya da ihtiyat tedbirleri doğrultusunda saklamayı tercih edebilir. Bu davranış, paranın deęerinin korunması varsayımıyla gerçekleşir ve paranın klasik deęer saklama fonksiyonu ile ilgilidir (Jevons, 1875).

Para, sahip olduđu klasik fonksiyonlar dıřında modern ekonomilerde, ekonomik faaliyetleri etkileme fonksiyonu, gelirin yeniden dađıtılması fonksiyonu, nřfuz aracı olarak kullanılması gibi modern fonksiyonlara sahiptir. Paranın ekonomik faaliyetleri etkileyebilme fonksiyonu ile bir ekonomide para arzı arttırılıp, faiz daha dřřk bir seviyeye çekilerek bankaların piyasaya daha fazla likidite sunmaları sađlanabilir. Břylece parasal geniřleme yoluna gidilerek třketim ve yatırım harcamalarında artıř sađlanabilmekte veya tersi yřntemler kullanılarak ekonomik daralmaya gidilebilmektedir. Bunun dıřında paranın, ekonomik iřlemleri kolaylařtıran, řtlemi teřvik edebilen ve yatırımlar iřin kaynak sađlayan önemli iřlevleri, ekonomik faaliyetleri etkileme fonksiyonu ile ilgilidir. Uygulanan kredi politikaları ile oluřturulan kredi hacimleri sayesinde paranın geliri yedinden dađıtma fonksiyonu sayesinde borç verenlerden borç alanlara dođru gelirin yeniden dađıtılması sađlanmaktadır. Öte yandan para gřcřnř elinde bulunduran, ekonomik birimler ve devletler, kendi istekleri ve ıkarları dođrultusunda politikalar tayin edebilir, ulusal ya da uluslararası alanda paranın nřfuzunu kullanarak sřz sahibi olabilirler (Gonnard, 1938).

Özellikle kâđıt paranın piyasada yaygın bir řekilde kullanılmaya bařlaması ile hem ulusal hem de uluslararası alanda ticaret břyřk bir ivme kazanmıřtır. İnsanların paraya olan ilgisinin artmasıyla birlikte, paraya olan bakıř aısı deđiřmeye bařlamıř ve paranın fonksiyonlarında birtakım deđiřimleri beraberinde getirmiřtir. Keynes'e gřre insanlar, üç sebepten řtřrř parayı talep ederler. Birincisi paranın deđiřim fonksiyonundan řtřrř, yani iřlem amalı; ikincisi belirsizlik dřnemlerinde ihtiyat amalı ve üçřncřsř olarak da insanların spekřlasyon amalı para talebinde bulunduđunu varsayar (Keynes, 1936).

Öte yandan fonksiyonel olarak paranın dolařım miktarının artmasıyla birlikte Keynes, paranın dolařım miktarı ile ilgili 'Hayat Pahalıđı Endeksi'nin etkisini, kamunun dolařımdaki para miktarı ile banka mevduatlarında varlık olarak elinde bulundurduđu paranın oranını aıklamayı amalayan Denklem 1.1'de gřsterilmiřtir.

$$n=p(k+r'k') \quad (1.1)$$

Denkleme 1.1'e göre  $n$ , döviz türünden banknotların veya kamuda dolaşımında olan diğer nakit türlerini;  $p$ , yaşam maliyet endeks değerini;  $r$ , bankaların potansiyel borçlarının miktarını;  $k$  ve  $k'$  sırasıyla, iş dünyası da dahil olmak üzere, halkın  $k$  tüketiminin eşdeğerini nakit olarak ve daha fazla mevcut  $k$ 'yi çek karşılığında bankalarında tutmayı uygun gördüğü tutarları temsil etmektedir (Vieira, 2017).

Freidman'a göre paranın insan hayatının odağına yerleşmesiyle birlikte para, bireyler tarafından yalnızca bir değer saklama aracı olarak değil, aynı zamanda finansman işlemleri için bir değişim aracı olarak da tutulabileceğinden, nominal değerinden ziyade gerçek değeri açısından bir mal olarak kabul edilebilir. Bu gerçek değer, enflasyon oranı tarafından azaltılacaktır, çünkü enflasyon oranı, metalleri tutmak yerine bu gerçek dengeleri tutmanın maliyetini temsil etmektedir (Freidman, 1956).

Paranın değişim aracı olarak kullanılma fonksiyonu üzerine, klasik iktisatçılar paranın miktarı ve dolaşım hızı üzerinde önemle durmuşlardır. Klasik iktisat anlayışına göre paranın reel varlıklar üzerinde herhangi bir etkisi bulunmamaktadır. İnsanlar parayı sadece işlem amaçlı talep etmektedirler. Para miktarındaki herhangi bir değişim sadece fiyat düzeyine etki etmekle birlikte paranın, dolaşım hızının yalnızca uzun dönemde değiştiğini ileri sürmüşleridir. Paranın miktar teorisi ile ilgili ilk çalışmalar Irving Fisher tarafından ele alınmakla beraber Arthur Pigou ve Alfred Marshall gibi Cambridge iktisatçıları bu konuya değinerek para birimlerinin değerinin dolaşımdaki paraya ve para biriminin hızına bağlı olduğu görüşü üzerinde durmuşlardır (Yalta, 2020).

Paranın miktar teorisi, ilk olarak Irving Fisher'ın mübadele denklemine dayanmaktadır. Fisher, Para değişkenliği ile fiyatlar genel düzeyi arasında orantılı bir ilişkiyi varlığına dikkat çekerek, parayı sadece bir değişim aracı olarak tanımlamış; parayı elde tutan birimlerin bundan ötürü bir fayda sağlamayacağını, paranın asıl amacının işlem yapmak olduğunu ifade etmiştir (Fisher, 1911).

$$M \times V = P \times Q \quad (1.2)$$

Denklem 1.2'de yer alan  $M$ , ekonomideki stok parayı;  $V$ , paranın dolaşım hızını;  $P$ , fiyatlar genel düzeyini ve  $Q$ , çıktı miktarını göstermektedir.

### 1.3. Paranın Kısa Tarihçesi

Paranın icadından önceki dönemlerde insanlar ihtiyaçlarını karşılamak amacıyla takas (trampa) yöntemini kullanıyordu. Bunun için sahip oldukları ürünleri diğer insanların elindeki başka ürünlerle pazarlık usulüyle değiş tokuş ediyorlardı. Sözelimi pamuk ihtiyacı olan biri, sahip olduğu buğday karşılığında pamuk alabiliyor veya peynir ihtiyacı olan biri, elindeki elmaları peyniri olan başka birisi ile takas edebiliyordu. Tabi ki böyle bir yöntem birtakım zorluklar barındırmaktaydı. Örneğin pamuk ihtiyacınız varsa öncelikle elinde fazladan pamuk olan birini bulmanız ve o kişinin de pamuk karşılığında buğday almayı kabul etmesi gerekiyordu. Öte yandan örneğin bir kilo pamuk karşılığında ne kadarlık buğday verileceği gibi problemler bulunmaktaydı. Farklı tür ve niteliklere sahip ürünlerin takası için kullanılacak ortak ölçü birimlerin olmayışından ötürü karışıklıklar yaşanıyordu. Bu sebepten ötürü bazen daha az değerli bir ürünü elde etmek için daha değerli bir üründen vazgeçmek gerekmekteydi (Sığircı, 2021).

Takas sisteminin pek çok sorunu barındırması sebebiyle ilerleyen zamanlarda odun, metal ve hatta midye kabukları gibi maddeler dahil olmak üzere pek çok nesne ve maden, benimsenmeye ve birer değişim eşyası olarak kullanılmaya başlanmıştır. Doğada az bulunmaları ve kolay şekillendirilebilmelerinden ötürü özellikle altın ve gümüş gibi metallerin gittikçe değer kazanması ve değişim aracı olarak kullanılmaya başlanması, takas sistemindeki bu aksaklığı büyük ölçüde gidermekle beraber, çeşitli sorunları da barındırıyordu. Şöyle ki metalleri küçük parçalara bölmek kolay olduğu için daha sağlıklı bir ödeme şekline imkân tanıyordu. Ancak yapılan alışverişler sonucunda parçalara bölünen bu metallerin ağırlığının doğru bir şekilde tespit etme gerekliliği, alışverişi aksatan bir durum haline gelmekteydi (Evlimoğlu ve Gümüş, 2018).

Ticaretin gelişmesiyle belirli bir ağırlığa ve değere sahip metaller, madenî para olarak kullanılmaya başlandı. İlk madenî para, Anadolu'nun eski medeniyetlerden biri olan Lidyalılar tarafından MÖ 7. Yüzyılda kullanılmaya başlanmıştır. Bir bakla tanesi büyüklüğüne sahip olan bu madenî paralar %75 altın ve %25 gümüş karışımından elde ediliyordu. Lidya parası üretilirken sabit bir alt kalıp üzerine yerleştirilen madenî

pulun üstüne bir kalıp yerleştirildikten sonra, kalıba bir çekiçe vurulur ve madeni para, kalıbın şeklini alırdı. Bu şekildeki üretim tekniğine “darbetmek” denirdi. Daha sonraları madenî paraları basan yer için kullanılan “darphane” kelimesinin kökeni buraya dayanmaktadır. Lidyalılardan sonra madenî paranın kullanımı yaygınlaşmaya, zamanla para bastırmak güç ve egemenlik simgesi hâline gelmeye başlamıştır. Tarih boyunca bağımsızlıklarını kazanan devletler bu nedenle ilk iş olarak para bastırdı. Çeşitli dönemlerde basılan madenî paraların birçoğu, farklı değerlere ve şekillere sahip olmakla beraber devlet yöneticilerinin resmini veya mührünü taşımaktaydı (Darphane, 2018).

Altın ve gümüş gibi değerli metallere elde edilmesi ve taşınmasının zor olması gibi sebeplerle ticareti zorlaştırmasından ötürü madeni paralar yerine, sonraki zamanlarda daha az maliyetli ve insanların rahatlıkla yanlarında bulundurabilecekleri kadar hafif olan kâğıt paralar yer almaya başladı. Kâğıt paraların daha dayanıklı olmaları için çoğunlukla keten, kenevir ve pamuktan üretilirdi. MS 9. yüzyılda ilk kâğıt parayı Çinliler kullanmaya başlamış, yeni üretim teknikleri ve matbaaların kurulmasıyla kâğıt para kullanımı yayılmaya başlamıştır. İtalyan gezgin Marco Polo kâğıt parayı Avrupa kıtasına tanıtan ilk kişi oldu. MS 13. yüzyılın sonlarında İpek Yolu üzerinden Çin’e ulaşan Marco Polo, kâğıt paranın nasıl üretildiğinden ve kullanıldığından bahsetmiştir. Sonraki dönemlerde Avrupa’da para işlevi gören bir çeşit yazılı senet türü kullanılmaya başlanmış, önceleri elle hazırlanan bu senetler zamanla yerini kâğıt paralara bırakmıştır. Avrupa’da kullanılan ilk kâğıt para İsveç’te 1661 yılında basılmış ve tüm kıtaya yayılmıştır (Gonnard ve Suvla, 1938).

#### **1.4. Finansal Teknolojideki Dönüşüm**

Finansal sektörlerde, özellikle de bankacılık alanında, yeni ürünler geliştirmeye yönelik adımların atılması, yeni teknolojik gelişmelerin ortaya çıkmasını, var olan teknolojinin daha da gelişerek evrimleşmesini sağlamaktadır. Özellikle son yıllarda küresel çapta artan teknoloji kullanımı ile birlikte finans ve teknoloji alanlarındaki adaptasyon süreçlerinin ne ölçüde olduğunu gösteren, kullanıcılara finansal hizmetleri daha kolay, hızlı ve kaliteli bir şekilde kullanmayı amaçlayan “Fintech” kavramı, bu evrimleşmeyi destekler niteliktedir.

Finans ve teknoloji kelimelerini birleşiminden oluşan fintech, Dublin'deki İrlanda Ulusal Dijital Araştırma Merkezi tarafından yenilikçi teknolojinin finansal hizmetlere eklenmesi olarak tanımlamakla birlikte, yetersiz verime sahip finansal hizmetleri (iş modelleri, ürünler, süreçler ve uygulama sistemleri) geliştirmek için yenilikçi teknolojinin uygulanması olarak da tanımlanabilir. Dijital finansın temel katkı değeri, işletme maliyetlerini düşürmeyi ve hizmet farklılaştırılmasına yardımcı olmasıdır. Bu nedenle fintech geliştirme, işletmelerin rekabet gücünü artırmak için önemli bir strateji haline gelmektedir (Lin vd. 2021).

Finansal teknoloji veya fintech, teknoloji ile iç içe olan finansal şirketler için rekabet ortamı yaratan ve piyasalarda yeni hizmetler sunmak amacıyla ortaya çıkan çeşitli firmalardan oluşan bir alanı ifade eder. Fintech, finansal çerçevede yenilikçi ve uygun çözümler sunmak amacıyla ortaya çıkarak başarılı sonuçlar elde etmeyi başarmış organizasyonlara yüksek kar getirisi sunabilmekte, özellikle günümüz ortamında yatırımcılar için daha az çekici olan az gelişmiş piyasalarda bile yenileşme faaliyetler için çeşitli fırsatlar sağlayabilmektedir. Öte yandan, yüksek kâr dürtüsü, finansal piyasalarda yenilikler yaratmayı da motive ederek, bu modeller üzerine inşa edilen organizasyon yapılarının, finansal alanda modern teknolojilerin ön saflarında yer almalarını sağlamaktadır (Nurgazina, vd. 2021).

Fintech'in tarihsel gelişimi için üç dönemden bahsedilebilir: "Fintech 1.0" olarak nitelendirilen ve 1866-1987 yıllarını kapsayan birinci dönemde Finansal Hizmetler Endüstrisi, teknolojik gelişmelerden faydalanarak gelişme göstermiştir. Bu dönemin sonuna doğru, gelişmişlik açısından geri kalmış ülkelerde dahi finansal hizmetler hem büyük ölçüde küreselleşmiş hem de dijital bir yapıya evrilmiştir. 1987-2008 yıllarını kapsayan ikinci dönem "FinTech 2.0" olarak nitelendirilmiştir. Temel olarak bu dönemde finansal hizmet ve ürünler sağlamak amacıyla, teknoloji yoğun finansal hizmet endüstrilerince yönetilmiştir. "FinTech 3.0" olarak nitelendirilen ve 2008 yılından günümüze kadar olan dönem kapsayan üçüncü dönemde ise, teknoloji şirketleri ve yeni organizasyonlar, finansal hizmetleri ve ürünleri, kamuya ve işletmelere doğrudan ulaştırmaya başlamıştır (Özsoy, 2019).

FinTech 3.0 ile beraber finansal teknoloji ve merkezi olmayan finans (DeFi), özellikle son on yılda finansal sistemin tüm alanlarına nüfuz etmiş ve finansal katılımı olumlu bir şekilde etkilemiştir. Geleneksel finans kurumları kesintiye uğrayarak bankacılık, yatırım ve ödeme işlemlerinde herhangi bir aracı gerektirmeden, merkezi olmayan bir yapıya bürünme riskiyle karşı karşıya kalmaya devam etti. Finansal ürün ve hizmetlerden olan gerçek zamanlı ödemeler, çevrimiçi borç verme, cep telefonları aracılığıyla çeşitli finansal hizmetler gibi çok çeşitli ve geniş bir yelpazedeki yenilikler, büyük bir büyüme kaydetti. Pandemi sırasındaki dijital dönüşüm, finans ve ödeme sistemlerindeki sürtüşmeleri azaltma sürecini hızlandırdı (Allen vd. 2022).

### **1.5. Dijital Finans**

Çevrimiçi finansal hizmetlerin kullanılabilirliği ilk olarak 1990'larda finansal teknoloji olarak anılırken, 2000'lerde dijital finans veya e-finans olarak adlandırılmıştır. Fintech'in otomatik vezne makinelerinden, kredi kartlarından cep telefonlarına ve uygulama hizmetlerine evrimi, finans sektöründe dikkat çekici olmuştur. Bilgi teknolojisi, finansal alanda büyük ölçekte yenileşmeyi ve genişlemeyi sağlamıştır. Dijital Finans son yıllarda araştırmacıların ve sanayicilerin ilgisini çekmekte, teknolojinin benimsenmesi ve uyarlanması, endüstriyel ve ekonomik büyüme çağında büyük önem kazanmaktadır. Öte yandan yeni iş modelleri ve teknolojik kavramlar, finansta yenilikçi çözümler için bir temel sağlamaktadır. Günümüzde finans sektöründeki müşteriler, zamandan ve mekândan bağımsız, sürekli azalan maliyetlerle akıllı, ancak kullanımı kolay finansal hizmetler talep etmektedir. Artan internet tabanlı ekonomi, dijital cihazların ve medyanın yeni kullanım kalıplarının yanı sıra kullanıcıların, çevrimiçi kanalları yalnızca finansal bilgiye ulaşmak için değil aynı zamanda finansal işlemler için kullanma isteklerinin büyük ölçüde arttığını göstermektedir (Gomber vd. 2017).

Büyük veri yapıları, bulut depolama, Blockchain ve yapay zekâ gibi teknolojilerin güçlü gelişimi ve geleneksel finans ile gelişen teknolojilerin sürekli entegrasyonu sonucu dijital finans meydana geldi. Dijital finansın en tipik özellikleri paylaşım, kolaylık, düşük maliyet ve düşük eşiktir. Her şeyden önce dijital finans,

büyük veri ve bulut bilişim gibi dijital teknolojilerin yardımıyla artan asimetrik bilgi olgusuna çeşitli çözümler getirebilmektedir (Demertzis vd. 2018).

Dijital finans, geleneksel finans kurumlarının ve işletmelerin kalitesini ve verimliliğini artırarak, geleneksel finans sistemini yeniden şekillendirebilmiştir. Çünkü dijital finansın; yeni bir kredi fiyatlandırma modelini tanımlaması ile kaynak tahsisi verimliliğini ve risk yönetimi yeteneğini geliştirmesinin sonucu olarak, kurumları ve işletmeleri dönüştürmeye ve geliştirmeye iten algoritmalar ve büyük veri depolama imkânı oluşturmuştur. Dijital finansın kredi fiyatlandırma modelini yeniden tanımlaması ve yavaş yavaş finansal kurumları kaynak tahsisi verimliliğini ve risk yönetimi yeteneğini geliştirmek için dönüşüm ve yükseltme yapmaya zorlayan algoritmalar ve büyük veri depolama sistemi oluşturabilmiştir. Böylece inovasyon projelerinin ve kaynakların risk özellikleri, optimal eşleşmeyi gerçekleştirebilecek kabiliyete ulaşmış, şirketler finansal piyasada ters seçim ve ahlaki tehlike sorunlarından kaçınabilmiştir (Xin, 2021).

Dijital Finans, finans sektörünün dijitalleşmesinin bir sonucu olarak kredi kartları, elektronik değişim sistemleri, internet bankacılığı, e-ticaret hizmetleri, mobil ödemeler ve çevrimiçi krediler aracılığıyla sunulan finansal hizmetler olarak tanımlanabilir. Dijital finans, sadece finansal ürünleri değil, aynı zamanda finansal işletmeleri ve finansla ilgili yazılımları da kapsar. Ayrıca yenilikçi finansal hizmet sağlayıcıları ile FinTech şirketleri tarafından sağlanan müşteri iletişim ve etkileşim biçimlerini de içermektedir. Dijital Finans kullanıcılarının işlem yapabilmesi için cep telefonları, bilgisayarlar veya internet hizmeti aracılığıyla, para çekme veya ödeme alabilmeleri için yeterli bakiyeye sahip mevcut bir banka hesabına sahip olmaları yeterlidir (Ozili, 2018).

### **1.6. Fiziki Paradan Dijital Paraya Geçiş**

Tarih boyunca işlevselliği açısından para, bir hesap birimi, takas aracı ve değer saklama aracı olarak kullanılmıştır. Bunun temelinde ise ya paraya karşılık gelen altın gibi bir varlığın değerine ya da para basma tekeli elinde bulunduran devletlere ve merkez bankalarına olan güvenin varlığı yatmaktadır. Ancak içinde bulunduğumuz

dijital çağdaki inanılmaz deęişim ve dönüşüm, para basma gücünü elinde bulunduran devletlerin bu gücünü erozyona uğratmıştır. Çünkü büyük ölçüde fiyat para birimine baęlı olmayan, çoęunlukla maddi bir karşılık gösterilmeyen, tamamen dijital olan Bitcoin ve alternatif kripto para birimleri, küresel piyasada yer edinmeye başlamıştır.

Dijital para birimleri küresel ekonomideki aktörler için yeni olsa da kâğıt paradan dijital para birimlerine evrim, para birimlerinin insan toplumunun deęişen ihtiyaçlarını karşılamak için nasıl geliştiğine dair uzun vadeli tarihin bir parçasıdır. Devletler artık dijital para birimi devrimine yetişerek hem yerel nedenlerle dijital para oluştururken, hem de dięer hükümetlerdeki dijital para projelerine yanıt olarak da hareket etmektedirler. Öte yandan son yirmi yılda, yenilikçi teknolojiler para ve ödeme sistemlerini benzeri görülmemiş bir hızla yeniden şekillendirmiştir. Mobil para ve dağıtılmış defter teknolojisine dayalı kripto para birimleri dahil, ancak bunlarla sınırlı olmayan birden fazla dijital para biriminin ortaya çıkmasıyla beraber Blockchain teknolojisi, yerel ve uluslararası düzeyde para birimini yöneten geleneksel düzenlemelere meydan okumaya devam etmektedir (Cheng, 2022).

Blockchain, nesnelerin interneti, yapay zekâ ve bulut bilişim gibi son yıllardaki teknolojik gelişmeler, işletmelerin dünya çapında tüketiciler ve yatırımcılar için genişleyen bir dizi dijital hizmet geliştirmesine izin vererek gerçek dünya ile dijital arasındaki çizgiyi iyice bulanıklaştırdı. Dijital ödemeler, kripto varlıklar, yalnızca dijital bankalar ve dijital kredi platformları gibi dijital finansal hizmetler, işlemler sırasında fiziksel temas ihtiyacını azaltma, işlem maliyetlerini düşürme ve güvenliği, şeffaflığı ve finansal durumu iyileştirme potansiyeline sahiptir (Pavlidis, 2021).

Dijital para birimleri; Kripto para birimleri, Stabil paralar ve Merkez Bankalarına ait Dijital Paralar (CBDC) olmak üzere üç grupta deęerlendirebilir. Bunlardan ilki olan Kripto para birimleri, iki taraf arasındaki işlemleri verimli, doğrulanabilir ve kalıcı bir biçimde kaydedebilen açık, dağıtılmış bir defter teknolojisi olan Blockchain alt yapısı üzerine inşa edilmiştir ve en ünlüsü Bitcoin'dir. İkinci grupta yer alan Stabil dijital paralar, Kripto para birimlerinin piyasadaki aşırı fiyat oynaklığından ortaya çıkmıştır. Bunların önemli bir özellięi, fiyatın USD veya EURO gibi başka bir varlığa sabitlenmesi ve fiyat paralar gibi bir varlık havuzuna

sabitlenmek üzere tasarlanmış olmalarıdır. Üçüncü grup dijital para biri olan CBDC, merkez bankalarının perakende dijital paraya geçişinin bir ürünü olarak ortaya çıkmıştır ve fiziksel nakit paraların tamamen ya da kısmen yerine geçmeyi hedeflemektedir (Allen vd. 2022).

### **1.7. Blockchain Teknolojisi**

Blok zinciri, ya da orijinal adıyla Blockchain, kriptografik şifreleme yöntemi kullanılarak birbirine bağlanan ve güvenli hale getirilen, bloklar adı verilen, sürekli büyüyen bir kayıt listesi niteliğindeki veri tabanı türüdür. Çağımızın dijital dünyasında pek çok alanda ve yapıda veri transferi yapılmaktadır. Blockchain teknolojisi, bize bu verilerle birlikte değer atfedilen dijital varlıkları da transfer etme olanağı sağlayan dağınık bir veri tabanıdır. En genel ifadeyle Blockchain, merkezi bir sunucunun veya güvenilir bir otoritenin varlığına ihtiyaç duymayan, güvenli bir veri paylaşım sistemidir.

Blockchain teknolojisi, günümüzün önemli bir problemi olan merkezi bir sisteme ihtiyaç duyan güvenlik yapısını dağıtarak, bu sistemlerin daha verimli çalışmasını sağlamış, böylece daha dikkat çekici bir yapı haline gelmiştir. Blockchain'in sahip olduğu güvenlik yapısı sayesinde, zamanla internet ortamında değerli varlıkların transferine olanak sağlamış, böylece çağımızın modern yaşantısını yeniden şekillendirebilecek bir teknolojiyi kullanma imkânı sunmuştur.

Blockchain; işlemleri kaydetmek, varlıkları takip etmek ve güven oluşturmak için paylaşılan, değişmez büyük bir dijital defter şeklinde tanımlanabilir. Blockchain kavramı 2008 yılında yayınlanan Satoshi Nakamoto'ya ait "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System" isimli teknik makaleyle popülerlik kazanmıştır. Nakamoto Blockchain için; kripto paranın üzerinde inşa edilen teknolojik bir altyapıya sahip olduğundan bahsetmiş ve Blockchain'i birbirine zincirlenmiş kriptografik yapıda bir dizi veri bloğu olarak tanımlamıştır (Nakamoto, 2008).

Blockchain, yapılan tüm işlemlere ait verilerin şifrelenerek, belirli zaman aralıklarında ve kronolojik bir sıra takip edilerek kaydedildiği, önceki bloğun

bilgilerini de içeren bloklarının peş peşe gelerek oluşturduğu dijital zincir yapısı olarak tanımlanabilir (Mattila, 2016).

### **1.8. Blockchain Tarihçesi**

Şüphesiz ki Blockchain teknolojisinin ya da fikrinin gelişmesini sağlayan pek çok fikir ortaya atılmış, pek çok önemli şahsiyet ön planda olmuştur. Ancak bu bölümde, meydana gelen bazı önemli fikirlere ve bu fikirleri ortaya atan belli başlı geliştiricilere değinilmiştir.

Blockchain altyapısı ile ilgili en eski bilgi 1976 yılına ait makalede yer almaktadır. Makalede, blok zincirleme yöntemi ile mesaj doğrulama ve iletim hatası tespiti ile ilgili bir patent içeriğinden bahsetmekte ve blok şifrelenmesiyle oluşan ardışık operasyon döngülerinde çalışan kriptografik bir yapının varlığına değinmektedir. Patent başvuru içeriğinde, bir mesaj iletim sisteminden ve daha özel olarak, çok bloklu veri mesajlarının, bir gönderici istasyonundan bir alıcı istasyonuna güvenli bir şekilde iletimi ile ilgili bir sistemden bahsetmektedir (ABD Patent No. US4074066A, 1976).

Blockchain teknolojisinin ardındaki temel fikir, bilim adamları Stuart Haber ve W. Scott Stornetta'nın hesaplama açısından kullanışlı bir çözüm ve dijital belgelerin zaman damgası ile kurcalanamaması veya geriye dönük olarak değiştirilememesi ile ilgili 1991'deki makalesinde tanımlanmıştır. Makalede bir belgelerin zaman damgası ile birlikte kripto imzalarla nasıl kullanılacağı anlatılmıştır (Haber ve Stornetta, 1991).

Bir belgenin hangi zaman aralığında oluşturulduğunu belirlemek için, Bayer vd. tarafından 1992 yılında kaleme alınan makalede "Merkle Ağaçları" adında kriptografik "hash" fonksiyonları tasarlanmış ve birçok belgenin bir blok halinde kullanılması sağlanmış, böylece bu veri yapısı Blockchain'e dahil edilerek sistem daha verimli hale getirilmiştir (Bayer vd. 1992).

Blockchain teknolojisinin gelişimine katkı sağlayan diğer bir gelişme, Ross J. Anderson'a ait bir makalede yer almaktadır. 1996 yılında yazılan makalede,

kaydedilen güncellemelerin silinemeyeceđi, merkezi olmayan bir veri depolama sistemi tanımlamıştır (Anderson, 1996).

Blockchain teknolojik alt yapısı ve güvenliđi ile ilgili, Bruce Schneier ve John Kelsey'nin 1998'de yayınladıđı makalesinde, güvenilmeyen makineler üzerinde tutulan günlük dosyalarının ierdiđi hassas bilgilerin korunması iin Őifrelemenin nasıl kullanılacađını aıklamıştır (Schneier ve Kelsey, 1998).

Blockchain tarihinin önemli bir adımı ve kripto para aısından erken bir prototip olarak ortaya ıkan, Yeniden Kullanılabilen İŐ İspatı "RPoW" yazılımcı ve kriptografik uzmanı Hal Finney tarafından 2004 yılından tanıtılmıştır. Bu sistem, deđiŐtirilemez ve özgün bir Hashcash tabanlı iş ispatı tokeni olarak alıŐmaya baŐlamış ve karŐılıđında kiŐiden kiŐiye aktarılabilen RSA imzalı bir token oluŐturmuŐtur. Bu sistem, tokenlerin sahipliđini dnyanın herhangi bir yerindeki kullanıcılara verebilmekte ve eŐ zamanlı olarak, verilerin btnlđn ve dođruluđunu kontrol etmesine izin verecek biimde tasarlanmış olan güvenilir bir sunucuda tutarak, ifte harcama sorununu özmüŐtür (Finney, 2004).

Blockchain'in geliŐiminde önemli katkıları olan diđer bir olay, dijital para birimi araŐtırmalarıyla tanınan, bugün kripto para teknolojisinde kullanılan akıllı sözleşme "Smart Contract" fikrini ortaya atan ve "Bit Gold" mimarisinin kurucusu Nick Szabo'dur. Szabo, 1998 - 2005 yılları arasında söz konusu dijital para mekanizması geliŐirmiŐtir. 2005 yılında yazdıđı "Bit Gold" isimli blog yazısıyla bu alanda bir ereve izmiŐ, daha sonra bu blog yazısını, Bitcoin fikrinin ortaya atılmasından iki ay sonra 2008'de tekrar yayınlamıştır (Szabo, 2005). The New York Times tarafından 2015 yılında hazırlanan raporda, Bitcoin'in yaratıcısı olabileceđini yazması üzerine Nick Szabo ismi ve alıŐmaları olduka popler bir hale gelmiŐtir (Popper, 2015).

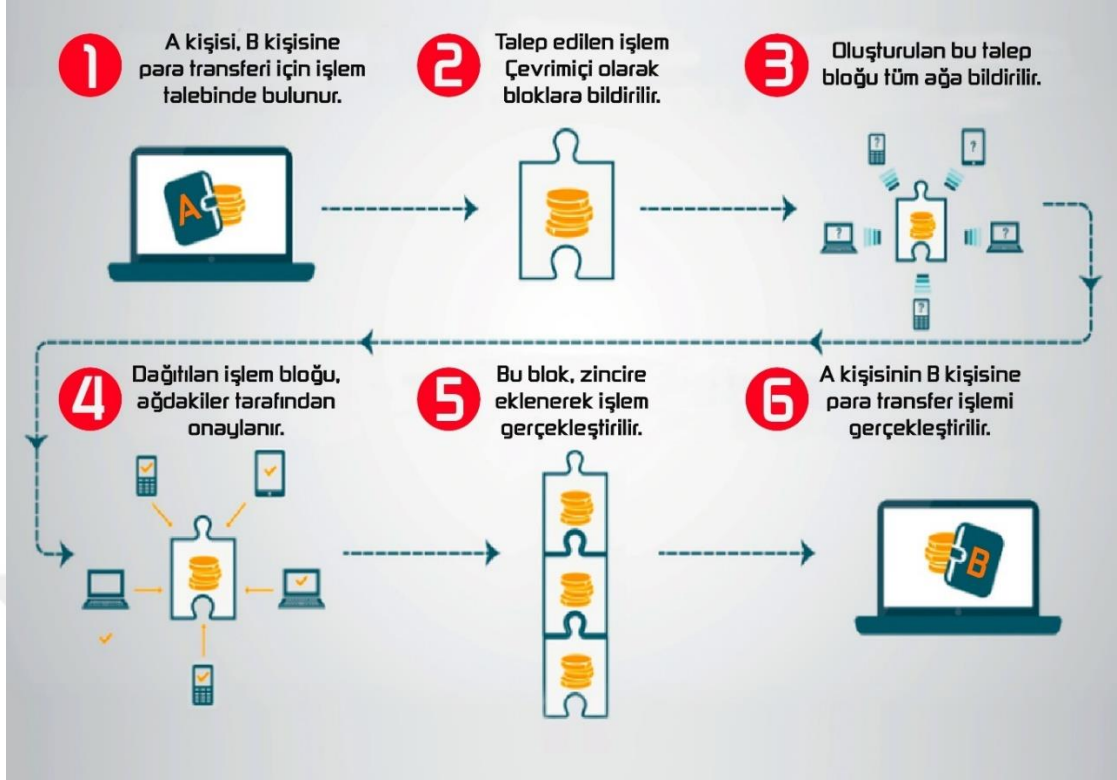
### **1.9. Blockchain alıŐma Prensibi**

Blockchain teknolojisinin anonim, bozulamaz, hacklenemez, dađıtık ve merkezsiz oluŐu, bu teknolojik yapının barındırdıđı en önemli özelliklerindedir. Sahip olduđu bu alıŐma prensibi sayesinde, hemen herkesin ilgisini ekmeyi

başarmıştır. Daha önce insanların kontrolünde olan pek çok süreç, Blockchain sayesinde ihtiyaç olmaktan çıkarak çok daha risksiz ve şeffaf bir hale gelmiştir. Blok kayıtlarının değiştirilemez ve kırılmaz olmasının basit bir mantığı vardır. Şöyle ki blokları kırmak, bozmak ya da değiştirmek için milyarlarca kopyası olan bu kayıt defterindeki tüm blokların değiştirilmesi gerekmektedir. Böyle bir müdahalenin yapılabilmesi ise günümüz teknolojisiyle neredeyse imkansızdır. Blockchain teknolojisi açık kaynak kodlu ve anonim olduğu için tüm blok işlemleri, isteyen herkes tarafından görüntülenebilmektedir. Blockchain ağının temel bileşenleri madencilik, blok ve düğümlerden oluşmaktadır.

Kripto para madenciliği (mining) en basit tanımıyla kripto para üretimini yapan ve Blockchain üzerinde işlemleri doğrulayan kişilerin kullandığı yönteme denir. Diğer bir deyişle madenciliğin iki yönü vardır. Birincisi, karmaşık bir kriptografik bulmacayı çözüp yeni blok oluşturarak ve böylelikle blokta oluşturulan yeni kripto paradan bir miktar blok ödülü elde etmektir. İkincisi, yapılan kripto para transfer işlemlerini doğrulamak ve bu doğrulama işlemi karşılığında ödül olarak belli bir miktarda kripto para geliri elde etmektir. Söz konusu bu madencilik işlevlerini yerine getirmek için gerekli teknik donanıma (ASIC, ekran kartı, işlemci, hard disk) ve yazılımsal temele ihtiyaç duyulmaktadır. Bu işlevler yerine getirildikçe Blockchain teknolojisinin sürdürülebilirliği sağlanmış olacaktır (Yıldırım, 2015).

Kripto Para transferi açısından ele alındığında, Blockchain ağında işlem yapan bir kullanıcı, başka bir kullanıcıya Kripto Para transferi yapmak istediğinde, bu transfer için ilk önce bir işlem talebi oluşturur. Talep edilen bu işlem, çevrimiçi olarak bloktaki tüm ağa bildirilir. Ardından bildirilen bu işlem ağdaki belli sayıdaki doğrulayıcılar tarafında onay sürecine alınarak işlemin doğruluğu teyit edilir ve oluşturulan blok, zincire eklenerek talep işlemi gerçekleştirilir. Bu işlemin sonunda alıcı tarafın hesabına transfer işlemi, Şekil 1.1’de yer aldığı gibi gerçekleştirilmiş olur.

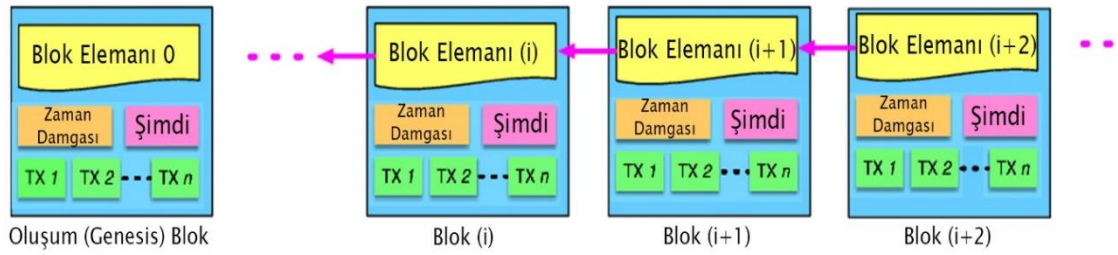


**Şekil 1. 1:** Blockchain Çalışma Prensibi

**Kaynak:** (Crosby, 2016) faydalanarak yazar tarafından yeniden oluşturulmuştur.

Blockchain teknolojisinin önemli bir unsurunu, düğümlerden (node) oluşmaktadır. Düğüm, Blockchain ağındaki katılımcılar tarafından işletilen defterin bir kopyasını ifade etmektedir. Blockchain ağlarını kullanan bazı kripto para işlemlerinde, düğümlerin işlem onayı yetkisi yokken, bazı ağlarda düşük işlemci güç tüketimi nedeniyle, düğümler işlem onayı yapabilmektedir. Düğümler, Blockchain yapısının bütünlüğünü korumayı amaçlamaktadır. Düğümler aracılığıyla, dışarıdan gelebilecek herhangi bir müdahaleye karşı blokların geçmişi arşivlenmektedir (Dev, 2014).

Blockchain teknolojisinin diğer bir unsuru bloklar oluşturmaktadır. Blok (Block), belirli bir zamanda gerçekleştirilen işlemlere ilişkin, işlem ve onay kayıtlarının tutulduğu şifrelenmiş veri yapılarını ifade eder. Blockchain ağında üretilen her blok, Şekil 1.2'deki gibi birbirlerine zincir şeklinde bağlıdır. Blockchain teknolojisinin açık kaynak kodlu oluşu, bloklar üzerinde gerçekleştirilen tüm işlemlerin herkes tarafından görüntülenebilmesini sağlamaktadır.



**Şekil 1. 2:** Blockchain Mimari Yapısı

**Kaynak:** (Zheng, Xie, Dai, Chen, & Wang, 2018)

### 1.10. Bitcoin

İnsanlık tarihinin en önemli icatlarından biri olan parayı yeniden tanımlayan Bitcoin, Blockchain teknolojik altyapısı kullanılarak oluşturulan ilk başarılı kripto para birimidir. Bir kişi, kurum ya da aracıya ihtiyaç duymadan, kişiden kişiye elektronik para aktarma sistemi “Peer-to-Peer” (P2P) ilk defa Bitcoin sayesinde gerçekleşmiştir. P2P ödeme sistemi, Bitcoin’in yaratıcı Satoshi Nakamoto’nun teknik makalesinde detaylandırılmış, bu gelişmeyle birlikte Bitcoin küresel ölçekte bir yayılma sürecine girmiştir. Sahip olduğu teknolojik alt yapısı dışında ekonomik bir değer taşımayan Bitcoin, zamanla insanların kabulüyle değer kazanmaya başlamıştır. Diğer bir deyişle piyasanın arz ve talep koşulları Bitcoin’in değerinin artmasını sağlamıştır. Piyasada sınırlı sayıda Bitcoin bulunması, Bitcoin yaratma prosedürü ve limitinin olması, zamanla talebin arzı aşması sonucunu doğurmuş, böylelikle fiyatın giderek daha da artmasını sağlamıştır.

Satoshi Nakamoto tarafından 2008 yılının son çeyreğinde Bitcoin teknik dokümanının yayınlanmasından sonra 2009 yılının başında, blok 0 olarak da adlandırılan ilk blok (Genesis bloğu) oluşturularak yine aynı dönemde ilk Bitcoin transferi Nakamoto ve programcı Hal Finney arasında yapılmıştır. Aynı yıl, New Liberty Standart isimli borsa, ilk Bitcoin kurunu 1 \$ = 1.309,03 BTC olarak yayınladı. Gerçekleşen ilk Bitcoin alışverişi 2010 Mayıs ayında 10.000 Bitcoin ödenerek 2 pizza sipariş için yapılmıştır. 2010 Temmuz ayında kurulan ve 4 yıl sonra iflasını

açıklayacak olan ilk Bitcoin borsası olan Mt. Gox kurulmuştur. Yine aynı yıl Bitcoin'in market değeri 1 milyon Dolar'ı aşmıştır. 2011 Nisan ayında Bitcoin'in Euro ve İngiliz Sterlini ile satışına başlanmasıyla Bitcoin'in piyasa değeri 10 Milyon Dolar seviyesine ulaşmıştır.

Bitcoin ile ilgili olumlu gelişmeler ABD kaynaklı olmakla beraber 2016 Mart ayında Japonya Bakanlar Kurulu tarafından, Bitcoin gibi sanal paraların gerçek paraya benzer bir fonksiyonu olduğunu bildirmiş, Japon hükümeti bir yıl sonra Bitcoin'i resmi ödeme yöntemi olarak kabul etmiştir. 2017 yılındaki olumlu gelişmelerle birlikte büyük bir artış yakalayan Bitcoin, aynı yılın son çeyreğinde önce 10.000 \$, ardından 20.000 \$ seviyesine ulaşmıştır. 2017 yılının ikinci yarısında Çin devletinin yasaklamalarıyla ve 2008 küresel krizinin patlak vermesiyle yükseliş ivmesini kaybeden Bitcoin, daha sonra ciddi bir yükseliş sergileyerek 2020 yılının sonlarına doğru 500 milyar Dolar'ı aşarak Visa'nın piyasa değerini geçmiş, ardından 2021 Şubat ayında 1 trilyon dolara seviyesine ulaşmıştır. Ayrıca 2018 Ocak ayında 16.800.000 Bitcoin'in üretilmesiyle toplam Bitcoin'in %80'i üretilmiş, 2021 Aralık ayında ise 18.089.000 Bitcoin'in üretilmesiyle toplam arzın %90'ı piyasaya sürülmüştür.

Bitcoin ile ilgili kaynaklar üzerinde yapılan geniş bir inceleme ve Bitcoin ile ilgili önemli olaylar derlenerek Tablo 1.1'de sunulmuştur.

**Tablo 1.1:** Bitcoin'in Tarihsel Serüveni

31 Ekim 2008	Bitcoin Teknik Dokümanı Satoshi Nakamoto tarafından yayınlandı.
3 Ocak 2009	İlk Bitcoin bloğu oluşturuldu.
12 Ocak 2009	İlk Bitcoin transferi Nakamoto ve programcı Hal Finney arasında gerçekleşti.
5 Ekim 2009	New Liberty Standart isimli borsa ilk Bitcoin kurunu yayınladı. 1 \$ = 1.309,03 BTC
22 Mayıs 2010	BitcoinTalk forumunda Laszlo Hanyecz isimli kullanıcının 2 pizza için 10.000 Bitcoin ödemesi ilk gerçek Bitcoin alışverişi olarak kabul edildi. 22 Mayıs günü her yıl "Bitcoin Pizza Günü" olarak kutlanmaktadır.
17 Temmuz 2010	İlk Bitcoin borsası olan Mt. Gox kuruldu.
1 Ağustos 2010	Bitcoin market değeri 1 milyon Dolar'ı geçti. 1 BTC = 0,5 \$
9 Şubat 2011	Bitcoin ilk defa ABD Doları'na eşitlendi. 1 BTC = 1 \$
23 Nisan 2011	Bitcoin'in Euro ve İngiliz Sterlini ile satışına başlanmasıyla birlikte piyasa değeri 10 Milyon Dolar civarına geldi.
27 Eylül 2012	Bitcoin Vakfı kuruldu.
28 Mart 2013	Bitcoin'in piyasa değeri 1 Milyar Doları geçti.
1 Nisan 2013	Bitcoin fiyatı 100 Dolar'ı aştı.
2 Mayıs 2013	İlk Bitcoin ATM'si San Diego/California'da faaliyete geçti.
1 Şubat 2014	Mt. Gox, teknik problemler gerekçesiyle kapandı. Ay sonunda 744.000 Bitcoin'in çalındığı bildirilerek iflastan korunma başvurusunda bulundu.
1 Mart 2016	Japonya Bakanlar Kurulu, Bitcoin gibi sanal paraların gerçek paraya benzer bir fonksiyonu olduğunu kabul etti.
1 Kasım 2016	Bitcoin ATM'lerinin sayısı son 18 ayda iki katına çıkarak 771'e ulaştı.
1 Nisan 2017	Japonya, Bitcoin'i resmi ödeme yöntemi olarak kabul etti.
1 Temmuz 2017	Bitcoin blok zinciri çatallanarak Bitcoin Cash isimli yeni bir kripto para birimi ortaya çıktı.
3 Eylül 2017	Çin, şirketlerin, ICO'lar ile fon toplamasını yasakladı.
15 Ekim 2017	Çin, kripto para alım satım platformlarının kapatılacağını duyurdu.
31 Ekim 2017	CME Group, Bitcoin'in vadeli işlemlere açılacağını duyurdu.
28 Kasım 2017	Bitcoin fiyatı 10.000 \$'ı geçti.
17 Aralık 2017	Bitcoin en yüksek değeri olan 20.089 \$'a ulaştı.
13 Ocak 2018	16.800.000. Bitcoin'in üretilmesiyle toplam Bitcoin'in %80'i üretilmiş oldu.
7 Mart 2018	ABD, Borsalar ve Menkul Kıymetler Komisyonu (SEC) kripto para alım satım platformlarına kayıt zorunluluğu getirdi.
21 Ekim 2020	Amerikan ödeme sistemleri şirketi PayPal, kullanıcılarına Bitcoin ve kripto para alım satım hizmeti vermeye başlayacağını duyurdu.
28 Aralık 2020	Bitcoin'in piyasa değeri 500 milyar Dolar'ı aşarak Visa'nın piyasa değerini geçti.
19 Şubat 2021	Bitcoin'in piyasa değeri 1 trilyon dolara ulaştı.
7 Eylül 2021	Bitcoin El Salvador tarafından resmi para birimi olarak kabul edildi. Böylece Bitcoin ilk defa bir ülkenin yasal para birimi haline geldi.
13 Aralık 2021	18.089.000. Bitcoin'in üretilmesiyle toplam arzın %90'ı piyasaya sürülmüş oldu.

**Kaynak:** (BtcTürk, 2020) kaynağından faydalanarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

## İKİNCİ BÖLÜM

### BLOCKCHAIN ANALİZ GÖSTERGELERİNİ KULLANARAK BITCOİN FİYAT HAREKETLERİNİ TAHMİN ETMEK

#### 2.1. LİTERATÜR TARAMASI

Blockchain alt yapısının gelişip çalışma standartlarının sağlam bir yapıya kavuşmasıyla birlikte, bu alt yapı üzerine kurulan Bitcoin, gittikçe popülerlik kazanmaya başladı. Esasında 2009 yılı itibariyle şekillenen bu sanal para birimiyle ilgi bilimsel araştırmalar daha eskiye dayanmakla birlikte hem Blockchain hem de Bitcoin ile ilgi çalışmaların günümüzde gittikçe arttığı görülmektedir. Çalışmalardaki bu artışla beraber Bitcoin'e olan bakış açısında da çeşitlilik gözlenmektedir. Yapılan bazı araştırmalara değinecek olursak:

Edgari vd. (2022) araştırmalarında, COVID-19 salgını sırasında Bitcoin ile ilgili yazılan tweetlerin Bitcoin fiyatı üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. VADER duyarlılık analizi kullanılarak, Bitcoin ile ilgili mevcut kamu duyarlılığının ne olduğunu bulunmaya çalışılmıştır. Bu araştırma ile Tweet duyarlılığını Bitcoin fiyatıyla birleştirerek, Bitcoin fiyatının yükselip yükselmeyeceğini tahmin etmek için tahmine dayalı bir model oluşturulmuştur. Ayrıca kullanılan modelde, Twitter duygu analizine sahip olmanın, sahip olmamaya kıyasla bir avantaj sağlayıp sağlamayacağı da karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgular, Twitter duyarlılık analizinin Bitcoin fiyatına etkisi olduğunu yönünde olmuştur.

Gyamerah (2022) yaptığı çalışma ile gün içi Bitcoin fiyatını tahmin etmek için değişken mod ayrıştırma (VMD) ve Genelleştirilmiş katkı modeli (GAM) kullanan bir topluluk modeli sunmaktadır. Oluşturulan modelin performansını değerlendirmek için, bir ampirik mod ayrıştırma (EMD) ve GAM topluluğu ile karşılaştırmıştır. Sonuçlar olarak VMD-GAM modelinin, kullanılan üç değerlendirme metriği (kök ortalama kare hatası, ortalama mutlak yüzde hatası ve sapma) açısından EMD-GAM topluluk modelinden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Gülcü ve Kıtık (2022) çalışmaları ile Bitcoin ve BIST100 endeksi arasındaki ilişkiyi tespit etmek amaçlanmıştır. Çalışmada 15.04.2011 ile 25.06.2021 tarihleri arası günlük veriler kullanılarak Eviews11 programı ile analiz yapılmıştır. Analizin ilk bölümünde değişkenlerin birim köklü olup olmadığı geleneksel birim kök testleri ile sınanmıştır. İkinci bölümde serilerin eş bütünleşme durumunu sınamak için Engel-Granger Eş Bütünleşme Analizi ve Toda-Yamamoto Nedensellik Testleri kullanılmıştır. Elde edilen bulgular sonucunda, Bitcoin-Bist100 endeksi arasındaki eş bütünleşme ilişkinin olduğu, Engel-Granger Nedensellik Testi sonuçlarına göre BIST100 endeksinden Bitcoin fiyatlarına doğru çift yönlü nedensellik ilişkisi olduğu, Toda-Yamamoto Nedensellik test sonuçlarına göre Bist100 endeksinden Bitcoin fiyatına doğru %5 düzeyinde anlamlı olduğu ve tek yönlü nedensellik ilişkisinin varlığı görülmüştür.

Akkaya (2022) çalışmasıyla, 11 Aralık 2017 - 31 Mart 2021 döneminde Bitcoin fiyatını etkileyen ekonomik ve finansal göstergelerin belirlenmesini amaçlamıştır. Çalışmada kullanılan değişkenler düzey seviyede birim kök taşıdığından ve ilk farklarında durağan olduklarından duruma uygun bir eşbütünleşme testi kullanılmıştır. Ulaşılan Johansen eşbütünleşme testi sonuçlarına göre değişkenler arasında uzun dönemde bir eş bütünleşmenin varlığı tespit edilmiştir. Ayrıca Vektör Hata Düzeltme Modeli sonuçlarına göre Bitcoin fiyatının kısa dönemde meydana gelen ekonomik ve finansal değişkenlerden etkilenmediği ve Bitcoin fiyatının spekülasyona açık olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Güler (2021) yaptığı çalışmada, farklı yatırımcı duyarlılığı ve EGARCH modeli kullanılarak Covid-19 salgını dikkate alınmış, yatırımcı duyarlılığının Bitcoin getirileri ve koşullu oynaklık üzerindeki etkisi incelenmiştir. Elde edilen bulgular, yatırımcı duyarlılığının özellikle Covid-19 salgını sonrasında Bitcoin getirileri ve oynaklığı üzerinde olumlu bir etkisinin olduğunu göstermiştir. Ayrıca VAR modelinden elde edilen sonuçlar hem rasyonel hem de irrasyonel yatırımcı duygularının Bitcoin getirileri üzerinde bir etkisi olduğunu göstermekle birlikte, yatırımcı duyarlılığının olumlu etkisini, spekülatif ve irrasyonel yatırımcıların kaçırma korkusu (FOMO) davranışına bağlanmıştır.

Anamika vd. (2021) yaptıkları çalışma ile yatırımcı duyarlılığının kripto para getirileri üzerindeki etkisini, Sentix veri tabanından elde edilen doğrudan ankete dayalı bir ölçüm ile incelemişlerdir. Elde edilen sonuçlar göre, yatırımcılar Bitcoin hakkında iyimser olduklarında Bitcoin fiyatının arttığını ortaya koymuştur. Ayrıca, baskın kripto para biri olan Bitcoin'in duyarlılığının diğer kripto para birimlerinin fiyatını etkilediğine dair kanıtlara ulaşılmış, öte yandan hisse senedi piyasası Baker-Wurgler duyarlılık Endeksi ve VIX Endeksi ile değerlendirildiğinde, hisse senedi piyasası yatırımcıları, piyasa hakkında olumsuz duygular beslemeye başladığından, kripto para fiyatlarının yükseldiğini göstermiş, diğer bir deyişle hisse senedi piyasası yatırımcılarını kripto para piyasasını alternatif olarak seçtiği bulgusuna ulaşılmıştır.

Guégan ve Renault (2021) yaptıkları çalışmada Sosyal medyadaki yatırımcı duyarlılığı ile gün içi Bitcoin getirileri arasındaki ilişkiyi araştırmak için StockTwits'e gönderilen yaklaşık bir milyon mesajdan oluşan bir veri seti kullanılmıştır. Yatırımcı duyarlılığı ile Bitcoin getirileri arasında 15 dakikaya kadar olan sıklıklarda istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki buldu. Daha düşük frekanslar için ilişki kaybolmaktadır. Ayrıca, duyarlılığın getiriler üzerindeki etkisinin Bitcoin balonunun etrafındaki döneme odaklandığı da bulunmuştur. Bununla birlikte, etkinin büyüklüğü oldukça küçüktür ve bir tüccarın sosyal medyada yayınlanan bilgiler üzerinde ticaret yaparak ekonomik kar elde etmeyi imkânsız hale getirdiği bulgusuna ulaşılmıştır.

Vo vd. (2021) yaptıkları çalışmada, Bitcoin'in gelişim sürecindeki beş farklı dönemi ayırt etmek için bir zaman serisi yapısal kırılma analizi kullanılarak Bitcoin fiyat hareketleri incelenmiştir. Bitcoin'e ait, 15 Ekim 2010'dan 1 Ocak 2020'ye kadar dakikalık, açık-yüksek-düşük-kapanış ve hacim ticaret verileri kullanılmıştır. Her dönem içinde, Bitcoin'in kapanış fiyatı, ekonomiklik, uzun vadeli istikrar yapısı, para politikası ve yatırımcı duyarlılığını kapsayan yerleşik bir dizi ekonomik gösterge göz önünde bulundurularak incelenmiştir. Elde edilen bulgular, Bitcoin'in spekülasyon bir ticaret mekanizması olmaktan çıkarak makroekonomik faktörlere duyarlı bağımsız bir yatırım aracı olduğu ve olgunlaştığını göstermektedir.

Singh vd. (2021) yaptıkları çalışmada, Bitcoin'in gelecekteki fiyatını tahmin edecek bir model önermiştir. Model, derin öğrenme yaklaşımlarına dayanmaktadır.

Önerilen model dört farklı derin öğrenme modelini içermektedir. Bu modeller Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM, Gated Recurrent Unit (GRU) ve Bidirectional GRU modelleridir. Tahminleme modellerinin performansı hesaplandığında Bidirectional GRU'nun en iyi tahmin sonuçları verdiği bulgusuna ulaşılmıştır.

Chen (2021) bu çalışmasıyla para teorisi, yönetim analizi, bilgisayar bilimi ve finans alanlarından faydalanarak, Bitcoin fiyatını etkileyen farklı etkenleri kapsamlı bir şekilde incelemiştir. Çalışmada çeşitli durağanlık testleri ve eş bütünleşme testi yapıldıktan sonra, Bitcoin fiyatını ampirik olarak tahmin etmek için temel olarak VEC modeli ile daha önceki çalışmalarda kullanılan alternatif modellerden VAR ve ADRL modelleri kullanılmıştır. 2009-2019 günlük verilerinden oluşan temel model, kısa vadede Bitcoin fiyatının esas olarak güncel durumdan ve finansal beklentilerden etkilendiğini, blok zinciri teknolojisi faktörlerinin ise Bitcoin fiyatı üzerinde yalnızca küçük bir etki gösterdiğini, ayrıca farklı ekonometrik modellerin kullanılması kısa vadede farklı sonuçlar verdiği bulgusuna ulaşılmıştır.

Shin, vd. (2021) çalışmalarında, Bitcoin fiyatını tahmin etmek için çeşitli zaman aralığı modellerini barındıran Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) mimarisini önermiştir. Saat ve dakika bilgilerini içeren veri setinde makul kaymalar sağladığı gösterilse de günlük verilerin nispeten deterministik bir kaymaya sahip olduğu, bu nedenle LSTM ağ mimarisinin, her bir veri setinden bireysel özellikleri ve fiyat tahminleri üzerindeki etkiyi başarılı bir şekilde yansıttığı görülmüştür. Reel verilerle yapılan deneysel sonuçlar, bu öğrenme mimarisinin, özellikle ani fiyat düşüşü gibi riskli zamanlarda fiyatları etkin bir şekilde tahmin etmede oldukça başarılı olduğunu göstermiştir.

Ullah vd. (2021) yaptıkları çalışmada, Cue kullanım teorisini ve sinyal teorisini uygulayarak, 1 Kasım 2019 ile 31 Mayıs 2021 arasında Bloomberg'den aldıkları Bitcoin fiyatına ilişkin bir panel veri kullanmış, ünlü kişilerin ve hükümet politikalarının Bitcoin fiyat oynaklığı arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Ünlü kişilerin Bitcoin'e yönelik olumlu ifade taşıyan tweetlerinin ve olumlu hükümet politikalarının, Bitcoin fiyatını önemli ölçüde ve olumlu bir şekilde etkilediği bulgusuna ulaşılmış,

ayrıca ünlülerin olumlu ifadelerin, Bitcoin fiyatında geçici bir 'üssel artışa' neden olabileceği sonucuna varılmıştır.

Liu vd. (2021) makalelerinde, kamuoyu ilgisi ve makroekonomik ortamın özellikleri gibi Bitcoin fiyatını etkileyen 40 belirleyici göz önünde bulundurarak, Bitcoin fiyatını tahmin etmek için stacked denoising autoencoders (SDAE) adlı bir derin öğrenme yöntemi kullanmışlardır. Sonuçlar, back propagation neural network (BPNN) ve support vector regression (SVR) yöntemleri gibi en popüler makine öğrenme yöntemleriyle karşılaştırıldığında, SDAE modelinin Bitcoin için hem yön hem de seviye tahmininde daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Gürsoy ve Sökmen (2021) çalışmalarında, Bitcoin fiyatı ile altın fiyatları arasında bir nedensellik-eşbütünlük ilişkisi olup olmadığını araştırmak amacıyla 10.01.2014 ile 11.12.2020 dönemlerini kapsayan günlük Bitcoin fiyatı kullanmışlardır. Çalışmalarında Toda Yamamoto nedensellik testi ile Maki Eşbütünlük testini uygulayarak, Toda Yamamoto nedensellik testi sonuçlarına göre, çift taraflı olarak nedensellik ilişkisinin olduğu saptanmış, ayrıca Maki eşbütünlük testi sonuçlarına göre ise, seriler arasında uzun dönemli ilişki olmadığı sonucuna varmışlardır.

Haffar ve Fur (2021) yaptıkları çalışmayla, Ocak 2011'den Aralık 2019'a kadar olan dönem ile Structural Vector Error Correction (SVEC ) modelini kullanarak gelişen ve gelişmiş ülkelerin finansal piyasalar üzerindeki şokların, Bitcoin fiyatı üzerindeki etkisini analiz etmişlerdir. Elde ettikleri sonuçlar, seçilen süreye ve alana göre farklılık göstererek kısa vadede, uzun vadede olduğundan daha yüksek etki olduğuna dair kanıtlara sunmuştur. Çalışmada, Kısa vadede Bitcoin fiyatı, gelişmekte olan Asya ülkeleri ile diğer pek çok ülkeden olumlu, Kuzey Amerika'dan olumsuz etkilenmekte; uzun vadede ise Bitcoin fiyatını yalnızca Asya ve Pasifik ülkeleri olumsuz, Avrupa ülkeleri ise olumlu etkilemekte, ayrıca süresi ne olursa olsun, diğer tüm bölgelerdeki şokların Bitcoin fiyatı üzerinde hiçbir etki yaratmadığı sonucuna varılmıştır.

Chkili (2021) makalesinde, 2013-2020 dönemlerine ait verileri kullanarak Bitcoin fiyatındaki oynaklık dinamiklerini tanımlamak için en iyi modeli belirlemeyi

amaçlamıştır. Çalışmada, uzun bellek modeli ve Markov anahtarlama modeli olmak üzere iki tür model kullanılarak, Bitcoin piyasasının oynaklık dinamiklerinde uzun belleğin varlığını göstermiştir. Ayrıca, uzun belleği açık bir şekilde hesaba katan FIGARCH modeli, Bitcoin fiyatlarının oynaklığını modellemede diğer tüm modellerden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır.

Ibrahim (2021) çalışmasında, Bitcoin kripto para biriminin erken piyasa hareketlerini tahmin etmek için Tweetlerin toplanmasını, manipüle edilmesini ve yorumlanmasını hedeflemiştir. Çalışmada, spesifik olarak Lojistik Regresyonlar, İkili Sınıflandırılmış Vektör Tahmini dahil olmak üzere duygu analizi ve metin madenciliği yöntemleri, Destek Vektör Mekanizması ve Naive Bayes modelleri seçilmiştir. Her model, covid-19 döneminde Twitter'dan alınan 'tweetler' ile ölçülen genel ruh hali durumlarını tahmin etme yetenekleri açısından değerlendirilerek, son teknoloji tahmin modellerinden daha yüksek performans elde eden bir XGBoost-Composite topluluk modeli oluşturulmuş ve Twitter duyarlılığı ile Bitcoin'in gelecekteki fiyat dalgalanmaları arasında açık bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir.

Samirkas (2020) tarafından yapılan çalışmada, Bitcoin'in popülaritesi ile Bitcoin fiyatı arasındaki ilişki çift yönlü olarak araştırılmış, "Bitcoin" anahtar kelimesi kullanılarak Google Trends aracılığıyla küresel ölçekte elde edilen aranma endeksi değerleri ile Bitcoin'in USD cinsinden fiyat seyrinin nedensellik ilişkisi incelenmiştir. Bu kapsamda Bitcoin fiyatı ile Google Trends Verileri arasındaki nedensellik ilişkisi VAR modeline dayalı Toda-Yamamoto testi ile incelenmiştir. Elde edilen bulgular sonucunda, Bitcoin Fiyatı ile Google Aramaları arasında tek yönlü bir nedensellik ilişkisi olduğu, bu ilişkinin Bitcoin fiyatının Google aramalarına doğru yüksek pozitif korelasyon ve nedensellik ilişkisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Şahin (2020) yaptığı çalışma ile Bitcoin etkileyen faktörlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışmada literatürde kullanılan değişkenlerden olan altın ve ABD dolarına ek olarak finansal baskı endeksi ve jeopolitik risk endeksinin etkisi de ölçülmeye çalışılmıştır. Bu amaçla 2012/1-2019/11 yılları arasında aylık veriler kullanılarak Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Uzanımları (MARS) yöntemi ile

analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular ışığında, belirli şartlar altında kullanılan tüm bağımsız değişkenlerin Bitcoin fiyatını etkileyebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Ali ve Shatabda (2020) yaptıkları çalışmada, bir tahmin modelini geliştirmek için uygun bir veri seçim yöntemini araştırılarak basit bir doğrusal regresyon tahmin algoritması eğitmek için bir model önerisinde bulunulmuştur. Böylece Lineer Regresyon modeli seçilerek 7 gün boyunca Bitcoin fiyatı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Doğrusal regresyon modeli kapsamında çeşitli metodolojiler, tanımlanan uygun bir veri yığınıyla eğitilerek tahmin için kabul edilebilir sonuçlara ulaşılmıştır. Hata hesaplaması için yüzde hata yöntemi uygulanmış olup model tahminleme doğruluğu %96,97 olarak bulunmuştur.

Sattarov vd. (2020) çalışmalarında, Twitter verileri kullanarak Bitcoin getirilerinin ne ölçüde tahmin edilebileceğini incelemişlerdir. Bitcoin ile ilgili tweetler ve finansal veriler üzerinde bir duygu analizcisi olan Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) kullanılmış olup Twitter duyarlılığının Bitcoin'in sonuçları için tahmin gücüne sahip olduğu orta çıkmış, elde edilen bulgular ile veriler arasında bir korelasyonun varlığını doğrulanmıştır. Bitcoin ile ilgili tweet duyarlılığına ve geçmiş Bitcoin fiyatına dayalı tahminler yaparken %62,48 oranında doğruluk gözlemlenmiştir.

Han vd. (2020) yaptıkları çalışmada, bir genetik algoritma ve NARX sinir ağı kullanarak günlük Bitcoin dönüş modeli önermişlerdir. Genetik algoritmanın, NARX sinir ağı mimarisine karar vermede Akaike bilgi kriteri, Monte Carlo simülasyonu ve bir hipotez testi kullanarak elde ettikleri bulguların, Schwarz bilgi kriterinden daha etkili olduğunu sonucuna ulaşımlarındadır. Ayrıca, genetik algoritma ve NARX sinir ağının bu hibrit modelini kullanarak günlük Bitcoin geometrik getirisini tahmin etmiş ve bir hipotez testi yoluyla ileri beslemeli bir sinir ağı tahmin modeliyle karşılaştırmasını sunmuş ve modelin verilerin eğilimini doğru bir şekilde tahmin edebildiğini ortaya koymuştur.

Aggarwal vd. (2020) çalışmalarında, Bitcoin'in fiyat davranışını analiz etmeyi amaçlayarak makine öğrenme algoritmasından faydalanmışlardır. Bu amaçla Bitcoin

fiyat serilerinin doğasını analiz etmek için Complete Empirical Ensemble Mode Decomposition (CEEMD) modelinden faydalanmışlardır. 2012'den 2018'e kadar olan günlük Bitcoin fiyatını modele dahil ederek Bitcoin fiyat serisindeki kısa vadeli, orta vadeli ve uzun vadeli eğilimi belirlemek ve Bitcoin fiyatını tahmin edip edemediğini bulmak için Support Vector Machine (SVM) öğrenme algoritmasını kullanmış, SVM'nin kısa vadede Bitcoin fiyatlarını beş adım ileride tahmin ettiği bulgusuna ulaşmışlardır.

Fassas vd. (2020) makalelerinde, yeni başlatılan “future sözleşmelerin” Bitcoin fiyat keşif sürecine katkısını incelemişleridir. Finansal piyasalarda fiyat keşfinin değerlendirilmesine ilişkin literatürde yerleşik metodolojileri kullanarak, merkezi olmayan spot piyasada işlem gören Bitcoin hacminin, vadeli işlem piyasasınkinden daha fazla olmasına rağmen, vadeli işlem piyasasının dahil edilmesinde daha önemli bir rol oynadığına dair kanıtlar bulmuşlardır. Bitcoin değeri hakkında yaptıkları ampirik araştırmalarla, aynı zamanda spot ve vadeli işlem piyasalarının gün içi oynaklığında güçlü çift yönlü bağımlılığa dair kanıtlar sunmuşlardır.

Chen vd. (2020) yaptıkları çalışma ile koronavirüs pandemisinin neden olduğu korku duyarlılığının Bitcoin fiyat dinamikleri üzerindeki etkisini incelemişlerdir. Koronavirüs ile ilgili kelimeler üzerinde saatlik Google arama sorgularını kullanarak koronavirüs korku duyarlılığı için yeni bir yöntemle, koronavirüse yönelik arama sonuçlarındaki artışın bir sonucu olarak piyasa oynaklığının korku hissi tarafından daha da kötüleştiği, negatif Bitcoin getirilerinin ve yüksek işlem hacminin koronavirüs ile ilgili korku hissi ile açıklanabileceği, Bitcoin'in pandemi sırasında güvenli bir liman olarak hareket etmediği bulgusunu sunmuşlardır.

Ahn ve Kim (2020) çalışmalarında Bitcoin fiyat dalgalanmalarının yatırımcıların duygu yapısıyla ne ölçüde ilişkili olduğu araştırılmıştır. Bu bağlamda; Hesaplamalı Dilbilim ve Psikodilbilim Araştırma Merkezi tarafından sunulan bir Python Kitaplığı, Loughran ve McDonald's sözlüğü ve noktasal karşılıklı bilgi yöntemiyle anlamsal yönlendirme olmak üzere üç metinsel duygu analizi tekniği kullanılmıştır. Elde edilen bulgular, yatırımcıların dikkat ve duyarlılık durumlarının Bitcoin fiyatlarında son derece yüksek oynaklığa ve sıçramalara neden olduğunu

göstermiş, ayrıca yatırımcıların duyarlılığının, varlık fiyatlarında nasıl şekillendiğine dair mevcut çalışmaları tanımlamıştır.

Kalyvas vd. (2020) yaptıkları çalışma ile Bitcoin fiyatının çökme riskinin ekonomik belirsizlik ve davranışsal faktörlerle ilişkisi incelenmiştir. Ekonomik belirsizliğin Bitcoin fiyatının çökme riski ile negatif ve anlamlı bir ilişkinin olduğu, bununla beraber ekonomik belirsizliğin yüksek olması durumunda Bitcoin'in çökme riskinin düşük olduğunu göstermiştir. Ayrıca davranışsal faktörlerin Bitcoin çökme riski ile zayıf bir ilişkisi olduğu, yatırımcıların Bitcoin'e yatırım yaparak ekonomik belirsizlikten korunabileceği sonucuna varılmıştır.

Othman vd. (2020) makalelerinde, fiyat tahmini için açık fiyat, yüksek fiyat, düşük fiyat ve kapanış fiyatı gibi dört girdi ile Bitcoin para biriminin simetrik oynaklık verilerini kullanmışlardır. Çalışmalarında, Artificial Neural Network (ANN) algoritmasına dayalı Rapid-Miner programı ve algoritmanın optimal faktör yüklemesini bulma yeteneğine sahip bir "optimize edilmiş operatör" ile birlikte Multilayer Neural Network (NN) kullanmış, ANN'nin gerçek fiyata karşı %92.15 doğruluk seviyesiyle Bitcoin piyasa fiyatlarını doğru bir şekilde tahmin etmek için etkili ve yeterli bir model olduğunu ortaya koymuşlardır.

Tuncel ve Gürsoy (2020) çalışmalarında, 06.08.2010 ile 06.01.2020 tarihlerini kapsayan Bitcoin fiyatı ile BİST100 ve VIX korku endeksi arasındaki nedensellik ilişkisinin varlığı test edilmiştir. İlk önce Zivot- Andrews yapısal kırılma testi ile durağanlık sınaması yapılmış, daha sonra Toda-Yamamoto nedensellik analizi uygulanmıştır. Çalışmanın ampirik bulguları sonucunda Bitcoin fiyatının her iki değişken üzerinde anlamlı bir etkisinin olmadığı görülmüş, VIX endeksinden BİST100 endeksine doğru tek yönlü bir nedenselliğin varlığı ortaya konmuştur.

Yıldırım (2020) yaptığı çalışmada, Bitcoin fiyatı ile "Bitcoin" kelimesinin Google Trends üzerinden aranma sayısı arasındaki ilişkiyi, 26.04.2015 ve 19.04.2020 tarihlerini kapsayan haftalık 261 gözlemden yararlanarak, ARDL testi ile incelenmiş ayrıca Philips Perron ve ADF birim kök testleri ile serilerin durağanlıkları kontrol edilmiştir. Yapılan sınır testine göre ele alınan iki değişken arasında eş bütünleşmenin

varlığı kanıtlanmıştır. Ayrıca yapılan Granger Testine göre Bitcoin Google arama sayısı ile Bitcoin fiyatı arasında tek yönlü bir ilişkinin varlığı elde edilmiştir.

Jo vd. (2020) yaptıkları çalışma ile, Bitcoin getirilerinin hem temel faktör hem de hissi yansıtma derecesi analiz edilmektedir. 18 Temmuz 2010 - 26 Şubat 2018 dönemlerinde, Bitcoin'e dönüşün yüksek duyarlılığa sahip bir beta stokunun özelliklerinin ne ölçüde gösterdiği araştırılmış, duyarlılığa bağlı bir faktör modelinin kullanıldığı analizde, büyük ölçüde Bitcoin getirilerinin yüksek duyarlılığa sahip beta hisse senetlerinin getirilerine benzediği bulgusuna ulaşılmıştır. Ayrıca, Volatilite Endeksi ile ölçülen duyarlılık yüksek olduğunda Bitcoin'in beklenen getirilerinin düşük olduğu ve duyarlılık düşük olduğunda beklenen getirilerin yüksek olduğu tespit edilmiştir.

Kaya vd. (2020) yaptıkları çalışma ile, makine öğrenimi, zaman serisi analizi ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak Bitcoin fiyatlarındaki dalgalanmalara ilişkin birtakım tahmin ve sınıflandırma yöntemleri değerlendirilmiştir. Çalışmalarında, koronavirüs pandemisi öncesi ve sonrası Bitcoin kapanış fiyatları ve yukarıdan aşağıya trendlere dayalı iki ayrı veri seti oluşturulmuştur. Bu iki veri seti üzerinde tahmin ve sınıflandırma yöntemlerinin başarısı irdelenmiştir. Karşılaştırmalar sonucunda pandemi öncesi verilerle yapılan çalışmada Destek Vektör Makineleri yönteminin, pandemi sonrası verilerle yapılan çalışmada ise ARIMA yöntemi oldukça başarılı sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Jalali ve Heidari (2020) yaptıkları çalışma ile "Grey System" teorisini kullanarak Bitcoin fiyatını ve değişim miktarını tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Bu amaçla birinci dereceden Grey Model (GM (1,1)) ile zaman serisinin trendini modellemek için birinci dereceden bir diferansiyel denklem kullanılmıştır. Ulaştıkları bulgular, Bitcoin'in 5 günlük zaman penceresindeki fiyat tahmininin GM (1,1) ile ortalama %1,14 hata ile elde edilebileceğini göstermiştir.

Gronwald (2019) çalışmasında, Bitcoin'in bir emtiaya ne kadar benzer olduğunun ele alarak Bitcoin'in ham petrol ve altın piyasası ile ayrıntılı ampirik karşılaştırmasını yapmış, Bitcoin fiyat hareketlerini tanımlamak için "talep şoku"

terimleri üzerinde durarak özellikle büyük fiyat hareketleri incelenmiştir. Son olarak iyi performans gösteren modeller arasında Combined jump-GARCH modelinin başarılı sonuçlar verdiğine değinmiştir.

Mallqui ve Fernandes (2019) çalışmalarında Bitcoin fiyat yön tahmini için ANN, Support Vector Machines (SVM) ve Ensemble algoritmalarının davranışını analiz ederek, Bitcoin'in maksimum, minimum ve kapanış fiyatlarının regresyonu için ANN ve SVM kullanılmıştır. Ayrıca, fiyat yönü tahminlerini iyileştirmeye çalışmak için regresyon sonuçları da girdi olarak kullanılmıştır. Sonuç olarak, seçilen özneliklerin ve en iyi makine öğrenimi modelinin, aynı bilgi dönemini kullanarak son teknolojik gelişmelere göre fiyat yönü tahminleri için %10'dan daha fazla doğrulukta bir gelişme sağladığı vurgulanmıştır.

Philippasa vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada Bitcoin fiyatının Twitter ve Google Trends'ten türetilen bilgilendirici sinyaller ve atfedilen sıçramalarla hareket edip etmediğini incelemek için ikili bir süreç yayılma modeli sunulmuştur. Ulaştıkları ampirik sonuçlar, Bitcoin fiyatlarının kısmen sosyal ağlarda medyanın dikkatine yönelik bir ivme tarafından yönlendirildiğini ve yatırımcıların duygusal bir iştahla hareket ettiklerini göstermiştir.

Guizani ve Nafti (2019) tarafından yapılan çalışmada, Bitcoin fiyat oynaklığın nedenlerini anlamak, fiyatın ana belirleyicilerini tespit etmek, analiz etmek ve etkilerini tahmin etmek için 19/12/2011 ile 06/02/2018 arasındaki dönemde günlük verilere zaman serileri uygulanmıştır. Auto Regressive Distributed Lag (ARDL) modeli, Toda-Yamamoto ve Granger nedensellik testi de dahil olmak üzere çeşitli yaklaşımlar kullanılmıştır. Ulaşılan tahmini sonuçlara göre adres sayısının, çekicilik göstergesinin ve madencilik zorluğunun seçilen zaman içerisindeki değişikliklerle Bitcoin fiyatı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu, öte yandan işlem hacminin, hisse senedi fiyatlarının, EUR/USD döviz kurunun, makroekonomik ve finansal gelişmelerin, Bitcoin fiyatını uzun vadede olduğu kadar kısa vadede de etkilemediğini göstermiştir.

Gemici ve Polat (2019) yaptıkları çalışmada, Bitcoin'in fiyatı ile hacmi arasındaki ilişkiyi tespit etmek amacıyla, 1 Ocak 2012 ile 7 Nisan 2018 tarihlerini kapsayan toplam 2.286 gözlem verisi kullanarak simetrik ve asimetrik bir nedensellik testi uygulamışlardır. Elde ettikleri bulgular kapsamında; standart nedensellik testi, fiyattan hacme doğru bir nedensellik ilişkisi olduğunu göstermiştir. Değişkenlerin pozitif ve negatif şoklar arasında yapılan asimetrik nedensellik testi sonuçlarına göre ise Bitcoin fiyatındaki negatif şoklardan, işlem hacmindeki negatif şoklara ve işlem hacmindeki pozitif şoklardan, fiyatlardaki pozitif şoklara doğru tek yönlü bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Ayrıca Bitcoin fiyatı ile hacmi arasındaki ilişkinin eş bütünlük olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Maciel ve Ballini (2019) çalışmaları ile Fractionally Cointegrated Vector Autoregressive (FCVAR) modeli kullanılarak Ocak 2012'den Şubat 2018'e kadar olan dönemi kapsayan günlük yüksek ve düşük Bitcoin fiyatlarının modellenmesini ve tahmin edilmesini amaçlamışlardır. Ulaşılan ampirik bulgular, günlük yüksek ve düşük Bitcoin fiyatı arasında önemli bir eşbütünlük ilişkisine ve aralık için uzun hafıza kanıtına işaret etmiştir. Ayrıca yüksek ve düşük Bitcoin fiyatlarının tahmin edilebilir olduğu ve kısmi olarak eşbütünlük yaklaşımının kripto para piyasası uygulayıcıları için potansiyel bir tahmin aracı olarak görüldüğü bulgusuna varılmıştır.

Millera vd. (2019) çalışmalarında, 1 dakikalık fiyat verilerine dayalı olarak Bitcoin kripto para birimi için otomatik fiyat modeli arama prosedürünü incelenmiştir. Bunu başarmak için, Spline düzleştirme parametrik olmayan regresyon yöntemine dayalı bir arama algoritması önerilmiştir. Bazı iyi bilinen teknik analiz kalıplarını araştırılmış ve kalıpların etkinliğini değerlendirmek için algoritmik ticaret stratejisi oluşturulmuştur. Teknik analiz modellerini tanımlamak için Spline'leri yumuşatma yönteminin ve belirli teknik analiz modellerine dayalı stratejilerin, koşulsuz ticaret stratejilerinin sonuçlarını önemli ölçüde aşan getiriler sağladığı bulunmuştur.

Mittal vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada, Bitcoin fiyatı ile Twitter ve Google arama modelleri arasındaki korelasyonu belirlemeyi amaçlamışlardır. Çalışma neticesinde Doğrusal Regresyon, Polinom Regresyon, Tekrarlayan Sinir Ağı ve Uzun Kısa Süreli Bellek temelli analiz, Google Trendler ve Tweet hacmi verilerinin Bitcoin

fiyatı ile ilgili önemli ölçüde bir korelasyona sahip olduğu ve tweetlerin duygularıyla önemli bir ilişkinin olmadığı sonucuna varılmıştır.

Eom vd. (2019) yaptıkları çalışma ile Bitcoin getiri ve oynaklığının istatistiksel özelliklerini ve tahmin edilebilirliğini araştırmışlardır. Çalışmada Bitcoin, finansal zaman serilerinde stilize edilmiş gerçeklerin aksine, oynaklığın kalıcılığının dinamik özelliğini göstermediği, geçmiş oynak verilerini kullanan Otoregresif Modelin, gelecek dönemler için Bitcoin oynaklığındaki değişiklikleri tahmin etmede yeterli olmadığı ortaya konmuştur. Öte yandan Bitcoin ile ilgili yatırımcı duyarlılığının, gelecek dönemler için Bitcoin oynaklığındaki değişiklikleri açıklamak için önemli bir bilgi değerine sahip olduğunu, Bitcoin'in parasal bir varlıktan ziyade yüksek oynaklığa ve yatırımcı duyarlılığına bağımlı bir yatırım varlığı gibi görüldüğünü sonucuna varılmıştır.

Özsoy (2019) çalışmasında, Bitcoin'in arz - talep ve fiyat ilişkisi, 10.02.2017 – 26.03.2019 dönemlerini kapsayan günlük veriler kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmada, ADF ve Phillips Perron yöntemleri kullanılarak serilerin durağanlığı tespit edilmiştir. Elde edilen Sonuçlara göre, bir çok dış faktör olmasına rağmen Bitcoin kripto para birimini etkileyen üç rejimli ve iki gecikmeli MSIA(3) – VECM(2,2) modelinin piyasa dengesini ve iş çevrimlerini başarılı bir şekilde yansıttığı görülmüştür.

Karalevicius vd. (2018) tarafından yapılan araştırmada, medya duyarlılığı ile Bitcoin fiyatı arasındaki etkileşim ölçülmüştür. İlgili haber metinlerinin yanı sıra blog yazılarının veri tabanı bu araştırma kapsamında toplanmıştır. Her bir metinde kullanılan olumsuz ve olumlu kelimelere bağlı olarak bir duyarlılık puanı verilmiştir. Elde edilen bulgular neticesinde, medya duyarlılığı ile Bitcoin fiyatı arasında bir etkileşim olduğu ve yatırımcıların kısa sürede haberlere aşırı tepki verme eğiliminde olduğu tespit edilmiştir.

Dirican ve Canoz (2017) çalışmalarında, Bitcoin fiyatlarının borsa işlemlerinde yatırımcı kararları üzerinde bir etkisi olup olmadığı hedeflenmiştir. ARDL sınır testi yöntemi kullanılarak elde edilen bulgular, Bitcoin fiyatları ile önde gelen ABD ve

Çin borsa endeksleri arasında eşbütünleşme ilişkisi gözlemlenmiştir. Bu bağlamda bu borsalardaki yatırımcıların uzun vadeli yatırım karar süreçlerinde Bitcoin fiyatlarından etkilenebilecekleri sonucuna varılmıştır.

Yapılan literatür taraması bir bütün olarak değerlendirildiğinde, Blockchain veya Bitcoin ile ilgili çalışmaların çok büyük bir bölümünün bağımlı değişkeni Bitcoin fiyatı iken bağımsız değişken kısmında küresel petrol fiyatı, FED faizi, küresel çaplı büyük borsalar, Google Trends verileri, ülkelerin yerel borsaları, altının ons fiyatı gibi verilerin sürekli kullanıldığı ve bu veri setlerinden çeşitli modellemeler yapılarak ekonometrik bulgulara ulaşıldığı gözlemlenmiştir. Dolayısı ile Blockchain ekosistemi içerisinde şekillenmiş olan hesaplama araçlarına neredeyse hiç yer verilmemiştir. Bu nedenle bu çalışma, Blockchain ekosistemi içerisinde yer alan pek çok hesaplama yöntemi gösterge ve formüller ön testten geçirilerek Spent Output Profit Ratio ve Puell Multiple verileri ile Bitcoin Aktif Adres verisi kullanılarak literatüre katkı sağlanmaya çalışılmıştır. Yapılan literatür taramasının tablolaştırılmış hali Tablo 2.1’de yer almaktadır.

**Tablo 2.1:** Literatür Tablosu

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Cüneyt Dirican, İsmail Canoz (2017)	Bitcoin fiyatlarının borsa işlemlerinde yatırımcı kararları üzerindeki etkisi. ARDL sınır testi yöntemi	24 Mayıs 2013 - 05 Kasım 2017 tarihleri arası haftalık 206 gözlem	Bitcoin fiyat düzeyleri ile önde gelen ABD ve Çin borsa endeksleri arasında eşbütünleşme ilişkisi gözlemlenmiştir. Bu açıdan bu borsalardaki yatırımcıların uzun vadeli yatırım karar süreçlerinde Bitcoin fiyatlarından etkilenebilecekleri sonucuna varılmıştır
Vytautas Karalevicius, Niels Degrande, Jochen De Weerd (2018)	Medya duyarlılığı ile Bitcoin fiyatı arasındaki etkileşim. WordNet Lemmatizer, Lexicon-based sentiment analysis yöntemi	2014 Ocak - 2016 Şubat Dönemi için günlük veri	Medya duyarlılığı ile Bitcoin fiyatı arasında bir etkileşim olduğu ve yatırımcıların kısa sürede haberlere aşırı tepki verme eğiliminde olduğu tespit edilmiştir

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Marc Gronwald (2019)	Bitcoin'in ham petrol ve altın piyasası ile ayrıntılı ampirik karşılaştırması. Talep şoku, Combined jump-GARCH modeli	Gözlem süreleri sırasıyla 7/02/2011 - 2/24/2014 ve 9/16/2011 - 1/25/2019 dönemleri için günlük kapanış fiyatları	Bitcoin fiyatlarında gözlemlenen hareketler Bitcoin talep şoklarının bir sonucu olduğunu ve Bitcoin piyasasının olgunlaştığına dair bulgulara ulaşılmıştır
Dennys C.A.Mallqui, Ricardo A.S.Fernandes (2019)	Bitcoin fiyat yön tahmini. ANN, Support Vector Machines (SVM) ve Ensemble algoritmalarının davranışını analiz ederek, Bitcoin'in maksimum, minimum ve kapanış fiyatlarının regresyonu için ANN ve SVM kullanılmıştır	11 Eylül 2011 ile 22 Ağustos 2017 arasındaki günlük Bitcoin verileri	seçilen özneliklerin ve en iyi makine öğrenimi modelinin, aynı bilgi dönemini kullanarak son teknolojik gelişmelere göre fiyat yönü tahminleri için %10'dan daha fazla doğrulukta bir gelişme sağladığı vurgulanmıştır
Dionisis Philippasa, Hatem Rjiba, Khaled; Guesmi, Stéphane Goutte (2019)	Bitcoin fiyatının Twitter ve Google Trends'ten türetilen bilgilendirici sinyaller ve atfedilen sıçramalarla hareket edip etmediğini. Tanımlayıcı istatistikler, ortalama, standart sapma, çarpıklık ve basıklık hesaplamaları ve iki değişkenli bir VARX çerçevesi üzerine inşa edilen Granger nedensellik yaklaşımını	1 Ocak 2016 ile 28 Mayıs 2018 arasında kapsayan günlük Bitcoin fiyat seviyeleri	Bitcoin fiyatlarının kısmen sosyal ağlarda medyanın dikkatine yönelik bir ivme tarafından yönlendirildiğini ve yatırımcıların duygusal bir iştahla hareket ettiklerini göstermiştir.
Sana Guizani, Ines Kahloul Nafti (2019)	Bitcoin fiyat oynaklığın nedenlerini anlamak, fiyatın ana belirleyicilerini tespit etmek. Auto Regressive Distributed Lag (ARDL) modeli, Toda-Yamamoto ve Granger nedensellik testi	19/12/2011 ile 06/02/2018 arasındaki dönemde günlük veriler	Adres sayısının, çekicilik göstergesinin ve madencilik zorluğunun seçilen zaman içerisindeki değişikliklerle Bitcoin fiyatı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu, öte yandan işlem hacminin, hisse senedi fiyatlarının, EUR/USD döviz kurunun, makroekonomik ve finansal gelişmelerin, Bitcoin fiyatını uzun vadede olduğu kadar kısa vadede de etkilemediğin göstermiştir
Eray Gemici, Müslüm Polat (2019)	Bitcoin'in fiyatı ile hacmi arasındaki ilişkiyi tespit etmek. Simetrik ve asimetrik bir nedensellik testi	1 Ocak 2012 ile 7 Nisan 2018 tarihlerini kapsayan toplam 2.286 günlük fiyat ve hacim verileri	Bitcoin fiyatlarındaki negatif şoklardan işlem hacmindeki negatif şoklara ve ticaretteki pozitif şoklara kadar tek taraflı bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Ayrıca Bitcoin fiyatı ile hacim arasındaki eşbütünleşik ilişki tespit edilmiştir

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Leandro Maciel, Rosangela Ballini (2019)	Günlük yüksek ve düşük Bitcoin fiyatlarının modellenmesini ve tahmin edilmesi. Fractionally Cointegrated Vector Autoregressive (FCVAR) modeli	Ocak 2012'den Şubat 2018'e kadar olan dönemi kapsayan günlük Bitcoin fiyatı	Yüksek ve düşük Bitcoin fiyatlarının tahmin edilebilir olduğu ve kısmi olarak eşbütünleşik yaklaşımın kripto para piyasası uygulayıcıları için potansiyel bir tahmin aracı olarak görüldüğü bulgusuna varılmıştır
Nikolay Millera, Yiming Yanga, Bruce Sunb, Guoyi Zhang (2019)	Bitcoin kripto para birimi için otomatik fiyat modeli arama prosedürünün incelenmesi. Spline düzleştirmenin parametrik olmayan regresyon yöntemine dayalı bir arama algoritması	5 Şubat 2018 - 6 Mart 2018 dönemi kapsayan dakikalık 43.199 gözlem	Teknik analiz modellerini tanımlamak için Spline'leri yumuşatma yönteminin ve belirli teknik analiz modellerine dayalı stratejilerin, koşulsuz ticaret stratejilerinin sonuçlarını önemli ölçüde aşan getiriler sağladığı bulunmuştur
Aditi Mittal, Vipasha Dhiman, Ashi Singh, Chandra Prakash (2019)	Bitcoin fiyatı ile Twitter ve Google arama modelleri arasındaki korelasyonu belirleme. Doğrusal Regresyon, Polinom Regresyon, Tekrarlayan Sinir Ağı ve Uzun Kısa Süreli Bellek temelli analiz	9 Nisan 2014'ten 07 Ocak 2019'a arası, dakikalık Bitcoin fiyat verisi	Google Trendler ve Tweet hacmi verilerinin Bitcoin fiyatı ile ilgili önemli ölçüde bir korelasyona sahip olduğu ve tweetlerin duygularıyla önemli bir ilişkinin olmadığı sonucuna varılmıştır
Dionisis Philippasa, Hatem Rjiba, Khaled Guesmi, Stéphane Goutte (2019)	Bitcoin fiyatının Twitter ve Google Trends'ten türetilen bilgilendirici sinyaller ve atfedilen sıçramalarla hareket edip etmediğini incelemek. Bir sıçrama difüzyon modelinde bir momentum faktörü olarak çift üstel bileşik bir süreç ile ikili bir süreç yayılma modeli	1 Ocak 2016 ile 28 Mayıs 2018 arası kapsayan Bitcoin fiyat seviyeleri	Bitcoin fiyatlarının kısmen sosyal ağlarda medyanın dikkatine yönelik bir ivme tarafından yönlendirildiğini ve yatırımcıların duygusal bir iştahla hareket ettiklerini göstermiştir
Sana Guizani, Ines Kahloul Nafti (2019)	Bitcoin fiyat oynaklığın nedenlerini anlamak, fiyatın ana belirleyicilerini tespit etmek, analiz etmek ve etkilerini tahmin etmek. Auto Regressive Distributed Lag (ARDL) modeli, Toda-Yamamoto ve Granger nedensellik testi de dahil olmak üzere çeşitli yaklaşımlar	19/12/2011 ile 06/02/2018 arasındaki dönemde günlük veriler	Bitcoin adres sayısının, çekicilik göstergesinin ve madencilik zorluğunun seçilen zaman içerisindeki değişikliklerle Bitcoin fiyatı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu, öte yandan işlem hacminin, hisse senedi fiyatlarının, EUR/USD döviz kurunun, makroekonomik ve finansal gelişmelerin, Bitcoin fiyatını uzun vadede olduğu kadar kısa vadede de etkilemediğini göstermiştir

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Leandro Maciel, Rosangela Ballini (2019)	Bitcoin fiyatlarının modellenmesini ve tahmin edilmesi. Fractionally Cointegrated Vector Autoregressive (FCVAR) modeli	Ocak 2012'den Şubat 2018'e kadar olan dönemi kapsayan günlük yüksek ve düşük Bitcoin fiyatları	Günlük yüksek ve düşük Bitcoin fiyatı arasında önemli bir eşbütünleşme ilişkisine ve aralık için uzun hafıza kanıtına işaret etmiştir. Ayrıca yüksek ve düşük Bitcoin fiyatlarının tahmin edilebilir olduğu ve kısmi olarak eşbütünleşik yaklaşımın kripto para piyasası uygulayıcıları için potansiyel bir tahmin aracı olarak görüldüğü bulgusuna varılmıştır
Aditi Mittal, Vipasha Dhiman, Ashi Singh, Chandra Prakash (2019)	Bitcoin fiyatı ile Twitter ve Google arama modelleri arasındaki korelasyonu belirlemek. Doğrusal Regresyon, Polinom Regresyon, Tekrarlayan Sinir Ağı ve Uzun Kısa Süreli Bellek temelli analiz	9 Nisan 2014'ten 07 Ocak 2019'a kadar her 1 dakikada bir Ağırlıklı Fiyat ve İşlem Hacmi verisi	Google Trendler ve Tweet hacmi verilerinin Bitcoin fiyatı ile ilgili önemli ölçüde bir korelasyona sahip olduğu ve tweetlerin duyularıyla önemli bir ilişkinin olmadığı sonucuna varılmıştır
Cheoljun Eom, Taisei Kaizoji, Sang Hoon Kanga, Lukas Pichl (2019)	Bitcoin getiri ve oynaklığının istatistiksel özellikleri ve tahmin edilebilirliği. Tahmine dayalı modelleme için GTI değişim oranı ve Otoregresif Modeli	3 Ekim 2011–31 Mayıs 2017 tarihleri arasındaki 2050 işlem günü verisi	Bitcoin'in parasal bir varlıktan ziyade aşırı oynaklığa ve yatırımcı duyarlılığına bağlı bir yatırım enstrümanı gibi görüldüğü sonucuna ulaşılmıştır
Çiğdem Yılmaz Özsoy (2019)	Bitcoin'in arz - talep ve fiyat ilişkisi. ADF ve Phillips Perron yöntemleri ile üç rejimli ve iki gecikmeli MSIA(3), VECM(2,2) modeli	10.02.2017 – 26.03.2019 dönemlerini kapsayan günlük veriler	Bir çok dış faktör olmasına rağmen Bitcoin kripto para birimini etkileyen üç rejimli ve iki gecikmeli MSIA(3) – VECM(2,2) modelinin piyasa dengesini ve iş çevrimlerini başarılı bir şekilde yansıttığı görülmüştür
Mustafa Can Samirkas (2020)	Google Aramaları ile Bitcoin'in popülaritesi ile Bitcoin fiyatı arasındaki ilişki çift yönlü olarak araştırılması. Bitcoin fiyatı ile Google Trends Verileri arasındaki nedensellik ilişkisi VAR modeline dayalı Toda-Yamamoto testi	Nisan 2013-Mart 2020 tarihleri arasındaki aylık veriler	Bitcoin Fiyatı ile Google Aramaları arasında tek yönlü bir nedensellik ilişkisi olduğu, bu ilişkinin Bitcoin fiyatının Google aramalarına doğru yüksek pozitif korelasyon ve nedensellik ilişkisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Eyyüp Ensari Şahin (2020)	Bitcoin etkileyen altın ve ABD dolarına ek olarak finansal baskı endeksi ve jeopolitik risk endeksinin etkisi. Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Uzanımları (MARS) yöntemi	2012/1-2019/11 dönemleri arasındaki aylık veriler	Belirli şartlar altında kullanılan tüm bağımsız değişkenlerin Bitcoin fiyatını etkileyebileceği sonucuna ulaşılmıştır
Mohammad Ali, Swakkhar Shatabda (2020)	Bitcoin fiyat tahmini için basit bir doğrusal regresyon tahmin algoritması eğitmek için bir model önerisi. Lineer Regresyon modeli	2014-12-01 ile 2020-04-22 arasında 4363457 satır veya örneğe eşit 1 dakikalık veriler	Hata hesaplaması için yüzde hata yöntemi uygulanmış olup model tahminleme doğruluğu %96,97 olarak bulunmuştur
Otabek Sattarov, Heung Seok Jeon, Ryumduck Oh, Jun Dong Lee (2020)	Twitter verileri kullanarak Bitcoin getirilerinin ne ölçüde tahmin edilebileceği önerisi. Bir duygu analizcisi olan Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) yöntemi	12 Mart 2018'den 12 Mayıs 2018'e kadar 60 günlük veri	Twitter duyarlılığının Bitcoin'in sonuçları için tahmin gücüne sahip olduğu, Bitcoin ile ilgili tweet duyarlılığına ve geçmiş Bitcoin fiyatına dayalı tahminler yaparken %62,48 oranında doğruluk gözlemlenmiştir
Jin-Bom Han, Sun-Hak Kim, Myong-Hun Jang, Kum-Sun Ri (2020)	Günlük Bitcoin fiyat dönüş modeli önerisi. NARX sinir ağı, Akaike bilgi kriteri, Monte Carlo simülasyonu ve bir hipotez testi	28 Nisan 2013 - 25 Mart 2018 tarihleri arasındaki günlük ortalama Bitcoin fiyatları	Modelin verilerin eğilimini doğru bir şekilde tahmin edebildiğini ortaya koymuştur
Divya Aggarwal Shabana Chandrasekara, Balamurugan Annamalai (2020)	Makine öğrenme algoritması yöntemiyle Bitcoin'in fiyat davranışını analiz etmek. Complete Empirical Ensemble Mode Decomposition (CEEMD) modeli ve Support Vector Machine (SVM) öğrenme algoritması	2012'den 2018'e kadar olan günlük Bitcoin fiyatı	SVM'nin kısa vadede Bitcoin fiyatlarını beş adım ileride tahmin edebildiği sonucuna varılmıştır

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Athanasios P. Fassas, Stephanos Papadamou, Alexandros Koulis (2020)	Yeni başlatılan “future sözleşmelerin” Bitcoin fiyat keşif sürecine katkısı. Finansal piyasalarda fiyat keşfinin değerlendirilmesine ilişkin literatürde yerleşik metodolojiler	2 Ocak 2018 ile 31 Aralık 2018 arasındaki döneme ait saatlik veri	Spot ve vadeli işlem piyasalarının gün içi oynaklığında güçlü çift yönlü bağımlılığa dair kanıtlar sunulmuştur
Conghui Chen, Lanlan Liu, Ningru Zhao (2020)	Koronavirüs pandemisinin neden olduğu korku duyarlılığının Bitcoin fiyat dinamikleri üzerindeki etkisi. Vektör otoregresif (VAR) model ile Saatlik Google arama sorgularını kullanarak koronavirüs korku duyarlılığı analizi	15 Ocak 2020 ile 24 Nisan 2020 arası saatlik veri	Koronavirüse yönelik arama sonuçlarındaki artışın bir sonucu olarak piyasa oynaklığının korku hissi tarafından daha da kötüleştiği, negatif Bitcoin getirilerinin ve yüksek işlem miktarının koronavirüsle ilgili korku hissi ile açıklanabileceği, Bitcoin'in pandemi sırasında güvenli bir liman olarak hareket etmediği bulgusuna varılmıştır
Ahn Yongkil, Dongyeon Kim (2020)	Bitcoin fiyat dalgalanmalarının yatırımcıların duygu yapısıyla olan ilişki. Python Kitaplığı, Loughran ve McDonald's sözlüğü ve noktasal karşılıklı bilgi yöntemi	1 Ocak 2017 ile 31 Aralık 2018 arası gün içi veriler	Yatırımcıların dikkat ve duyarlılık durumlarının Bitcoin fiyatlarında son derece yüksek oynaklığa ve sıçramalara neden olduğunu göstermiş
Antonios Kalyvas, Panayiotis Papakyriakou, Athanasios Sakkas, Andrew Urquhart (2020)	Bitcoin fiyatının çökme riskinin ekonomik belirsizlik ve davranışsal faktörlerle ilişkisi. VIX endeksi, Haber Tabanlı Endeksi (EPU), Thomson Reuters MarketPsych Endekslerini (TRMI) yöntemleri	Eylül 2011 - Aralık 2018 dönemi için Bitcoin günlük fiyat verisi	Ekonomik belirsizliğin Bitcoin fiyatının çökme riski ile negatif ve anlamlı bir ilişkinin olduğu, bununla beraber ekonomik belirsizliğin yüksek olması durumunda Bitcoin'in çökme riskinin düşük olduğunu göstermiştir. Ayrıca davranışsal faktörlerin Bitcoin çökme riski ile zayıf bir ilişkisi olduğu, yatırımcıların Bitcoin'e yatırım yaparak ekonomik belirsizlikten korunabileceği sonucuna varılmıştır

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Anwar Hasan Abdullah Othman, Salina Kassim, Romzie Bin Rosman, Nur Harena Binti Redzuan (2020)	Açık fiyat, yüksek fiyat, düşük fiyat ve kapanış fiyatı gibi dört girdi ile Bitcoin para biriminin simetrik oynaklık verileri yardımıyla fiyat tahmini. Artificial Neural Network (ANN) algoritmasına dayalı Rapid-Miner programı ve algoritmanın optimal faktör yüklemesini bulma yeteneğine sahip bir "optimize edilmiş operatör" ile birlikte Multilayer Neural Network (NN)	1 Ocak 2014 ile 24 Temmuz 2019 arasındaki günlük veriler	ANN'nin gerçek fiyata karşı %92.15 doğruluk seviyesiyle Bitcoin piyasa fiyatlarını doğru bir şekilde tahmin etmek için etkili ve yeterli bir model olduğunu ortaya koymuştur
Mert Baran Tuncel, Samet Gürsoy (2020)	Bitcoin fiyatı ile BİST100 ve VIX korku endeksi arasındaki nedensellik ilişkisi. Zivot- Andrews yapısal kırılma testi, Toda-Yamamoto nedensellik analizi	06.08.2010 ile 06.01.2020 arası dönem	Bitcoin fiyatının her iki değişken üzerinde anlamlı bir etkisinin olmadığı görülmüş, VIX endeksinden BİST100 endeksine doğru tek yönlü bir nedenselliğin varlığı ortaya konmuştur
Çilem Yıldırım (2020)	Bitcoin fiyatı ile "Bitcoin" kelimesinin Google Trends üzerinden aranma sayısı arasındaki ilişki. ARDL testi, Philips Perron ve ADF birim kök testleri	26.04.2015 ve 19.04.2020 tarihlerini kapsayan haftalık 261 gözlem	Yapılan sınır testine göre ele alınan iki değişken arasında eş bütünleşmenin varlığı kanıtlanmıştır. Ayrıca yapılan Granger Testine göre Bitcoin Google arama sayısı ile Bitcoin fiyatı arasında tek yönlü bir ilişkinin varlığı elde edilmiştir
Hoje Jo, Haehean Park, Hersh Shefrin (2020)	Bitcoin getirilerinin hem temel faktör hem de hissi yansıtma derecesi analizi. Volatilité Endeksi ve duyarlılık beta stoku	18 Temmuz 2010 - 26 Şubat 2018 dönemi günlük veriler	Bitcoin getirilerinin yüksek duyarlılığa sahip beta hisse senetlerinin getirilerine benzediği bulgusuna ulaşılmıştır. Ayrıca, Volatilité Endeksi ile ölçülen duyarlılık yüksek olduğunda Bitcoin'in beklenen getirilerinin düşük olduğu ve duyarlılık düşük olduğunda beklenen getirilerin yüksek olduğu tespit edilmiştir

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Uğur Kaya, Fırat Akba, İhsan Tolga Medeni, Tunç Durmuş Medeni (2020)	Makine öğrenimi, zaman serisi analizi ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak Bitcoin fiyatlarındaki dalgalanmalara ilişkin birtakım tahmin ve sınıflandırma yöntemleri. SVM, ARIMA ve LSTM yöntemleri yöntemi	5 Şubat 2018 ile 27 Ekim 2019 tarihleri arasında BTC/USD kurundaki gün sonu kapanış fiyatları	Pandemi öncesi verilerle yapılan çalışmada Destek Vektör Makineleri yönteminin, pandemi sonrası verilerle yapılan çalışmada ise ARIMA yöntemi oldukça başarılı sonuçlar verdiğini göstermiştir
Mahboubeh Faghieh Mohammadi Jalali, Hanif Heidari (2020)	“Grey System” teorisini kullanarak Bitcoin fiyatını ve değişim miktarını tahmin etmek. “Grey System” teorisini (GM 1.1)	23 Mayıs 2018 - 26 Mayıs 2018 dönemi için Bitcoin günlük kapanış fiyatı	GM ( 1 , 1 ) modelinin Bitcoin'in fiyatını doğru bir şekilde tahmin ettiğini ve uygun zaman çerçevesini seçerek ve yatırım varlıklarını yöneterek yaklaşık %98'lik bir maksimum kar güven seviyesi elde edilebileceğini göstermiştir
Derya Güler (2021)	Yatırımcı duyarlılığının Bitcoin getirileri ve koşullu oynaklık üzerindeki etkisi. EGARCH modeli, VAR modeli	Ocak 2014'ten Ağustos 2020'ye kadar olan dönem için günlük veri	Yatırımcı duyarlılığının özellikle Covid-19 salgını sonrasında Bitcoin getirileri ve oynaklığı üzerinde olumlu bir etkisinin olduğu
Anamika, Madhumita Chakraborty, Sowmya Subramaniam (2021)	Yatırımcı duyarlılığının kripto para getirileri üzerindeki etkisi. Sentix veri tabanından elde edilen doğrudan ankete dayalı bir ölçüm, Baker-Wurgler duyarlılık Endeksi ve VIX Endeksi	Eylül 2017 - Şubat 2020 dönemi için Haftalık Bitcoin yatırımcı Duyarlılık Endeksi verileri,	Yatırımcılar Bitcoin hakkında iyimser olduklarında Bitcoin fiyatının arttığını, hisse senedi piyasası yatırımcıları, piyasa hakkında olumsuz duygular beslemeye başladığından, kripto para fiyatlarının yükseldiği
Dominique Guégan, Thomas Renault (2021)	Sosyal medyadaki yatırımcı duyarlılığı ile gün içi Bitcoin getirileri arasındaki ilişki. iStockTwits'e gönderilen yaklaşık bir milyon mesajdan oluşan bir veri analizi	1 Ağustos 2017 ile 1 Aralık 2019 arasındaki dönemler için günlük veri	Yatırımcı duyarlılığı ile Bitcoin getirileri arasında 15 dakikaya kadar olan sıklıklarda istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulundu

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Au Vo, Thomas A. Chapman, Yen-Sheng Lee (2021)	Bitcoin'in gelişim sürecindeki beş farklı dönemi ayırt etmek için bir zaman serisi yapısal kırılma analizi kullanılarak Bitcoin fiyat hareketleri incelenmiştir.Bitcoin'in kapanış fiyatı, ekonomiklik, uzun vadeli istikrar yapısı, para politikası ve yatırımcı duyarlılığını kapsayan yerleşik bir dizi ekonomik gösterge göz önünde bulundurularak incelenmiştir	15 Ekim 2010'dan 1 Ocak 2020'ye kadar dakikalık, açık-yüksek-düşük-kapanış ve hacim ticaret verileri	Bitcoin'in spekülasyon bir ticaret mekanizması olmaktan çıkarak makroekonomik faktörlere duyarlı bağımsız bir yatırım aracı olduğu ve olgunlaştığını göstermektedir
Ashish Singh, Abhinav Kumar, Zahid Aktar (2021)	Bitcoin'in gelecekteki fiyatını tahmin edecek bir model önermiştir. Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM, Gated Recurrent Unit (GRU) ve Bidirectional GRU modelleri	01-03-2016'dan 26-02-2021'e kadar olan dönem için Bitcoin günlük açılış ve kapanış fiyatı	Tahminleme modellerinin performansı hesaplandığında Bidirectional GRU'nun en iyi tahmin sonuçları verdiği bulgusuna ulaşılmıştır
Yuanyuan (Catherine) Chen (2021)	Para teorisi, yönetim analizi, bilgisayar bilimi ve finans alanlarından faydalanarak, Bitcoin fiyatını etkileyen farklı etkenler. VEC modeli ile daha önceki çalışmalarda kullanılan alternatif modellerden VAR ve ADRL modelleri	2009-2019 Bitcoin günlük fiyat verileri	Kısa vadede Bitcoin fiyatının esas olarak güncel durumdan ve finansal beklentilerden etkilendiğini, blok zinciri teknolojisi faktörlerinin ise Bitcoin fiyatı üzerinde yalnızca küçük bir etki gösterdiğini, ayrıca farklı ekonometrik modellerin kullanılması kısa vadede farklı sonuçlar verdiğine ulaşılmıştır
MyungJae Shin, David Mohaisen, Joongheon Kim (2021)	Bitcoin fiyat tahmini. Hareketli Ortalama (MA), Otomatik Regresyon (AR) ve Otomatik Regresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA) ile Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) mimarisi	1 Aralık 2014 ile 11 Kasım 2018 dönemleri için 3 dakikalık zaman aralığı	LSTM ağ mimarisinin, her bir veri setinden bireysel özellikleri ve fiyat tahminleri üzerindeki etkiyi başarılı bir şekilde yansıttığı görülmüştür

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Subhan Ullah, Rexford Attah-Boakye, Kweku Adams, Ghasem Zaefarian (2021)	Ünlü kişilerin ve hükümet politikalarının Bitcoin fiyat oynaklığı arasındaki ilişki.  Bloomberg'den aldıkları Bitcoin fiyatına ilişkin bir panel veri ve Cue kullanım teorisi	1 Kasım 2019 ile 31 Mayıs 2021 arası dönem için günlük veri	Ünlü kişilerin Bitcoin'e yönelik olumlu ifade taşıyan tweetlerinin ve olumlu hükümet politikalarının, Bitcoin fiyatını önemli ölçüde ve olumlu bir şekilde etkilediği bulgusuna ulaşılmış, ayrıca ünlülerin olumlu ifadelerin, Bitcoin fiyatında geçici bir 'üssel artışa' neden olabileceği sonucuna varılmıştır
Mingxi Liu, Guowen Li, Jianping Li, Xiaoqian Zhu, Yinhong Yao, (2021)	Kamuoyu ilgisi ve makroekonomik ortamın özellikleri gibi Bitcoin fiyatını etkileyen 40 belirleyici göz önünde bulundurarak Bitcoin fiyatını tahmin etmek.  Stacked Denoising Auto Encoders (SDAE) adlı bir derin öğrenme yöntemi	Temmuz 2013'ten Aralık 2019'a kadar olan günlük Bitcoin fiyat verisi	back propagation neural network (BPNN) ve support vector regression (SVR) yöntemleri gibi en popüler makine öğrenme yöntemleriyle karşılaştırıldığında, SDAE modelinin Bitcoin için hem yön hem de seviye tahmininde daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur
Samet Gürsoy, Ferhat Şirin Sökmen (2021)	Bitcoin fiyatı ile altın fiyatları arasında bir nedensellik-eşbütünleşme ilişkisi olup olmadığını araştırmak.  Toda Yamamoto nedensellik testi ile Maki Eşbütünleşme testi	10.01.2014 ile 11.12.2020 dönemlerini kapsayan günlük Bitcoin fiyatı	Toda Yamamoto nedensellik testi sonuçlarına göre, çift taraflı olarak nedensellik ilişkisinin olduğu saptanmış, ayrıca Maki eşbütünleşme testi sonuçlarına göre ise, seriler arasında uzun dönemli ilişki olmadığı sonucuna varılmıştır
Adlane Haffar, Eric Le Fur (2021)	Gelişen ve gelişmiş ülkelerin finansal piyasalar üzerindeki şokların, Bitcoin fiyatı üzerindeki etkisi.  Structural Vector Error Correction (SVEC) modeli	Ocak 2011'den Aralık 2019'a kadar olan dönem için aylık veri	Kısa vadede Bitcoin fiyatı, gelişmekte olan Asya ülkeleri ile diğer pek çok ülkeden olumlu, Kuzey Amerika'dan olumsuz etkilenmekte; uzun vadede ise Bitcoin fiyatını yalnızca Asya ve Pasifik ülkeleri olumsuz, Avrupa ülkeleri ise olumlu etkilemekte, ayrıca süresi ne olursa olsun, diğer tüm bölgelerdeki şokların Bitcoin fiyatı üzerinde hiçbir etki yaratmadığı sonucuna varılmıştır
Walid Chkili (2021)	Bitcoin fiyatındaki oynaklık dinamiklerini tanımlamak için en iyi modeli belirleme.  Uzun bellek modeli ve Markov anahtarlama modeli ile FIGARCH modeli	2013-2020 dönemlerine ait günlük veriler	Bitcoin piyasasının oynaklık dinamiklerinde uzun belleğin varlığını göstermiş, uzun belleği açık bir şekilde hesaba katan FIGARCH modeli, Bitcoin fiyatlarının oynaklığını modellemede diğer tüm modellerden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır

Yazarlar	Araştırma Konusu ve Yöntemi	Araştırma Dönem	Araştırma Bulguları
Ahmed Ibrahim (2021)	Bitcoin kripto para biriminin erken piyasa hareketlerini tahmin etmek için Tweetlerin toplanmasını, manipüle edilmesini ve yorumlanması.  Lojistik Regresyonlar, İkili Sınıflandırılmış Vektör Tahmini dahil olmak üzere duygu analizi ve metin madenciliği yöntemleri, Destek Vektör Mekanizması ve Naive Bayes modelleri	Mart 2020 - Mayıs 2020 (Covid-19 dönemi) için dakikalık veri	XGBoost-Composite topluluk modeli ile Twitter duyarlılığı ve Bitcoin'in gelecekteki fiyat dalgalanmaları arasında açık bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir
Eric Edgari, Jocelyn Thiojaya, Nunung Nurul Qomariyah (2022)	COVID-19 salgını sırasında Bitcoin ile ilgili yazılan tweetlerin Bitcoin fiyatı üzerindeki etkisi.  XG-Boost ve VADER duyarlılık analizi.	5 Şubat 2021 - 17 Aralık 2021 dönemleri için dakikalık Bitcoin fiyat verisi	Twitter duyarlılık analizinin COVID-19 sırasında Bitcoin fiyatını etkilediğine ve duygu analizine sahip modellerin kullanılmasının iyi bir performans gösterdiği kanıtlanmıştır
Samuel Asante Gyamerah (2022)	Gün içi Bitcoin fiyatını tahmin etmek.  Değişken Mod Ayırıştırma (VMD), Ampirik Mod Ayırıştırma (EMD) ve Genelleştirilmiş katkı modeli (GAM)	Test verileri 25/09/2019 ile 25/09/2019 arası dönem için Bitcoin dakikalık fiyat verisi	VMD-GAM modelinin, kullanılan üç değerlendirme metriği (kök ortalama kare hatası, ortalama mutlak yüzde hatası ve sapma) açısından EMD-GAM topluluk modelinden daha iyi performans göstermiştir
Yunus Gülcü, Mehmet Anıl Kıtık (2022)	Bitcoin ve BIST100 endeksi arasındaki ilişkiyi tespit etmek.  Geleneksel birim kök testleri, Engel-Granger Eş Bütünleşme Analizi ve Toda-Yamamoto Nedensellik Testleri	15.04.2011 ile 25.06.2021 dönemi için günlük veriler	Bitcoin-Bist100 endeksi arasındaki eş bütünleşme ilişkisinin olduğu, Engel-Granger Nedensellik Testi sonuçlarına göre BIST100 endeksinden Bitcoin fiyatlarına doğru çift yönlü, Toda-Yamamoto Nedensellik test sonuçlarına göre Bist100 endeksinden Bitcoin fiyatına doğru %5 düzeyinde anlamlı olduğu ve tek yönlü ilişki görülmüştür.
Murat Akkaya (2022)	Bitcoin fiyatını etkileyen ekonomik ve finansal göstergelerin belirlenmesi.  Johansen eşbütünleşme testi, Vektör Hata Düzeltme Modeli	11 Aralık 2017 - 31 Mart 2021 dönemi, günlük veri	Bitcoin fiyatının kısa dönemde meydana gelen ekonomik ve finansal değişkenlerden etkilenmediği ve Bitcoin fiyatının spekülasyona açık olduğu sonucuna ulaşılmıştır

Yapılan literatür arařtırmalarında ADF ve Phillips Perron yöntemleri, ARDL sınır testi, FCVAR modeli, VECM yöntemi, Doğrusal Regresyon ve Polinom Regresyon yöntemleri, Simetrik ve asimetrik nedensellik testleri, Support Vector Machines (SVM) ve Ensemble algoritmaları, Combined jump-GARCH modeli, Support Vector Machine SVM, ARIMA ve LSTM yöntemleri, Volatilite Endeksi ve duyarlılık beta stoku, Artificial Neural Network (ANN) algoritması, VIX korku endeksi, Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Uzanımları (MARS) yöntemi, Markov anahtarlama modeli ile FIGARCH modeli, Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM, Gated Recurrent Unit (GRU) ve Bidirectional GRU modelleri, Johansen eşbütünleşme testi, Vektör Hata Düzeltme Modeli, Değişken Mod Ayrıştırma (VMD) yöntemi, Ampirik Mod Ayrıştırma (EMD) ve Genelleştirilmiş katkı (GAM) modeli, XG-Boost ve VADER duyarlılık analizi gibi pek çok model, algoritma, sinir ağıları ve yöntemler seçilerek birtakım sonuçlar sunulmuş. Bu çalışmaların sonucunda elde edilen bulguların büyük çoğunluğunun Bitcoin fiyat hareketlerini tahmin etmede başarılı sonuçlar verdiği vurgulanmıştır.

## 2.2. ÇALIŞMANIN AMACI

Bu çalışmadaki temel amaç, Bitcoin'in Amerikan Doları cinsinden fiyatı ya da yönü hakkında tahminde bulunurken Blockchain ekosistemi içerisinde şekillenen verileri ekonometrik sisteme dahil ederek bu alana bir yenilik getirmektir. Böylece Blockchain teknolojisinin gelişmesiyle ortaya çıkan ve bu alana özgü olan çeşitli veriler ile şu ana kadar süregelen çeşitli veriler bir arada kullanılmış ve yeni bir bakış açısı sunmak hedeflenmiştir.

Bitcoin fiyat tahmini ile ilgili literatürde pek çok çalışma olmasına rağmen, Blockchain verileri yardımı ile elde edilmiş çeşitli indikatör, osilatör ve hesaplama araçlarının nerdeyse hiç kullanılmadığı fark edilmiştir. Literatürdeki bu eksikliği gidermek amacıyla bu çalışmayı yapmak uygun görülmüştür.

Bu çalışmanın ortaya çıkmasındaki temel fikir, yukarıda bahsedilen eksikliği bir nebze olsun giderecek spesifik bulgular ortaya çıkararak literatüre katkı sağlamaktır. Bu maksatla Blockchain verilerinden türetilen pek çok gösterge

içerisinden seçilen “Spent Output Profit Ratio (SOPR)” ve “Puell Multiple (PM)” verisinin yanında, “Bitcoin Aktif Adres (BAA)” sayısı ile literatürde sıklıkla kullanılan “Google Trends (GT)” verisini ve “Dow Jones Endüstri Borsası (DJIA)” verisini kullanmak uygun bulunmuş, çalışmanın sonunda ulaşılan bulgularla bu verileri karşılaştırma imkânı doğmuştur.

### 2.3. VERİ SETİ VE DEĞİŞKENLER

Araştırmanın analiz dönemi, 2012 Ocak – 2021 Aralık tarihlerini kapsayan 120 aylık veri setinden oluşmaktadır. Çalışmada hem Blockchain ağına özgün veriler kullanılmış hem de küresel çapta sıklıkla başvurulan bazı verilere yer verilmiştir. Elde edilen Blockchain verileri, kendi alanında öncü olan “Glassnode ve CryptoQuant” veri sağlayıcılarının ücretli verilerinden elden edilmiştir. Analizde, her ayın son günü kapanış verileri kullanılarak 6 adet veri setine yer verilmiştir. Çalışmada kullanılan lnBTCp bağımlı değişkeni; SOPR, PM, GT, BAA, lnDJIA bağımsız değişkenleri ifade etmektedir.

Modelde hem USD cinsinden Bitcoin fiyatının temsil eden BTCp ve bu verinin logaritması alınarak elde edile lnBTCp bağımlı değişkenine ait veriler hem de tüm bağımsız değişkenlere ait veriler, yukarıda belirtilen zaman dilimi kapsamında, 120 aylık veri seçilmiş olup her ayın kapanış fiyatlarından faydalanılmıştır. Veri setine ait kısaltmaları, açıklamaları ve değişken türü Tablo 2.2’de yer almaktadır.

**Tablo 3.2:** Kullanılan Veri Setlerine Ait Değişkenler ve Kısaltmalar Tablosu

Değişkenin Sırası	Değişkenin Kısa adı	Değişkenin Tam adı	Değişkenin Türü	Değişkenin Kaynağı
1	lnBTCp	Bitcoin USD fiyatı (logaritmik)	Bağımlı Değişken	(Investing, 2007-2022)
2	SOPR	Harcanan Çıktı Kar Oranı (Spent Output Profit Ratio)	Bağımsız Değişken	(Cryptoquant, 2019-2022)
3	PM	Puell Multiple	Bağımsız Değişken	(Glassnode, 2019-2022)
4	GT	Google Trends	Bağımsız Değişken	(Trends, 2022)
5	BAA	Bitcoin Aktif Adres sayısı	Bağımsız Değişken	(Glassnode, 2022)
6	lnDJIA	Dow Jones Endüstri Borsası (logaritmik)	Bağımsız Değişken	(Finans, 1998-2022)

Bitcoin fiyatını ABD doları cinsinden yansıtan Tablo 2.3 incelendiğinde, en düşük fiyatın 2012 yılının ilk çeyreğine, en yüksek fiyatın ise 2021 Ekim ayına ait olduğu görülmektedir. Ayrıca on yıllık zaman dilimi içerisinde, en yüksek aylık kapanış fiyatının (61,309 \$) en düşük aylık kapanış fiyatına (4.900 \$) göre %1200'den fazla bir artış olduğu gözlemlenmektedir.

**Tablo 4.3:** Bitcoin 2012 Ocak – 2021 Aralık Dönemlerine Ait USD Cinsinden Fiyatı

BTCp	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	5.500	938.800	369.800	10,265.400	9,349.100	33,108.100
<b>Şubat</b>	4.900	573.900	436.200	10,333.900	8,543.700	45,164.000
<b>Mart</b>	4.900	444.700	415.700	6,938.200	6,412.500	58,763.700
<b>Nisan</b>	4.900	445.600	448.500	9,245.100	8,629.000	57,720.300
<b>Mayıs</b>	5.200	627.900	528.900	7,502.600	9,454.800	37,298.600
<b>Haziran</b>	6.700	635.100	670.000	6,398.900	9,135.400	35,026.900
<b>Temmuz</b>	9.400	589.500	621.900	7,729.400	11,333.400	41,553.700
<b>Ağustos</b>	10.200	481.800	573.900	7,033.800	11,644.200	47,130.400
<b>Eylül</b>	12.400	388.200	608.100	6,635.200	10,776.100	43,823.300
<b>Ekim</b>	11.200	337.900	698.700	6,365.900	13,797.300	61,309.600
<b>Kasım</b>	12.600	374.900	742.500	4,039.700	19,698.100	56,882.900
<b>Aralık</b>	13.500	318.200	963.400	3,709.400	28,949.400	46,219.500

**Kaynak:** (Investing, 2007-2022)

Birinci bağımsız değişken olan SOPR indikatörü, bir Coin'in alış fiyatı ile satış fiyatı arasındaki değişimi ölçerek kâr ve zarar oranlarını vermektedir. UTXO (Türkçeye, "Harcanmamış İşlem Çıktısı" Blockchain üzerindeki işlemlerin başlangıç ve bitiş noktasını tespit etmeye yarayan veri) verisinden yararlanarak elde edilen SOPR verisinde, kâr ve zararın olmadığı değer eşiği 1 olarak kabul edilir. Herhangi bir Coin için, SOPR değeri 1'in üzerindeyken satış yapıldığında kârlı satış olduğu, 1'in altındaysa zararına satış yapıldığını göstermektedir (Shirakashi, 2022). SOPR indikatörü ayrıca Blockchain Piyasasını bir bütün olarak, düşüş eğiliminde mi yoksa yükseliş eğiliminde mi olduğunu göstermektedir.

SOPR hesaplama yöntemi Denklem 2.1'deki gibidir.

$$SOPR = \frac{\sum_{o \in \text{harcanan \u00c7ıktular}} \text{de\u011fer}_o * \text{fiyat}_{\text{satı\u015f},o}}{\sum_{o \in \text{harcanan \u00c7ıktular}} \text{de\u011fer}_o * \text{fiyat}_{\text{elde etme},o}} \quad (2.1)$$

SOPR i\u00e7in di\u011fer bir ifade \u015fekli Denklem 2.2'deki gibi g\u00f6sterilebilir.

$$SOPR = \frac{\text{de\u011fer.fiyat}_{\text{harcanan}}[\text{USD}](\text{harcanan t\u00fcm \u00c7ıktular})}{\text{de\u011fer.fiyat}_{\text{elde etme}}[\text{USD}](\text{harcanan t\u00fcm \u00c7ıktular})} \quad (2.2)$$

En basit haliyle ifade etmek gerekirse, Bitcoin i\u00e7in SOPR hesaplama bi\u00e7imini \u015fu \u015fekilde ifade edebiliriz: SOPR, belirli bir zaman dilimindeki BTC Satı\u015f Fiyatı (USD) / belirli bir zaman dilimindeki BTC yaratma ya da satın alma maliyeti (USD) \u015feklinde ifade edilebilir. Ba\u015fka bir deyi\u015fle ger\u00e7ekle\u015fen de\u011ferin (USD), \u00c7ıktının yaratılmasındaki ya da satın alınmasındaki de\u011fere (USD) b\u00f6l\u00fcnmesi \u015feklinindedir. E\u011fer satı\u015f fiyatı, \u00c7ıktının \u00fcretim ya da satın alma maliyetinden y\u00fcksekse ( $SOPR > 1$ ), k\u00e2rlı bir satı\u015f i\u015lemi yapıldığını, d\u00fc\u015f\u00fckse ( $SOPR < 1$ ) zararına satı\u015f yapıldığını ifade eder. SOPR, yalnızca dikkate alınan zaman \u00f6l\u00e7e\u011finde (g\u00fcnl\u00fck, saatlik vb.) hareket eden madeni paralar dikkate alınarak ve \u00fcretim ya da satın alma anındaki itibari de\u011fer ile harcandığı andaki itibari de\u011fer oranlanarak \u00f6l\u00e7\u00fcl\u00fcr.

Blockchain piyasasında Bitcoin karlılığının g\u00f6steren Tablo 2.4'teki SOPR verisi incelendi\u011finde, 2012 \u015ubat ayı kapanı\u015f verilerinin en d\u00fc\u015f\u00fck seviyede (0.832) oldu\u011fu, yani bu d\u00f6nemde yapılan Bitcoin ticaretinden y\u00fcksek oranda zarar edildi\u011finin, en y\u00fcksek karlılığın (1.062) ise 2017 Temmuz ayında ger\u00e7ekle\u015fti\u011fi g\u00f6zlenmi\u015ftir.

**Tablo 5.4:** SOPR Verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık D\u00f6nemleri

SOPR	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	0.974	1.007	0.999	0.991	1.017	1.008
<b>\u015ubat</b>	0.832	1.022	1.002	1.015	0.996	0.996
<b>Mart</b>	1.002	0.967	1.002	0.990	0.994	1.018
<b>Nisan</b>	0.977	0.995	1.001	1.006	1.024	1.013
<b>Mayıs</b>	0.992	1.020	1.010	0.994	1.004	0.997
<b>Haziran</b>	1.003	1.019	1.010	1.000	1.005	0.993
<b>Temmuz</b>	1.008	1.005	1.002	1.000	1.017	1.003
<b>A\u011fustos</b>	1.006	0.996	1.004	0.999	1.005	1.002
<b>Eyl\u00fcl</b>	1.004	0.980	1.000	0.998	1.001	1.002

<b>Ekim</b>	1.001	0.984	1.008	0.991	1.005	1.005
<b>Kasım</b>	1.014	1.000	1.007	0.998	1.022	1.001
<b>Aralık</b>	1.012	0.976	1.007	0.971	1.024	1.000

**Kaynak:** (Cryptoquant, 2019-2022)

İkinci bağımsız değişken olan ve PM ile temsil edilen Tablo 2.5'teki değişken, Blockchain strateji uzmanı David Puell tarafından geliştirilen Puell Multiple indikatörü, bir Coin ihracının günlük USD değerinin 365 günlük hareketli ortalamasına bölünmesiyle hesaplanır. Blockchain madenci verilerini ölçen bu indikatör, bugünün toplam itibari para cinsinden madenci gelirini yıllık ortalamayla karşılaştırarak sunar (Puell, 2019).

Basitçe anlatmak gerekirse Puell Multiple, günlük çıkarılan Bitcoin değerinin (USD) 365 günlük çıkarılma değerine bölünmesi olarak açıklanabilir ve Blockchain madencilerinin uzun vadeli yatırım ufkuyla ve planlama kararlarıyla uyumlu bir şekilde, beklenen temel geliri yansıtmak için 365 günlük bir ortalama seçilir.

Puell Multiple, bir Coin'in arz yönü ile ilgilidir ve hesaplama yöntemi Denklem 2.3'teki gibidir.

$$Puell\ Multiple = \frac{Günlük\ Coin\ Üretimi\ (USD)}{MA_{365}Günlük\ Coin\ Üretimi\ (USD)} \quad (2.3)$$

Puell Multiple için diğer bir ifade Denklem 2.4'teki gibi gösterilebilir.

$$Puell\ Multiple = \frac{Madencilik\ Geliri\ USD}{365\ günlük\ hareketli\ ortalama\ (Maden\ Geliri\ USD)} \quad (2.4)$$

Puell Multiple indikatörü için genel olarak dip değer 0.4 tepe değer 4 olarak kabul edilmekle birlikte bu değerleri aşabilmektedir. Bitcoin açısından değerlendirildiğinde, Puell Multiple 0.4 değerine yaklaştığında, Bitcoin'in aşırı değersiz olduğu ve fiyatının yükseliş eğilimine gireceğini; 4 değerine yaklaştığında ise aşırı değerli olduğu ve Bitcoin fiyatının düşme eğilimine gireceği anlamını taşımaktadır.

Blockchain piyasasında, Bitcoin madenci karlılığının gösteren Tablo 5'teki PM verisi incelendiğinde, en düşük madenci kârlılığının 2018 Kasım ayına ait olduğu

(0.318) en yüksek madenci karlılığının ise 2013 Kasım ayına ait olduğu (9.416) gözlenmiştir.

**Tablo 6.5:** Puell Multiple (PM) Verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık Dönemleri

PM	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	0.792	3.247	1.584	1.496	1.155	2.170
<b>Şubat</b>	0.794	1.915	1.278	1.876	0.981	2.365
<b>Mart</b>	0.723	1.332	1.090	0.915	0.810	2.997
<b>Nisan</b>	0.748	0.924	1.333	1.347	0.928	2.185
<b>Mayıs</b>	0.632	1.285	1.287	1.108	0.564	1.255
<b>Haziran</b>	0.996	1.048	1.696	0.774	0.555	0.747
<b>Temmuz</b>	1.506	1.041	0.826	0.921	0.755	1.472
<b>Ağustos</b>	1.769	1.012	0.640	0.828	0.821	1.363
<b>Eylül</b>	2.172	0.613	0.707	0.807	0.831	1.317
<b>Ekim</b>	1.553	0.665	0.836	0.768	0.797	1.431
<b>Kasım</b>	0.701	0.642	0.853	0.318	1.087	1.185
<b>Aralık</b>	0.924	0.556	1.166	0.515	2.349	1.024

**Kaynak:** (Glassnode, 2019-2022)

Üçüncü bağımsız değişken olan ve GT ile temsil edilen Google Trends verisi, Google'ye gönderilen gerçek arama isteklerinin büyük ölçüde filtresiz bir örneğine erişim imkânı tanımaktadır. Bu veriler anonimleştirilmiş (kimsenin kimlik bilgileri verilmeden), sınıflandırılmış (arama sorgularının konu başlıkları belirlenerek) ve toplu (kümelenmiş) halde sunulmaktadır (Trends, 2022). Böylece küresel olarak hangi konuların popüler olduğunu GT verisi sayesinde görebilmekteyiz. Bu çalışma, 2012 Ocak – 2021 Aralık aylarını kapsamakta ve Bitcoin için seçilen 120 aylık Google Trends arama verisini içermektedir. Bu veri seti ile Google Trends arama motoru üzerinden, Bitcoin için söz konusu zaman aralığında yapılan aramalar % olarak elde edilerek en düşük arama oranı %1 en yüksek arama oranı ise %100 olarak sunulmuştur.

Google Trends verisini gösteren Tablo 2.6 incelendiğinde, en düşük arama verisinin 2012 Ocak – 2013 Şubat dönemlerine ait olduğu, söz konusu zaman diliminde

en yüksek arama oranının ise 2017 Aralık ayına ait olduğu gözlenmiştir. Diğer bir deyişle GT verisine göre Bitcoin'e ait en fazla ilginin 2017 Aralık ayına ait olduğu söylenebilir.

**Tablo 7.6:** Google Trends (GT) Verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık Dönemleri

GT	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	1	8	4	60	15	68
<b>Şubat</b>	1	9	3	42	16	71
<b>Mart</b>	1	7	4	24	21	53
<b>Nisan</b>	1	4	4	20	17	57
<b>Mayıs</b>	1	3	4	16	21	71
<b>Haziran</b>	1	3	6	14	16	50
<b>Temmuz</b>	1	3	5	14	16	35
<b>Ağustos</b>	1	3	5	14	18	38
<b>Eylül</b>	1	3	4	13	14	35
<b>Ekim</b>	1	3	4	11	16	38
<b>Kasım</b>	1	3	5	14	27	34
<b>Aralık</b>	1	3	5	14	33	35

**Kaynak:** (Trends, 2022)

Dördüncü bağımsız değişken olan ve BAA ile temsil edilen Bitcoin Aktif Adres sayısı, Blockchain ağında gönderici veya alıcı olarak etkin olan benzersiz adreslerin sayısını vermektedir. Aktif Adres Sayısı hesaplanırken yalnızca başarılı işlemlerde etkin olan adresler hesaba katılmaktadır (Link, 2022). Aktif Adres Sayısı, Bitcoin fiyat hareketleri ile birebir örtüşmese de benzer bir yönelim sergilemekte ve Bitcoin fiyatı arttıkça genel olarak BAA sayısının da arttığı gözlemlenmiştir.

BAA verisini yansıtan Tablo 2.7 incelendiğinde, en düşük değer (13,580) 2012 Mart ayına ait olduğu, en yüksek değer ise (1,245,144) 2021 Mart ayına ait olduğu gözlenmektedir. İki değer karşılaştırıldığında BAA sayısının yaklaşık %900 oranında arttığı söylenebilir.

**Tablo 8.7:** Bitcoin Aktif Adres (BAA) Verisi 2012 Ocak – 2021 Aralık Dönemleri

BAA	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	15,130	147,160	479,995	676,270	772,889	1,076,382
<b>Şubat</b>	15,106	195,028	562,740	806,090	673,533	1,029,351
<b>Mart</b>	13,580	169,533	419,561	479,741	821,826	1,245,144
<b>Nisan</b>	18,669	165,611	440,355	642,123	949,644	1,116,454
<b>Mayıs</b>	27,990	146,223	477,702	692,408	793,684	977,195
<b>Haziran</b>	31,554	182,040	506,953	567,354	930,947	775,112
<b>Temmuz</b>	58,461	180,077	492,070	689,933	1,061,450	732,366
<b>Ağustos</b>	48,940	190,870	497,975	650,921	924,450	925,828
<b>Eylül</b>	34,244	218,874	559,461	532,057	1,118,924	1,068,734
<b>Ekim</b>	32,591	202,798	579,841	707,280	882,386	876,544
<b>Kasım</b>	36,891	277,614	636,876	596,001	889,631	964,145
<b>Aralık</b>	34,520	179,915	571,936	553,993	1,203,670	1,109,141

**Kaynak:** (Glassnode, 2022)

Beşinci bağımsız değişken olan ve DJIA ile temsil edilen Dow Jones Endüstri Borsası, 30 büyük ABD şirketinin borsa performansını izleyen borsa endeksinin veri setinden oluşmaktadır. DJIA 1882 yılında Charles Dow, Edward T. Jones ve Charles Bergstresser tarafından kurulmuştur. Borsa, önceleri Amerika Birleşik Devletleri'nde endüstriyel faaliyetlerde bulunan önde gelen şirketlerin hareketlerini ölçmek için oluşturulmuştur. Başlangıçta Dow, 12 şirketin hisse senedi fiyatlarını toplayıp 12'ye bölerek ortalamaları alınmaktaydı. Daha sonra, endeksin hesaplaması, endeksin toplam değerinin yüzde kaçının temsil ettiğine göre her bileşenin göreceli önemini yansıtabilecek şekilde değiştirilmiştir. Dow Jones Endüstriyel Ortalama, bugün endekste 30 hisse senedinin fiyatının toplandığı ve ardından Dow Bölün olarak bilinen bir bölüne bölündüğü fiyat ağırlıklı bir hesaplama seçerek fiyat ağırlıklı bir endeks kullanma yoluna gitmiştir. Diğer bir deyişle daha yüksek hisse fiyatına sahip hisse senetleri, daha düşük hisse fiyatına sahip hisse senetlerine göre endekste daha fazla ağırlık taşımaktadır (Ganti, 2022). Kullanılan veriler Dow Jones Endüstri Borsası'na ait aylık kapanış bilgilerini içermektedir.

ABD doları cinsinden DJIA verisini yansıtan Tablo 2.8 incelendiğinde, en düşük değerin 12,393\$ ile 2012 Mayıs dönemine ait olduğu, en yüksek değerin ise 36,388\$ 2021 Aralık dönemine ait olduğu ve %250'nin üzerinde bir artış olduğu gözlenmektedir.

**Tablo 9.8:** Dow Jones Endüstri Borsası (DJIA) fiyatı (\$) 2012 Ocak – 2021 Aralık Dönemleri

DJIA	Yıllar					
	2012	2014	2016	2018	2020	2021
<b>Ocak</b>	12,632	15,698	16,466	26,149	28,256	29,982
<b>Şubat</b>	12,952	16,321	16,516	25,029	25,409	30,932
<b>Mart</b>	13,212	16,457	17,685	24,103	21,917	32,981
<b>Nisan</b>	13,213	16,580	17,773	24,163	24,345	33,874
<b>Mayıs</b>	12,393	16,717	17,787	24,415	25,383	34,529
<b>Haziran</b>	12,880	16,826	17,929	24,271	25,812	34,502
<b>Temmuz</b>	13,008	16,563	18,432	25,415	26,428	34,935
<b>Ağustos</b>	13,090	17,098	18,400	25,964	28,430	35,360
<b>Eylül</b>	13,437	17,042	18,308	26,458	27,781	33,843
<b>Ekim</b>	13,096	17,390	18,142	25,115	26,501	35,819
<b>Kasım</b>	13,025	17,828	19,123	25,538	29,638	34,483
<b>Aralık</b>	13,104	17,823	19,762	23,327	30,606	36,338

**Kaynak:** (Finans, 1998-2022)

### 2.3.1. Kullanılan Verilere Ait Grafikler

Dikey ekseninde USD cinsinden Bitcoin fiyatını, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zamanı gösteren 1 numaralı grafik incelendiğinde, 2017 yılının başına kadar Bitcoin fiyatının yataya yakın bir seyir izlediği, aynı yılın sonunda bir yükseliş gösterdiği ve asıl zirvesinin 2020 yılı sonu ile 2021 yılı içerisinde büyük çaplı yükseliş sergileyip 60 bin USD fiyatını geçerek elde ettiği gözlemlenmiştir.

**Grafik 2. 1:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerini Kapsayan Aylık Bitcoin Fiyat (\$) Grafiği



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılarak Bitcoin aylık kapanış fiyatlarından elde edilmiştir.

Grafik 2.2, Bitcoin fiyatının 10 yıllık hareketini gösteren Grafik 2.1'de yer alan verilerin logaritması alınarak (lnBTCp) oluşturulmuştur. USD cinsinden Bitcoin fiyat hareketlerinin aşırı dalgalı yapısı, bu sayede daha yatay bir görünüm kazanmıştır.

**Grafik 2. 2:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerine Ait Bitcoin Logaritmik Grafik



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılarak Bitcoin aylık kapanış fiyatlarının logaritmik değerlerinden elde edilmiştir.

Bitcoin'in alış fiyatı ile satış fiyatı arasındaki değişimin ölçüsünü gösteren Grafik 2.3'te, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zaman dilimi, dikey ekseninde SOPR verisi yer almaktadır. 2012 yılının ilk çeyreğinde oldukça dalgalı bir seyir izleyen SOPR grafiği, daha sonraki dönemlerde 1 seviyesinde hareket etmiş ve daha stabil bir görünüm kazanmıştır.

**Grafik 2. 3:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerini Kapsayan Aylık SOPR Verisi



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılarak Bitcoin SOPR verisi Cryptoquant veri sağlayıcısının (2022) verileri ile oluşturulmuştur.

Blockchain madenci verilerini gösteren Grafik 2.4'ün dikey ekseninde PM verisi, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zaman dilimi yer almaktadır. Söz konusu zaman dilimi içerisinde PM verisinin dalgalı bir seyir izlediği gözlenmektedir.

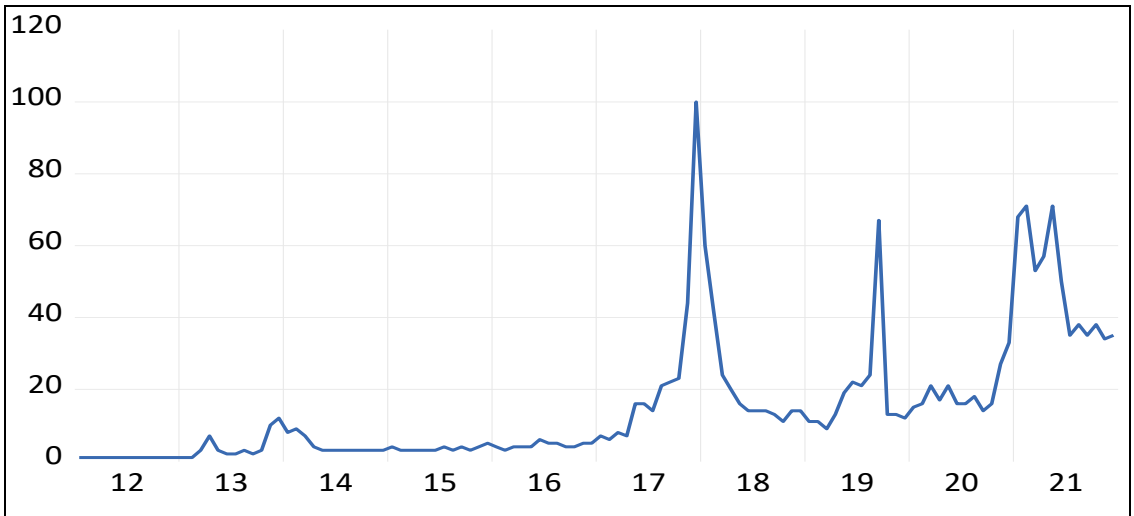
**Grafik 2. 4:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemleri Aylık Puell Multiple Verisi



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılmış, PM verisi Glassnode (2022) veri sağlayıcısının verileri ile oluşturulmuştur.

Google arama motoru üzerinden yapılan Bitcoin ile ilgi aramalarının oranını veren GT verisine ait Grafik 2.5'in dikey ekseninde GT verisi, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zaman dilimi yer almaktadır. Oransal olarak en yüksek seviyeye 2017 yılının sonunda ulaşıldığı, ayrıca 2019 yılı ile 2021 yılında oldukça yüksek bir orana ulaşıldığı gözlenmektedir.

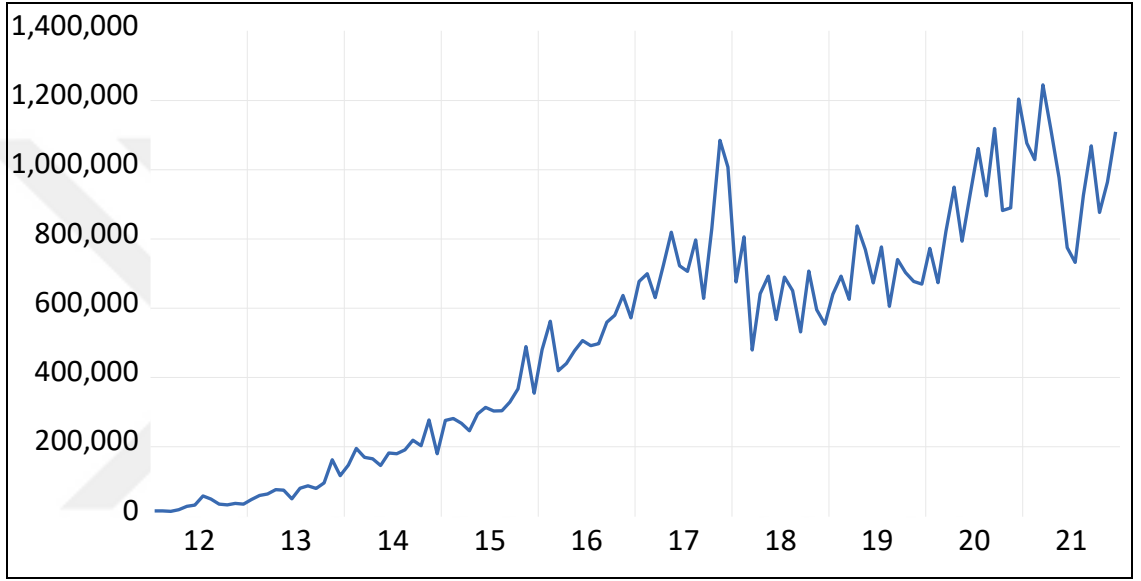
**Grafik 2. 5:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerini Kapsayan Aylık Google Trends Verisi



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılmış, Google Trends (2022) verileri ile elde edilmiştir.

Bitcoin Aktif Adres sayısına ait veriyi sunan Grafik 2.6'da dikey ekseninde Aktif Adres sayısı, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zaman dilimi yer almaktadır. Ele alınan zaman dilimi içerisinde Aktif Adres verisinin dalgalı bir seyir izlemekle beraber yukarı yönlü bir trend çizdiği gözlenmektedir.

**Grafik 2. 6:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerini Kapsayan Bitcoin Aktif Adres Verisi



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılmış, BAA verisi Cryptoquant (2022) veri sağlayıcısının verileri ile oluşturulmuştur.

Dikey ekseninde USD cinsinden DJIA fiyatını, yatay ekseninde 2012 – 2021 yıllarını kapsayan zaman dilimini gösteren Grafik 2.7 incelendiğinde, DJIA fiyatının dalgalı bir seyir izlemekle beraber yukarı yönlü bir trend çizdiği ve fiyatın yaklaşık 3 kat arttığı gözlenmektedir.

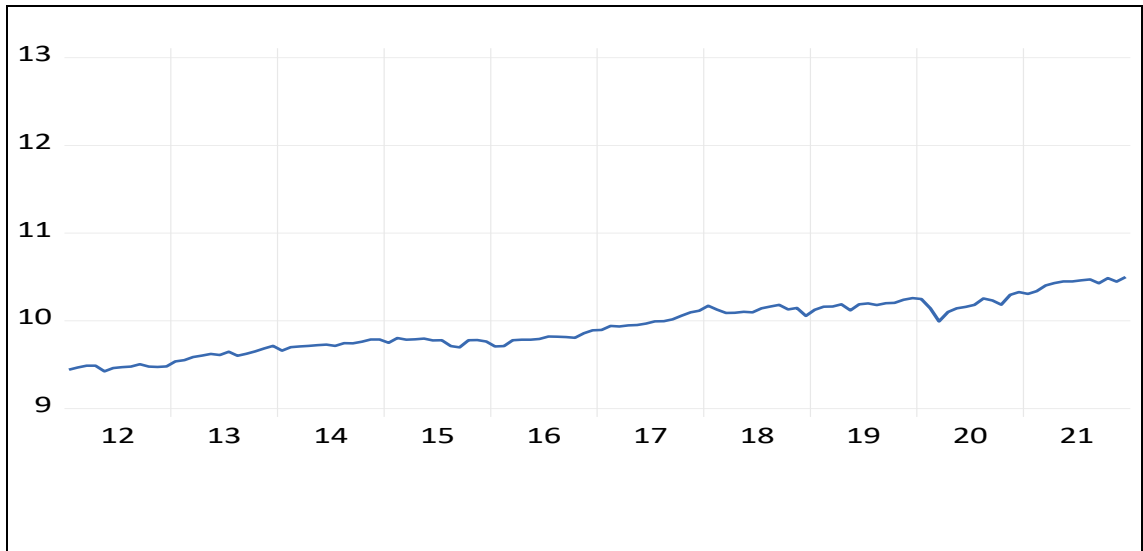
**Grafik 2. 7:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemlerine Ait Dow Jones Endüstri Borsası Verisi



**Kaynak:** Eviews programının 12. sürümü kullanılmış, DJIA verisi Google Finans (2022) verileri ile oluşturulmuştur.

Grafik 2.8, USD cinsinden DJIA fiyatının 10 yıllık hareketini gösteren 7 numaralı grafiğin logaritması alınarak ( $\ln DJIA$ ) oluşturulmuştur. DJIA fiyat hareketlerinin dalgalı yapısı, bu sayede daha yatay bir görünüm kazanmıştır.

**Grafik 2. 8:** 2012 Ocak - 2021 Aralık Dönemi Dow Jones Endüstri Borsası Logaritmik Verisi



**Kaynak:**  $\ln DJIA$  verisi Eviews programının 12. sürümü kullanılarak, Google Finans (2022) verilerinin logaritmik değerleri ile oluşturulmuştur.

Korelasyon katsayısı, bir modeldeki değişkenlerin birbirlerini ne ölçüde açıkladıklarını belirleyen bir katsayı şeklindedir. Regresyon analizinde değişkenler arasındaki ilişkinin yönü katsayıların işareti ile belirlenmektedir. Korelasyon sayısı 1 ile -1 arasındaki değerleri almaktadır. Değerin 1 veya -1'e yakın olması güçlü bir ilişkiyi, bu değerlerden uzaklaşması ise ilişkinin daha düşük bir seviyede olduğunu, ayrıca korelasyon sayısının negatif bir değer alması ise ters yönlü bir ilişkiyi ifade etmektedir.

Değişkenlere ait korelasyon katsayılarının yer aldığı Tablo 2.9'daki veriler ışığında, lnBTCp ve lnDJIA verileri arasında 0.959 oranında güçlü, pozitif korelasyon ilişkisinin olduğu; lnBTCp ve BAA arasında 0.898 oranında güçlü pozitif bir korelasyon ilişkisinin olduğu ve yine BAA ile lnDJIA arasında 0.910 oranında güçlü pozitif bir korelasyon ilişkisinin olduğu söylenebilir. Öte yandan lnBTCp ve GT arasında 0.700 oranında orta düzeyde pozitif bir korelasyon ilişkisinin olduğu; BAA ve GT arasında 0.699 oranında orta düzeyde pozitif bir korelasyon ilişkisinin olduğu ve yine lnDJIA ile GT arasında 0.712 oranında orta düzeyde pozitif bir korelasyon ilişkisinin olduğu söylenebilir. Ayrıca BAA ve PM değişkenleri ile lnDJIA ve PM değişkenleri arasında negatif zayıf bir ilişkinin varlığından söz edilebilir.

**Tablo 10.9:** Değişkenlere Ait Korelasyon Katsayıları

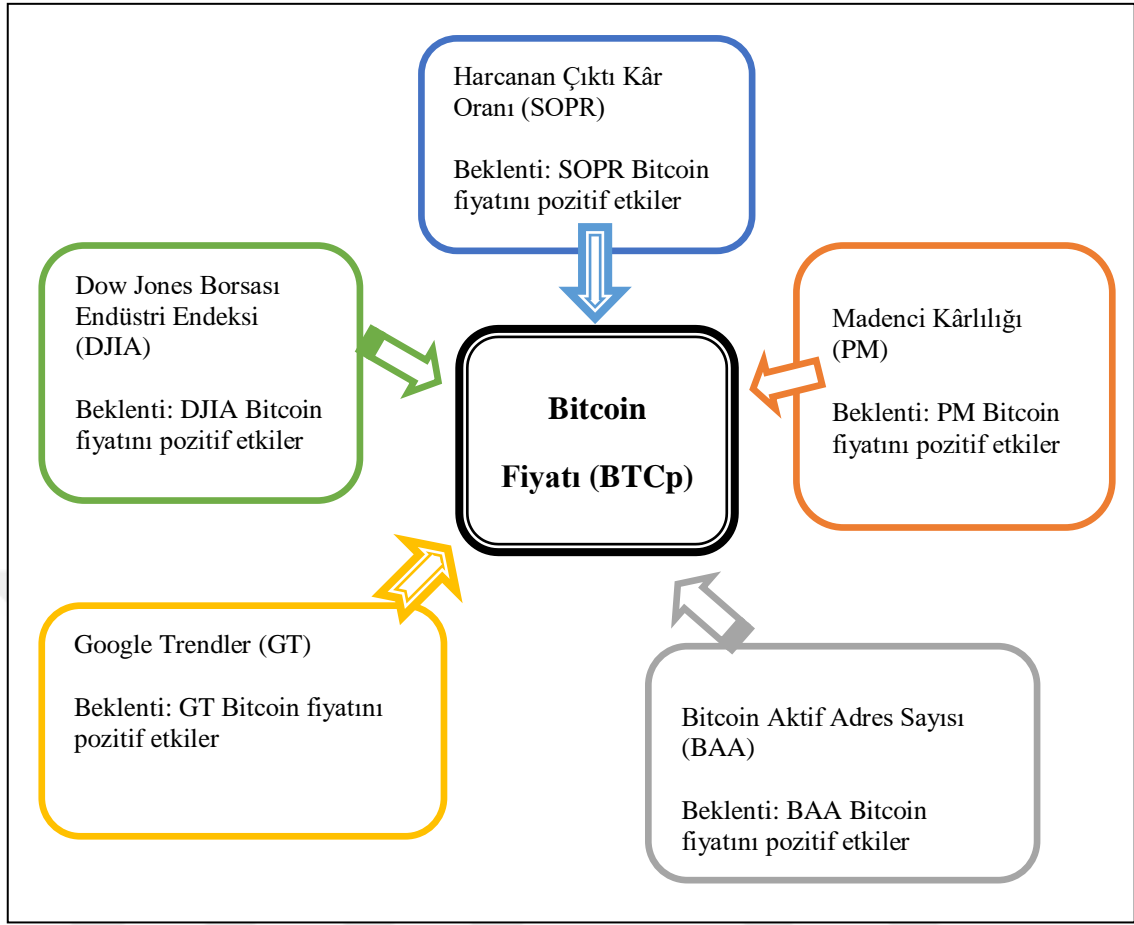
	lnBTCp	SOPR	PM	GT	BAA	lnDJIA
lnBTCp	1					
SOPR	0.156	1				
PM	0.030	0.393	1			
GT	0.700	0.061	0.185	1		
BAA	0.898	0.141	-0.056	0.699	1	
lnDJIA	0.959	0.067	-0.104	0.712	0.910	1

## 2.4. ÇALIŞMANIN MODELİ VE ANALİZ YÖNTEMİ

Blockchain teknolojisi üzerine inşa edilen Bitcoin Kripto Para birimine ait fiyat hareketleri ile ilgili doğru bir sonuca varmak amacıyla bu çalışmada, Blockchain temel analizinde yer alan göstergelerden SOPR, PM, BAA verileri ile birlikte, dijital dünyada kullanıcıların Bitcoin ile ilgili aramalarının bir oranını veren GT verisi ve küresel bir borsa olan DJIA verileri kullanılarak her bir veri setine ait 120 aylık zaman serisi verileri kullanılmıştır. Ardından, Bitcoin fiyatı ile söz konusu göstergelerden elde edilen verilere ADF, PP ve Zivot Andrews birim kök testleri uygulandıktan sonra ARDL sınır testi ve Toda-Yamamoto nedensellik testi uygulanarak bir analiz yöntemi seçilmiştir.

Çağımızın dijital dünyasında, verilerin farklı kategorilere ayrılması, sıralanması ya da dönüştürülmesiyle birlikte çeşitli seriler oluşturulmakta ve ekonometrik analizler elde edilmektedir. Verilerin yapısı ve kaynağı incelendiğinde, “Yatay Kesit Verileri, Zaman Serisi Verileri ve Panel Verileri” olmak üzere üç temel veri setinden bahsedebiliriz. Zaman serileri, incelenecek olayların belirli bir zaman aralığı boyunca değişim sürecinin incelenmesi olarak belirtilebilir ve veri türünün özelliklerine göre saat, gün, ay, yıl ya da mevsimsel olabilmektedir. Diğer bir deyişle zaman serileri, bir değişkene ait zaman içerisinde ardışık olarak gözlenen verilerden oluşmaktadır (Tüzüntürk, 2007).

Kullanılan verilerin yapısı gereği, bu çalışmada zaman serisi niteliğinde olan veri seti kullanılmış, ayrıca bağımlı değişken ( $\ln\text{BTCp}$ ) birden fazla bağımsız değişken (SOPR, PM, GT, BAA ve  $\ln\text{DJIA}$ ) tarafından değerlendirilerek çok değişkenli bir model kurulmuştur (Şekil 2.1).



**Şekil 2. 1:** Bitcoin Fiyatı Etkileyen Faktörlere İlişkin Model

Literatürde yapılan önceki araştırmalara dayanarak ve araştırmanın amacına uygun olarak kullanılan modele dayalı şu hipotezler kurulmuştur:

$H_1$ : Harcanan Çıktı Kâr Oranı (SOPR) değişkeni, Bitcoin fiyatından hem etkilenir hem de Bitcoin fiyatını etkiler.

$H_2$ : Madenci Kârlılığı (PM) değişkeni Bitcoin fiyatını etkiler.

$H_3$ : Bitcoin Aktif Adres Sayısı (BAA) değişkeni Bitcoin fiyatını pozitif etkiler.

$H_4$ : Google Trenler (GT) değişkeni ile Bitcoin fiyatı arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki bulunmaktadır.

$H_5$ : Dow Jones Endüstri Borsası Endeksi (DJIA), Bitcoin fiyat hareketliliğini pozitif etkilemektedir.

Çalışmanın hipotezleri ve değişkenleri dikkate alınarak Denklem 2.5'teki model oluşturulmuştur.

$$\ln BTCp_t = \beta_0 + \beta_1 SOPR_t + \beta_2 PM_t + \beta_3 GT_t + \beta_4 BAA_t + \beta_5 \ln DJIA_t + u_i \quad (2.5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

Seçilen çok değişkenli modelde birden fazla bağımsız değişken (*SOPR*, *PM*, *GT*, *BAA*, *lnDJIA*) bulunmaktadır. *i* ise 1'den *n*'ye kadar olan gözlemleri ifade etmektedir. Çalışmada sadece tek bir bağımlı değişken (*lnBTCp*) yer almaktadır.

#### 2.4.1. Birim Kök Testleri

Bir zaman serisi içerisindeki durağanlığı test etmek için birim kök testleri kullanılmaktadır. Durağanlık, zaman serilerinin önemli bir özelliğidir. Durağanlık, bir zaman serisinin değerlerinin belli bir değere yakınsaması veya beklenen değer etrafında dalgalanması olarak ifade edilmektedir. Bir serinin birim kök barındırması durağan olmadığını ifade eder ve basit bir cebirle ifade etmek için seriyi durağan hale getirmek gerekmektedir (Zuo, 2019). Birim kökün varlığı aynı zamanda sahte regresyona da sebep olmaktadır.

Bir serinin durağanlığı tespit etmek ve seriyi durağan hale getirmek için çeşitli testler kullanılmaktadır. Dickey-Fuller (Dickey & Fuller, Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root, 1979) testi, Augmented Dickey-Fuller “ADF” (Dickey & Fuller, 1981) testi, Perron (1989)'un dışsal kırılma eleştirisinden ortaya çıkan Zivot ve Andrews (Zivot & Andrews, 1992) testi, Dickey-Fuller GLS “ERS” (Elliott, Rothenberg, & Stock, 1996) testi, Phillips-Peron “PP” (Phillips & Perron, 1988) testi, Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin “KPSS” (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin, 1992) testi, ve Ng-Perron (Ng & Perron, 2001) testi en çok kullanılan testlerdir.

Birim kök analizi ile bir serinin durağanlığı test edilebilir. Eğer bir seride birim kök bulunuyorsa, örneğin  $Y_t$  gibi bir serinin durağanlığı araştırılacaksa serinin birim kök testi için genel bir regresyon modeli;

$$Y_t = pY_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

şeklinde oluşturulur. Denklem 2.6'da yer alan  $p$  parametresinin istatistiksel olarak 1'e eşit olması durumunda, serinin birim köklü olduğu, yani durağan olmadığı anlamına gelir. Söz konusu denklemi;

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= (p - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_t \\ &= \delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.7)$$

Denklem 2.7'deki gibi göstermek de mümkündür. Böyle bir durumda araştırılacak birim kök testi parametresi olan  $\delta$  parametresinin değerinin 0'a eşit olup olması aranır.

Yapılan ön inceleme ve araştırmalar sonucunda, bu çalışma için daha isabetli sonuçlar vermesi açısından, Augmented Dickey-Fuller, Phillips-Peron ve Zivot ve Andrews testlerine yer verilmiştir.

#### **2.4.1.1. Augmented Dickey-Fuller Birim Kök Testi**

Bir serinin gözlenen değerlerinin durağan olup olmadığını anlamak için standart testlerden Dickey-Fuller testi uygulanmaktadır. Dickey-Fuller testi, gözlenen serilerde birim kökün varlığını (serinin durağan olmadığı) tespit etmek için kullanılan bir testtir. Bu test yönteminin ilk olarak duyurulması, D.A. Dickey ve W.A.Fuller'ın 'Journal of American Statistical Association' adlı dergide 1979'da yayınlanan makaleleriyle olmuştur. Test, ortaya çıktığı ilk dönemden günümüze kadar uygulanan çeşitli alanlarda yeterli olmadığı ve bundan dolayı testin eksikliklerin kapatılması için oluşturulan yardımcı yöntemler geliştirilmiştir. Bu gelişmelere rağmen, yapılan uygulamalarda serinin birim kök tespitinin saptanması için mutlak birim kök testinin yapılması ön şart niteliğini taşımaktadır.

DF testinin otokorelasyon sorunu barındırması sebebiyle, denkleme bağımlı değişken gecikmeleri eklenerek ADF testi elde edilmiştir. Bu test, otoregresif zaman serilerindeki sorunlardan yola çıkarak 1984 yılında Said ve Dickey tarafından kaleme alınan teorik tabanlı bir makaleye dayanmaktadır. Özünde DF ve ADF test

istatistikleri benzer bir dağılıma sahip olduğu için kullanılan tablolar da benzerdir (Said & Dickey, 1984).

ADF testi kullanılarak sabitsiz ve trendsiz model, sabitli ve trendsiz model ile sabitli ve trendli model olmak üzere üç tür model kullanılabilir. Bu modellerle ilgili hesaplama yöntemi aşağıdaki gibidir:

*Sabitsiz ve trendsiz model*

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

*Sabitli ve trendsiz model*

$$\Delta Y_t = a_0 + \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

*Sabitli ve trendli model*

$$\Delta Y_t = a_0 + \beta_t + \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

Her üç modelde yer alan  $\Delta Y_t$  teste tabi olan seriyi,  $\rho Y_{t-1}$  parametresi gecikmeyi; sabitli modellerde yer alan  $a$  parametresi sabiti, trendli modelde yer alan  $\beta_t$  parametresi de tendi; ayrıca  $\Delta$ , fark işlemcisi ve  $\varepsilon_t$  durağan hata terimini ifade etmektedir.

Denklemlerde yer alan  $\beta$  parametresinde “ $\beta = 0$ ” eşitliğinin sağlanması  $Y_t$ 'nin birim kök içerdiğini ifade etmektedir. Serinin birim köke sahip olup olmadığını sınamak için aşağıdaki gibi kısıtlı ve kısıtsız test istatistiği hipotezleri kullanılmaktadır.

$\Phi_1$  Test İstatistiği Hipotezleri

$$H_0: Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$H_1: \alpha + \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$\Phi_2$  Test İstatistiği Hipotezleri

$$H_0: Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$H_1: \alpha + \beta_t + \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$\Phi_3$  Test İstatistiği Hipotezleri

$$H_0: \alpha + Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$H_1: \alpha + \beta_t + \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$\Phi_1$  testinin hipotezi için seçilen model katsayıları  $(\alpha, \rho) = (0,1)$  şeklindedir ve karşıt hipotezi  $(\alpha, \rho) \neq (0,1)$  olarak sınımlanır. Aynı durum  $\Phi_2, \Phi_3$  hipotezleri için de geçerlidir. Diğer bir deyişle yukarıda belirtilen sıfır hipotezlerin test istatistikleri, kendi karşıt hipotezlerini ifade etmektedir.

ADF testinde gecikme uzunluğunda önemli bir konudur. Gecikme uzunluğu tespiti için genellikle Akaike veya Schwarz bilgi kriterleri kullanılmaktadır. Ayrıca bir serideki maksimum gözlem uzunluğunun tespiti için G. William Schwert tarafından aşağıdaki formül önerilmiştir (Schwert, 1989).

$$p_{max} = \left\lceil 12 \left( \frac{n}{100} \right)^{1/4} \right\rceil \quad (2.11)$$

Denklem 2.11'de yer alan  $n$  gözlem sayısını ifade etmek üzere, yukarıdaki denkleme göre maksimum gecikme uzunluğu hesaplanabilir.

#### 2.4.1.2. Phillips-Peron Birim Kök Testi

Phillips ve Peron (1988) kaleme aldıkları makalede finansal zaman serilerinde sıklıkla kullanılan birim kök testlerine değinmişlerdir. Testlerdeki seri korelasyon ve değişen varyans sorununu ele alış biçimi bakımından ADF ile farklılaşmaktadırlar. ADF testi istatistiksel olarak hata terimlerinin bağımsız olduğunu ve sabit varyans taşıdığını varsayar. ADF testinin homojen ve bağımsız varsayımları PP testinde göz ardı edilerek hata terimlerinin zayıf bağımlılık ve heterojen bir dağılıma sahip olduğu kabul edilir. Bundan dolayı PP testi, ADF t istatistiklerinin geliştirilmesinde hata terimi varsayımları konusundaki sınırlamaları dikkate almaz (Nkoro & Uko, 2016).

PP testi ADF denklemindeki otokorelasyon sorunun çözümü için gecikme değerleri DF denklemini tahmin edilerek t istatistikleri yeniden düzenlenmiştir. Böylece yanlış bir  $H_0$  hipotezi açısından, daha doğru sonuçlar verebilmektedir.

*Kullanılan regresyon denklemini*

$$\Delta Y_t = \beta' Y_t + \pi Y_{t-1} + u_t, u_t \sim I(0) \quad (2.12)$$

*Kullanılan t istatistiği*

$$t_\alpha = t_\alpha \left( \frac{\gamma_0}{f_0} \right)^{1/2} - \frac{T(\gamma_0 - f_0)(se(\hat{\alpha}))}{2f_0^{1/2}s} \quad (2.13)$$

Denklem 2.13'te kullanılan karar verme kriterleri ile hipotezler DF testinin aynısıdır. Kullanılan  $\alpha$  tahmin katsayısı, s denkleminde yer alan standart hatayı,  $\gamma_0$  hata varyansı,  $f_0$  sıfır frekansındaki artık çeşitlilik tahmincisini ifade etmektedir.

#### **2.4.1.3. Zivot-Andrews Birim Kök Testi**

Perron (1989)'un dışsal kırılma eleştirisinden ortaya çıkan Zivot ve Andrews (1992) testi, elde edilen trend fonksiyonuna alternatif bir hipotez ile tahmini bir kırılmaya izin veren yeni bir alternatif birim kök testi ortaya koymuştur (Zivot & Andrews, 1992).

Zivot-Andrews testi, düzeyde tek kırılmalı yapıya izin veren A Modeli, eğimde tek kırılmalı yapıya izin veren B Modeli ile hem düzeyde hem eğimde tek kırılmalı yapıya izin veren C Modeli olmak üzere üç model sunmaktadır.

$$\text{A Modeli: } Y_t = \mu + \beta_t + \delta Y_{t-1} + \theta_1 DU(\lambda) + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

$$\text{B Modeli: } Y_t = \mu + \beta_t + \delta Y_{t-1} + \theta_2 DT(\lambda) + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.15)$$

$$\text{C Modeli: } Y_t = \mu + \beta_t + \delta Y_{t-1} + \theta_1 DU(\lambda) + \theta_2 DT(\lambda) + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.16)$$

Modellerde bulunan  $DU$  düzeyde kırılmayı,  $DT$  eğimde kırılmayı tanımlayan kukla değişkenlerdir.

$$DU(\lambda) = \begin{cases} 1 & t > T_B \\ 0 & t \leq T_B \end{cases} \quad DT(\lambda) = \begin{cases} t - T\lambda & t > T\lambda \\ 0 & t \leq T_B \end{cases} \quad (2.17)$$

Temel hipotezde yer alan  $t = 1, 2, \dots, T$  zamanı;  $T_B$  ise kırılma tarihini temsil etmekle beraber;  $\lambda = T_B/T$  kırma noktasını ifade etmektedir.

Seriler için öncelikli olarak,  $j = 2/T$  ve  $j = (T - 1)/T$  aralığındaki  $\lambda = T_B/T$  kırılma noktasıyla (A Modeli), (B Modeli) ve (C Modeli), denklemleri için en küçük kareler yöntemi ile tahminleme yapılmaktadır. Tüm  $\lambda$  değerleri için, ilave değişken sayısı  $k$ , Peron testindeki süreçle aynıdır ve  $\delta$  testi için  $t$  istatistiği bu şekilde belirlenmektedir. Ayrıca en küçük  $t$  istatistiği, kırılma tarihi olarak belirlendikten sonra, elde edilen  $t$  istatistik değeri, Zivot ve Andrews'in kritik değerinden mutlak değer olarak daha büyükse, ilgili değişkenin durağan olmadığı ifade eden temel hipotez reddedilir (Yavuz, 2006).

Zivot ve Andrews birim kök testi uygulanırken genellikle ilk önce C Modeli tahmin edilir. Model  $DU$  ve  $DT$  kukla değişkenlerinin anlamlılık durumuna göre belirlenir. İstatistiksel açıdan  $DU$  ve  $DT$  kukla değişkenlerinin ikisi birden anlamlıysa C Modeli seçilir. Eğer sadece  $DU$  modeli anlamlıysa A Modeli, sadece  $DT$  modeli anlamlıysa B Modeli için tahminleme yapılır.

#### 2.4.2. ARDL Sınır Testi

En az iki değişken arasında uzun dönem ilişkilerin varlığı araştırılırken sıklıkla Angle-Granger (1987) ve Johansen (1988) tarafından geliştirilen eşbütünleşme testlerinde, serilerin düzeyde durağan olmamaları durumunda aynı düzeyde farkları alındığında durağan hale gelmeleri gerekmektedir. Diğer bir deyişle değişkenlerin aynı dereceden bütünleşmeye sahip olmaları gerekmektedir.

Değişkenlerin bütünleşme derecelerinin aynı olması kısıtını ortadan kaldırmak amacıyla ARDL sınır testi geliştirilmiş ve böylece uzun dönem ilişkilerin varlığı daha farklı bir yöntemle test edilmiştir. Modelde kullanılan değişkenlerin durağanlık

derecelerini belirlemeye gerek kalmadan, yani modelin deęişkenlerinin I(1) veya I(0) olmasının tespitine ihtiya duyulmadan sınır testi uygulanabilmifştir. Ancak modelde kullanılan deęişkenlerin kritik deęerlerinin I(2) olma ihtimali göz ardı edilmemelidir (Pesaran vd. 2001).

Bu yöntemde ilk olarak deęişkenler arasındaki uzun dönemde bir eş bütünlüşme ilişkisinin olup olmadığının tespit edilmesi gerekir. Bu nedenle Kısıtlanmamış Hata Düzeltme Modeli (UECM) kurulmalı ve maksimum gecikme uzunluęu belirlenerek tahmin edilmelidir. alıřmanın deęişkenlerine göre kurulan UCEM denklem 2.18’de verilmiřtir.

#### *ARDL testinin model yapısı*

$$\begin{aligned} \Delta \ln BTCP_t = & \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_{1,i} \Delta \ln BTCP_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{2,i} \Delta SOPR_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{3,i} \Delta PM_{t-i} + \\ & \sum_{i=0}^n \alpha_{4,i} \Delta GT_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{5,i} \Delta BAA_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{6,i} \Delta \ln DJIA_{t-i} + \beta_1 \ln BTCP_{t-1} + \\ & \beta_2 SOPR_{t-1} + \beta_3 PM_{t-1} + \beta_4 GT_{t-1} + \beta_5 BAA_{t-1} + \beta_6 \ln DJIA_{t-1} + \epsilon_t \quad (2.18) \end{aligned}$$

Modelde  $\beta_0$ , otonom sabit parametreyi;  $\Delta$  fark operatörü, t, zamanı deęişkeni;  $\epsilon_t$ , hata terimini göstermektedir.  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_4, \alpha_5, ve \alpha_6$  kısa dönem ilişkisini,  $\beta_1, \beta_2, \beta_4, \beta_5, ve \beta_6$  ise uzun dönem ilişkisini vermektedir. Kısa ve uzun dönem ilişkisini daha açık görmek için ayrı ayrı denklemlerle gösterilebilir. Baęımlı deęişken ve baęımsız deęişkenler arasındaki eşbütünlüşme ilişkisini saptamak için Pesaran tarafından önerilen sınır testi yapılır (Pesaran, Shin, & Smith, 2001). Bu test F testine dayalı olarak yapılmaktadır. Denklem (2.18)’deki deęişkenler arasında eşbütünlüşme ilişkisini test etmek amacıyla oluşturulan trendsiz modelin sıfır hipotezi ve alternatif hipotez, sırasıyla:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 0,$$

$$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \beta_3 \neq \beta_4 \neq \beta_5 \neq \beta_6 \neq 0$$

*şeklindedir ve eşbütünlüşme olması durumunda sıfır hipotezi kabul edilmez.*

Hesaplanan test istatistik deęeri kritik deęerden daha büyük bir deęere sahipse, uzun dönem ilişkinin olmadığını varsayan temel hipotez reddedilir. Test istatistik

değeri, alt kritik değerden daha küçük bir değere sahipse, uzun dönem ilişkinin olmadığını varsayan temel hipotez kabul edilir. Ayrıca test istatistik değerleri alt ve üst kritik değerler arasındaysa, değerlerin durağanlık özelliklerine sahip olması aranır.

Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki uzun dönemi ilişkisi çalışmanın değişkenleri göz önünde bulundurarak Denklem 2.19 oluşturulur;

$$\begin{aligned} \ln BTCP_t = & \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_{1,i} \ln BTCP_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_{2,i} SOPR_{t-i} + \sum_{i=0}^v \beta_{3,i} PM_{t-i} \\ & + \sum_{i=0}^w \beta_{4,i} GT_{t-i} + \sum_{i=0}^y \beta_{5,i} BAA_{t-i} + \sum_{i=0}^z \beta_{6,i} \ln DJIA_{t-i} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.19)$$

Değişkenler arasındaki en uygun ve iyi ilişkiyi veren modeli bulmak için p, q, v, w, y ve z=1, 2, ..., m ve i=1, 2, ..., k'nın bütün muhtemel değerleri için EKK tahminleri yapılır. Burada m maksimum gecikme uzunluğunu k bağımsız değişken sayısını vermektedir.

Kısa dönem analizi, Denklem 2.20 ile tahmin edilir.

$$\begin{aligned} \Delta \ln BTCP_t = & \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_{1,i} \Delta \ln BTCP_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{2,i} \Delta SOPR_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{3,i} \Delta PM_{t-i} + \\ & \sum_{i=0}^n \alpha_{4,i} \Delta GT_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{5,i} \Delta BAA_{t-i} + \sum_{i=0}^n \alpha_{6,i} \Delta \ln DJIA_{t-i} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.20)$$

### 2.4.3. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi

Entegre ve koentegre süreçlerini barındıran Vektör Otoregresyon (VAR) modeline dayalı çıkarımlar yapabilen Toda-Yamamoto testi (1995), bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında bir nedensellik ilişkisinin varlığını ve yönünü belirlemek amacıyla oluşturulmuş, Granger nedensellik testinin gelişmiş bir versiyonudur. Granger nedensellik testinde verilerin analiz edilebilmesi için gerekli olan durağanlık şartı, bu testte bir zorunluluk olmaktan çıkmıştır. Diğer bir deyişle, değişkenlerin kaçınıcı dereceden eşbütünleşik oldukları önemsizdir ve değişkenler analize, seviye değerleri ile dahil edilmektedir (Toda & Yamamoto, 1995). Bu test üç adımla uygulanmaktadır. Birinci adımda Akaike (AIC), Schwarz (SC) ve Hannan – Quinn (HQ) gibi bilgi kriterlerinden yararlanılarak uygun gecikme uzunluğu (p) tespit edilir.

İkinci adımda maksimum bütünleşme derecesi ( $d_{max}$ ) bulunur. Son adımda ise en uygun gecikme uzunluğuna maksimum bütünleşme derecesi eklenerek VAR ( $p + d_{max}$ ) modeli tahmin edilir.

Test için  $x_{1t}$  ve  $x_{2t}$  gibi iki değişkene sahip olduğumuzu varsayarsak, bu değişkenler için Toda-Yamamoto nedensellik test için Denklem 2.21'deki gibi kurulur.

$$x_{2t} = \omega_1 + \sum_{i=1}^{p+d_{max}} \gamma_{1i} x_{1,t-i} + \sum_{i=1}^{p+d_{max}} \theta_{1i} x_{2,t-i} + \varepsilon_{1t} \quad (2.21)$$

$$x_{1t} = \omega_2 + \sum_{i=1}^{p+d_{max}} \gamma_{2i} x_{1,t-i} + \sum_{i=1}^{p+d_{max}} \theta_{2i} x_{2,t-i} + \varepsilon_{2t}$$

Denklem 2.21'de yer alan  $\omega_1$  ve  $\omega_2$  sabit katsayılar karşılık gelmektedir.  $\gamma_{1i}$  ve  $\gamma_{2i}$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, p + d_{max}$ ,  $x_{1t}$  değişkenine ait gecikmelerin sabit katsayılarını,  $\theta_{1i}$  ve  $\theta_{2i}$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, p + d_{max}$ ,  $x_{2t}$  değişkenine ait gecikmelerin sabit katsayılarını ifade etmektedir.

*Testin temel hipotezleri*

$$H_0 = \gamma_{1i} = \gamma_{2i} = \dots = \gamma_{1p} = 0$$

$$H_1 = \text{En az bir değer 0'dan farklıdır.}$$

$$H_0 = \theta_{1i} = \theta_{2i} = \dots = \theta_{2p} = 0$$

$$H_1 = \text{En az bir değer 0'dan farklıdır.}$$

Her iki hipotez için katsayının birlikte sıfırdan farklı bir değer alması durumunda, iki değişken arasında iki yönlü bir Granger nedenselliğinden bahsedilebilir.

## 2.5. ARAŞTIRMA BULGULARI

### 2.5.1. Birim Kök Testi Sonuçları

Çalışmada kullanılan modelin sabitli, sabitli ve trendli ile sabitsiz ve trendsiz olup olmadığını tespit etmek için bağımlı değişken olan lnBTCp'ye ADF testi uygulanmış ve modelin sabitli model olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Yapılan çalışmada değişkenlerin durağanlık seviyesini tespit edebilmek için ADF ve PP birim kök testleri uygulanmış, son olarak da yapısal kırılmayı dikkate alan Zivot-Andrews testine yer verilmiştir. Her bir değişken için ilk önce düzey değerlerinin durağan olup olmadığına bakılmış. Düzeyde durağan olmayan değişkenler için birinci farkları alınarak durağanlık dereceleri incelenmiştir. Düzeyde durağan olan veriler için de birim kök testi uygulanmış, ancak analizde seviye değerleri ile anlamlı olan veriler seviye değerleriyle, seviye değerleri anlamlı olmayan veriler birinci fark değerleriyle ele alınmıştır.

Tablo 2.10'da yer alan ADF birim kök testinin %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyleri, seviye değerleri açısından değerlendirildiğinde: SOPR değerinin, sabitli model ile sabitli ve trendli modelin %1 düzeyinde anlamlı olduğu; PM değerinin, sabitli model ile sabitli ve trendli modelde %1 düzeyinde, sabit ve trend içermeyen model için %5 düzeyinde anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca GT verisinin sabitli model ile sabitsiz ve trendsiz model için %5 düzeyinde, sabitli ve trendli model için %1 düzeyinde anlamlı olduğu tespit edilmiştir.

Öte yandan değişkenlere uygulanan ADF birim kök testinin anlamlılık düzeyi seviyede farklılık gösterse de birinci farkı alındığında, tüm değişkenlerin her üç model yapısı için %1 düzeyinde anlamlı olduğu tespit edilmiştir.

**Tablo 11.10:** ADF Birim Kök Testi Sonuçları

	Seviye Değeri						
		lnBTCp	SOPR	PM	GT	BAA	lnDJIA
Sabitli	t-İstatistiği	-1.627	-8.132	-5.019	-3.158	-1.135	0.008
	Olasılık	0.466	0.000	0.000	0.025	0.700	0.957
		-	***	***	**	-	-
Sabitli & Trendli	t-İstatistiği	-2.333	-8.133	-5.119	-4.630	-5.686	-3.345
	Olasılık	0.413	0.000	0.000	0.002	0.000	0.064

		-	***	***	***	***	*
<b>Sabitsiz &amp; Trendsiz</b>	t-İstatistiği	1.989	0.316	-2.556	-2.114	0.621	3.896
	Olasılık	0.989	0.776	0.011	0.034	0.849	1.000
		-	-	**	**	-	-
<b>1. Fark</b>							
		<b>d(lnBTCp)</b>	<b>d(SOPR)</b>	<b>d(PM)</b>	<b>d(GT)</b>	<b>d(BAA)</b>	<b>d(lnDJIA)</b>
<b>Sabitli</b>	t-İstatistiği	<b>-9.226</b>	<b>-22.278</b>	<b>-20.851</b>	<b>-13.429</b>	<b>-29.167</b>	<b>-12.810</b>
	Olasılık	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
		***	***	***	***	***	***
<b>Sabitli &amp; Trendli</b>	t-İstatistiği	-9.241	-22.458	-20.805	-13.363	-28.791	-12.928
	Olasılık	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***
<b>Sabitsiz &amp; Trendsiz</b>	t-İstatistiği	-8.732	-22.293	-21.001	-13.451	-18.086	-11.426
	Olasılık	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***

Not: (\*) %10 oranında anlamlı; (\*\*) %5'te anlamlı; (\*\*\*) %1 oranında anlamlıdır ve (-) anlamsızdır. Parantez içindeki değerler Schwarz (SIC) bilgi kriterine göre seçilmiştir.

Tablo 2.11'de yer alan PP birim kök testinin %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyleri, seviye değerleri açısından değerlendirildiğinde: SOPR değerinin, sabitli model ile sabitli ve trendli modelin %1 düzeyinde anlamlı olduğu; PM verisinin tüm model yapıları için %1 düzeyinde seviyede anlamlı olduğu; GT verisinin, sabitli ve trendli model için %1, sabitli model ile sabit ve trend içermeyen model için %5 düzeyinde anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca değişkenlere uygulanan PP birim kök testinin anlamlılık düzeyi, ADF testiyle benzer şekilde, seviyede farklılık göstermekle beraber birinci farkı alındığında, tüm değişkenlerini, her üç model yapısı için %1 düzeyinde anlamlı olduğu belirlenmiştir.

**Tablo 12.11: PP Birim Kök Testi Sonuçları**

	<b>Seviye Değeri</b>						
		<b>lnBTCp</b>	<b>SOPR</b>	<b>PM</b>	<b>GT</b>	<b>BAA</b>	<b>lnDJIA</b>
<b>Sabitli</b>	t-İstatistiği	<b>-1.665</b>	<b>-4.849</b>	<b>-5.019</b>	<b>-3.312</b>	<b>-0.830</b>	<b>-0.382</b>
	Olasılık	<b>0.446</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.017</b>	<b>0.806</b>	<b>0.908</b>
		-	***	***	**	-	-
<b>Sabitli &amp; Trendli</b>	t-İstatistiği	-2.220	-4.857	-5.119	-4.610	-2.880	-3.366
	Olasılık	0.474	0.001	0.000	0.002	0.173	0.061
		-	***	***	***	-	*

<b>Sabitsiz &amp; Trendsiz</b>	t-İstatistiği	2.188	0.378	-2.882	-2.328	1.040	2.471
	Olasılık	0.993	0.792	0.004	0.020	0.921	0.997
		-	-	***	**	-	-
<b>1. Fark</b>							
		<b>d(lnBTCp)</b>	<b>d(SOPR)</b>	<b>d(PM)</b>	<b>d(GT)</b>	<b>d(BAA)</b>	<b>d(lnDJIA)</b>
<b>Sabitli</b>	t-İstatistiği	<b>-9.215</b>	<b>-13.364</b>	<b>-13.181</b>	<b>-12.369</b>	<b>-12.826</b>	<b>-11.952</b>
	Olasılık	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
		***	***	***	***	***	***
<b>Sabitli &amp; Trendli</b>	t-İstatistiği	-9.262	-13.344	-13.128	-12.316	-12.766	-11.914
	Olasılık	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***
<b>Sabitsiz &amp; Trendsiz</b>	t-İstatistiği	-8.703	-13.418	-13.237	-12.412	-12.584	-11.378
	Olasılık	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		***	***	***	***	***	***

Not: (\*) %10 oranında anlamlı; (\*\*) %5'te anlamlı; (\*\*\*) %1 oranında anlamlıdır ve (-) anlamsızdır. Parantez içindeki değerler Schwarz (SIC) bilgi kriterine göre seçilmiştir.

Çalışmada sabitli model seçilmiştir, ancak diğer iki model yapısına ait verilere de yer verilmiştir. Model için yapılan ADF ve PP birim kök testleri göz önünde bulundurulduğunda, SOPR, PM ve GT verileri düzeyde anlamlı olduğu için bu verilerin tekrardan Zivot-Andrews birim kök testine dahil edilme gereği duyulmamıştır. Tablo 2.11'de tüm model yapıları ele alınmışsa da bu aşamada lnBTCp, BAA ve lnDJIA verileri, belirlenen model yapısına uygun olduğu için sadece A - Modeli (Sabit, yapısal kırılma olmayan birim köklü seri) ile ilgili değerler incelenmiştir ve değerlendirilmiştir.

Testin istatistik değerlerini veren Tablo 2.12 incelendiğinde, lnBTCp'ye ait t-istatistik değerinin (-2.907) tüm seviyelerdeki (%1, %5, 10%) kritik değerlerden (-5.34, -4.93, -4.58) büyük olduğunu göstererek  $H_0$  temel hipotezini reddetmemektedir. Diğer bir deyişle bu test, lnBTCp serinin durağan dışı olduğunu I(1), ADF ve PP testlerinin seviye değerleri için elde edilen sonuçları teyit ettiğini göstermektedir.

BAA verisine ait t-istatistik değerinin (-4.429) belirlenen tüm seviyelerdeki (%1, %5, 10%) kritik değerlerden (-5.34, -4.93, -4.58) büyük olduğu, dolayısıyla serinin durağan dışı olduğunu I(1), ADF ve PP testlerinin seviye değerleri için elde edilen sonuçları teyit ettiği gözlemlenmiştir.

lnDJIA verisi ile ilgili t-istatistik değerinin (-3.919) belirlenen tüm seviyelerdeki (%1, %5, 10%) kritik değerlerden (-5.34, -4.93, -4.58) büyük olduğu gözlemlenmiştir. Elde edilen sonuçlar çerçevesinde serinin durağan dışı olduğu I(1), ADF ve PP testlerinin seviye değerleri için elde edilen sonuçların, bu veri seti için de teyit edildiği gözlemlenmiştir.

Öte yandan bu durağan dışılığın sebebinin bir kırılma olmadığı, her üç veri seti için de tespit edilmiştir.

**Tablo 13.12:** Zivot-Andrews Birim Kök Testi Sonuçları

Değişkenler	Model Yapısı	t-İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Değeri	Kırılma Tarihi	Sonuç
lnBTCp	A - Modeli (Sabit)	-2.907	0.302	1	2018-04	I(1)
BAA	A - Modeli (Sabit)	-4.429	0.000	4	2018-02	I(1)
lnDJIA	A - Modeli (Sabit)	-3.919	0.068	0	2015-05	I(1)

**Not:** Çalışma, sabitli model üzerine kurulmuştur. Test istatistiğine ait kritik değerler Zivot-Andrews (1992) testinden elde edilmiştir. Zivot ve Andrews testinin kukla değişkenlerine ait %1, %5 ve %10 seviyelerindeki kritik değerler: **A-Modeli (Sabit) için -5.34, -4.93 ve -4.58**'dir

### 2.5.2. ARDL Test İstatistikleri

Bu bölümde ilk önce ARDL Sınır Testi ile ilgili istatistiki verilere, daha sonraki bölümde Toda-Yamamoto Nedensellik Testi sonuçlarına yer verilmiştir.

Tablo 2.13'te değişkenler arasında uzun dönemde ilişki olup olmadığının tespitini vermektir. Elde edilen F istatistik değeri, alt ve üst sınır değerlerden büyük olması durumunda değişkenler arasında uzun dönem ilişkinin varlığından söz edilebilir. Bulunan F istatistiği (14.205), %1 önem seviyesindeki kritik değerlerden (3) daha büyük olduğundan lnBTCp bağımlı değişken verisi ile SOPR, PM, GT, BAA, lnDJIA bağımsız değişken verileri arasında, uzun dönemli eşbütünlük olduğu anlaşılmaktadır.

**Tablo 14.13:** F İstatistiği ve Kritik Değerler

Model	k	m	F İstatistiği	Önem Düzeyi	Alt Sınır	Üst Sınır
ARDL (3,0,3,0,0,0)	5	4	14.205	1%	2.08	3
				5%	2.39	3.38
				10%	3.06	4.15

**Not:** k açıklayıcı değişken sayısını; m maksimum gecikme uzunluğunu; %1, %5 ve %10 önem seviyelerini ifade etmektedir. Ayrıca Akaike Bilgi Kriteri kullanılarak ARDL (3,0,3,0,0,0) modeli oluşturulmuştur.

Uzun dönem katsayılarının anlamlılık durumunu gösteren sonuçlar Tablo 2.14'te verilmiştir. Olasılık değerlerine bakıldığında PM değişkeninin %1 önem düzeyinde anlamlı ve pozitif bir biçimde lnBTCp'yi etkilediği buna karşılık SOPR, BAA ve lnDJIA değişkenlerinin %5 önem düzeyinde anlamlı ve pozitif olarak lnBTCp'yi etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Ancak uzun dönemde GT değişkeni ile lnBTCp arasında anlamlı bir ilişki bulunmamıştır.

**Tablo 15.14:** Uzun Dönem ARDL Modeli

Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t- İstatistiği	Olasılık Değeri
SOPR	80.609	32.128	2.509	0.013
PM	1.662	0.478	3.472	0.000
GT	-0.001	0.016	-0.083	0.933
BAA	0.000	0.000	2.141	0.034
lnDJIA	4.280	1.863	2.296	0.023

**Not:** Kritik değerler (Pesaran, Shin, & Smith, 2001), Tablo III'ten elde edilmiş, sabitli ve trend içermeyen model seçilmiştir.

Tablo 2.15'te modelin sağlıklı çalıştığını ifade eden hata düzeltme (ECM(-1)) teriminin 1'den küçük olması, işaretinin negatif olması ve olasılık değerinin anlamlı olması gibi kriterler aranmaktadır. Test değerleri göz önünde bulundurulduğunda, uzun dönemde meydana gelen bir sapma durumunda, sonraki her bir dönem için sapma giderilerek, yaklaşık olarak %6 oranında tekrar birbirine yaklaşmaktadır.

Kısa dönem katsayıların değerine bakıldığında, sabit katsayının %1 değerinde anlamlı olduğu anlaşılmaktadır. lnBTCp değişkeninin bir ve üç dönem önceki değerleri %1 düzeyinde anlamlı olduğu, iki dönem önceki değerinin anlamsız olduğu sonucuna varılmıştır. SOPR değişkeninin cari dönem değerinin %1 düzeyinde anlamlı olduğu; PM değerinin cari dönem değeri ile bir ve üç dönem önceki değerleri %1 düzeyinde anlamlı olduğu ve iki dönem önceki değeri anlamsız olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca BAA değişkeninin cari dönem değerinin %5 düzeyinde anlamlı olduğu; lnDJIA ve GT değişkenlerinin kısa dönem katsayıları tüm önem düzeylerinde anlamsız olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca modele ait hata düzeltme terimi olan (ECM(-1)) 1'den küçük olup negatif işaretli ve olasılık değerinin anlamlıdır (Tablo 2.15).

**Tablo 16.15:** Kısa Dönem ARDL Modeli

Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t- İstatistiği	Olasılık Değeri
lnBTCp(-1)	0.747	0.088	8.518	0.000
lnBTCp(-2)	-0.091	0.113	-0.802	0.424
lnBTCp(-3)	0.279	0.081	3.438	0.001
SOPR	5.191	0.953	5.447	0.000
PM	0.232	0.015	15.662	0.000
PM(-1)	-0.073	0.028	-2.644	0.009
PM(-2)	0.044	0.028	1.572	0.119
PM(-3)	-0.095	0.020	-4.842	0.000
GT	0.000	0.001	-0.083	0.934
BAA	0.000	0.000	2.174	0.032
lnDJIA	0.276	0.183	1.503	0.136
C	-7.646	1.899	-4.025	0.000
ECM (-1)	-0.064	0.006	-10.253	0.000
R-kare	0.998	Olasılık (F-ist.)	0.000	
Düzeltilmiş R-kare	0.997	Durbin-Watson ist.	2.073	
F-istatistiği	4114.758	S.E. Regresyonu	0.119	

**Not:** Akaike bilgi kriteri kullanılmış, sabitli ve 4 gecikmeli ARDL (3,0,3,0,0) modeli seçilmiştir. Düzeltilmiş R-kare değeri, modeldeki tüm bağımsız değişkenlerin %99'unu açıklamaktadır. F-istatistiği, model sapma oranının oldukça düşük olduğunu ve modelin bir bütün olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Tablo 2.16'daki veriler ışığında, Breusch-Godfrey Seri Korelasyon LM Test istatistiklerine göre F-istatistiği ve Obs\*R-kare olasılık değerlerinin %5 değerinin üzerinde bir değer alması, modelde otokorelasyon sorunun olmadığı anlamına gelmektedir. Ulaşılan F-istatistiğine ait olasılık değeri (0.4867) ile Obs\*R-kare olasılık değerlerinin (0.4438) %1 değerinin oldukça üstünde bir değer olarak otokorelasyon sorunun olmadığını göstermektedir.

Normallik varsayımına göre Jarque-Bera olasılık değerlerinin %1 değerinden daha yüksek olması gerekmektedir. Elde edilen test istatistiğine bakıldığında, Jarque-Bera değeri (4.535224) ile olasılık değerinin (0.103559) %1 değerinden daha yüksek olduğu görülmektedir. Dolayısıyla normallik varsayımı sağlamaktadır.

Heteroskedasticity Testi Breusch-Pagan-Godfrey test istatistiklerine göre modelin sabit varyanslı olabilmesi için elde edilen olasılık değerlerinin %1 değerinin üzerinde bir değer olma şartı aranmaktadır. Bu açıdan elde edilen test istatistiklerine ait veriler incelendiğinde, hem F-istatistiğine ait olasılık değerinin (0.8554) hem Obs\*R-kare olasılık değerinin hem de Ölçek olasılık değerinin (0.7344) %1 değerinden oldukça yüksek bir değer aldığı, dolayısıyla modelin değişken varyans sorunu taşımadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Modelin fonksiyonel yapısının belirlenip belirlenmediğinin tespiti için kullanılan Ramsey RESET Test istatistiğine göre, olasılık değerinin %1 değerinden yüksek çıkması, kurulan modelde herhangi bir sorun olmadığını ifade eder. Bu teste ait F-istatistiği olasılık değerinin (0.1462) %1 değerinden daha yüksek bir değer aldığından, model kurma hatası bulunmadığı sonucuna varılmıştır.

**Tablo 17.16:** Modelin Tanısal Test Sonuçları

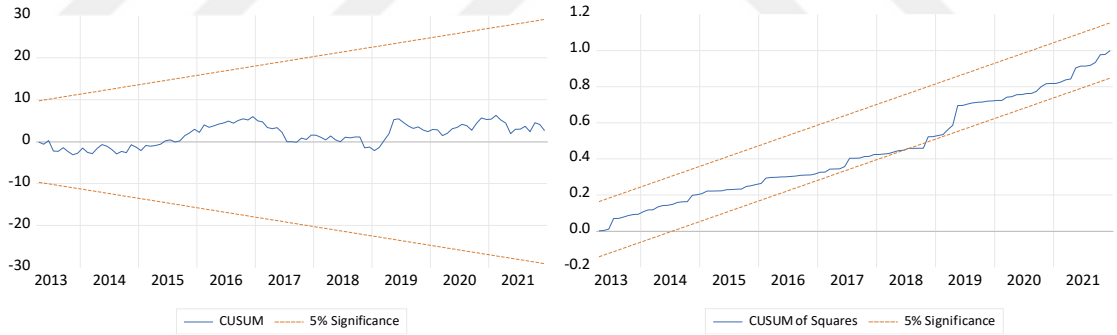
Testin Adı	İstatistik Adı	İstatistik Değeri	Olasılık Değeri
Breusch-Godfrey Seri Korelasyon LM Testi	F-istatistiği	0.725	0.486
	Obs*R-kare	1.624	0.443
Normallik Varsayımı	Jarque-Bera	4.535	0.103
Heteroskedasticity Testi Breusch-Pagan-Godfrey	F-istatistiği	0.562	0.855
	Obs*R-kare	6.505	0.837

Değişken Varyans	Ölçekli açıklanabilir SS	7.762	0.734
Ramsey RESET Test	t-istatistiği	1.464	0.146
	F-istatistiği	2.143	0.146
	Olasılık oranı	2.386	0.122

CUSUM ve CUSUM-Q testleri, modelde yapısal kırılmanın olup olmadığını test etmektedir. Modelde yapısal bir kırılma bulunmuyorsa modele ait katsayılar, CUSUM ve CUSUM-Q grafiklerine ait kırmızı çizgilerin, yani katsayıların kararlılığını gösteren %95'lik kritik sınırın içinde kalır, aksi durumda bu testler, hangi zaman aralığında yapısal kırılma olduğunu grafiksel olarak göstermektedir.

Grafik 2.9'da sol tarafta yer alan CUSUM testi incelendiğinde, modelde herhangi bir yapısal kırılma olmadığı görülmektedir. Sağ tarafta yer alan CUSUM-Q testi incelendiğinde, testte 2018 Haziran ve 2018 Kasım aylarını kapsayan 6 aylık dönemde yapısal kırılmaya rastlanmıştır. Bundan ötürü söz konusu 6 aylık dönem için modele kukla değişken eklenip kısa ve uzun dönem testler uygulanarak sonraki aşamada model tekrar tahmin edilip değerlendirilmiştir.

**Grafik 2. 9:** CUSUM ve CUSUM-Q Test Grafikleri



Tespit edilen yapısal kırılma nedeniyle oluşturulan kukla değişkenli ARDL yönteminin tüm aşamaları uygulanarak model yeniden tahmin edilmiştir. Önce uzun dönem, sonra kısa dönem sonuçları sunulmuştur.

Çalışmada kullanılan bağımlı değişken olan Bitcoin fiyatı ile bağımsız değişkenlerden olan DJIA verileri çarpık olma eğilimi taşıdıkları bilinmektedir. Hem çarpıklığı hem olası değişen varyansı gidermek için bu değişkenler doğal logaritmalı olarak modele dahil edilmiştir. Bu nedenle bağımlı değişken olan  $\ln\text{BTCp}$  logaritmalı,

lnDJIA bağımsız değişkeni logaritmali ve diğer bağımsız değişkenler (PM, GT, BAA) logaritmazdır. Modelin kısa ve uzun dönem katsayıları Gujarati, (2006) tarafından önerilen biçimde yorumlanacaktır. Bu bağlamda bağımlı değişken logaritmali, bağımsız değişken logaritmaz ise yarı esnekliğe göre yorum yapılacaktır. Eğer bağımlı değişken logaritmali, bağımsız değişken de logaritmali ise bu durumda da esnekliğe göre yorum yapılması gerekmektedir.

Uzun dönem katsayılarının anlamlılık durumunu gösteren sonuçlar Tablo 2.17’de yer almaktadır. Olasılık değerlerine bakıldığında PM verisinin %1 düzeyinde pozitif ve anlamlıdır. SOPR ve lnDJIA olasılık değerlerinin %5 düzeyinde pozitif ve anlamlıdır. BAA olasılık değerinin %10 düzeyinde anlamlı; ancak GT olasılık değerinin anlamlı olmadığı ve negatif etkide bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Uzun Dönem Kukla Değişkenli ARDL (3,0,3,0,0,0) Modeli” için elde edilen katsayı değerleri ile olasılık değerleri göz önünde bulundurulduğunda; uzun dönemde SOPR değişkeninde meydana gelen bir puanlık bir artış, Bitcoin fiyatını %85.292 arttırmaktadır. PM değişkeninde meydana gelen bir puanlık bir artış, Bitcoin fiyatını %1.704 arttırmaktadır. BAA değişkeninde meydana gelen bir puanlık bir artış, Bitcoin fiyatını %0.000003 arttırmaktadır. Ayrıca lnDJIA değerinde meydana gelen %1’lik bir artış, lnBTCp’yi %4.698 arttırmaktadır. Kukla değişkenli model ile yapısal kırılmayı içeren modelin kısa ve uzun dönem sonuçlarına bakıldığında, model katsayı işaretleri ve büyüklükleri benzer bulunmuştur. Model ve analiz yönteminde kurulan hipotezler (GT değişkeni hariç) doğrulanmıştır.

**Tablo 18.17:** Uzun Dönem Kukla Değişkenli ARDL Modeli

Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t- İstatistiği	Olasılık Değeri
<b>SOPR</b>	85.292	35.253	2.419	0.017
<b>PM</b>	1.704	0.513	3.321	0.001
<b>GT</b>	-0.003	0.017	-0.200	0.842
<b>BAA</b>	0.000	0.000	1.928	0.057
<b>lnDJIA</b>	4.698	1.911	2.459	0.016
<b>C</b>	-127.369	33.796	-3.769	0.000

Not: Kritik değerler (Pesaran, Shin, & Smith, 2001), Tablo III’ten elde edilmiş, sabitli ve trend içermeyen model seçilmiştir.

Tablo 2.18’de yer alan veriler incelendiğinde, modele ait hata düzeltme teriminin (ECM(-1)) 1’den küçük olduğu, işaretinin negatif ve olasılık değerinin anlamlı olduğu anlaşılmaktadır. Bu istatistiğe ait değerler açısından bakıldığında, Bitcoin fiyatında kısa dönemde meydana gelecek bir sapma, bir sonraki dönemde %6.4’lük kısmı giderilerek uzun dönemde dengesine ulaşabileceği söylenebilir. Bu terime bakıldığında oluşan modelin anlamlı olduğu ve çalıştığı anlamına gelmektedir.

Katsayı (C) değerine bakıldığında, sabit katsayının %1 düzeyinde anlamlı olduğu; lnBTCp göstergesinin bir ve üç dönem önceki değerleri %1 düzeyinde anlamlı olduğu, iki dönem önceki değerinin anlamsız olduğu anlaşılmaktadır. Diğer bir deyişle Bitcoin fiyatı kendisinin bir ve üç dönem önceki değerlerinden anlamlı olarak pozitif olarak etkilenmektedir. SOPR değişkeninin cari dönem değerinin %1 düzeyinde anlamlı olduğu; PM değerinin cari dönem değeri ile bir ve üç dönem önceki değerleri %1 düzeyinde anlamlı olduğu ve iki dönem önceki değer anlamsız olduğu tespit edilmiştir. BAA değişkenini ise cari dönem değerinin %10 seviyesinde anlamlı olduğu; ayrıca lnDJIA, GT değişkenleri ile kukla değişkene (KD) ait olasılık değerinin kısa dönem katsayıları tüm önem düzeylerinde anlamsız olduğu sonucuna varılmıştır.

**Tablo 19.18:** Kısa Dönem Kukla Değişkenli ARDL Modeli

Değişkenler	Katsayı	Standart Hata	t- İstatistiği	Olasılık Değeri
lnBTCp(-1)	0.743	0.088	8.491	0.000
lnBTCp(-2)	-0.080	0.113	-0.708	0.480
lnBTCp(-3)	0.276	0.081	3.402	0.001
SOPR	5.234	0.951	5.505	0.000
PM	0.231	0.015	15.671	0.000
PM(-1)	-0.072	0.028	-2.612	0.010
PM(-2)	0.042	0.028	1.493	0.138
PM(-3)	-0.096	0.020	-4.897	0.000
GT	0.000	0.001	-0.197	0.844
BAA	0.000	0.000	1.903	0.060
lnDJIA	0.288	0.183	1.574	0.119
KD	-0.068	0.053	-1.275	0.205
C	-7.816	1.898	-4.117	0.000
ECM (-1)	-0.061	0.006	-10.317	0.000
R-kare	0.998	Olasılık (F-ist.)	0.000	

Düzeltilmiş R-kare	0.997	Durbin-Watson ist.	2.070
F-istatistiği	3794.457	S.E. Regresyonu	0.119

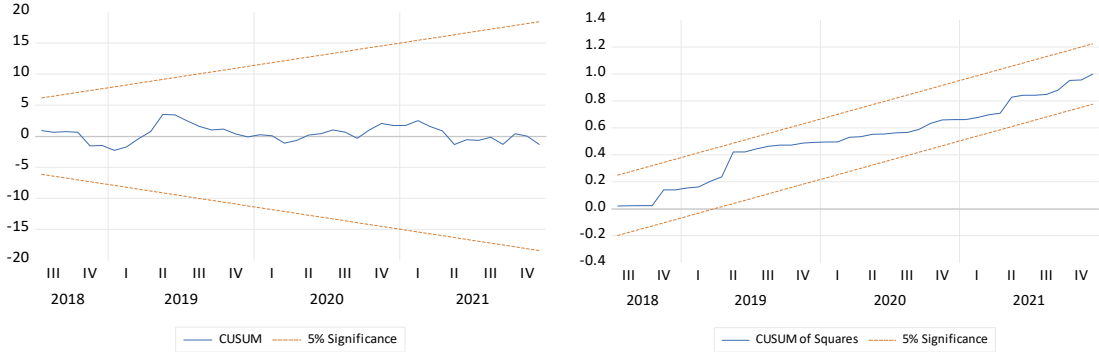
**Not:** Akaike bilgi kriteri kullanılarak sabitli ve 4 gecikmeli, kukla değişkenli ARDL (3,0,3,0,0,0) modeli seçilmiştir. Düzeltilmiş R-kare değeri, modeldeki tüm bağımsız değişkenlerin %99'unu açıklamaktadır. F-istatistiği, model sapma oranının oldukça düşük olduğunu ve modelin bir bütün olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Kısa dönem bulgularına göre lnBTCp; SOPR, PM ve BAA'nın cari dönem değerleri ile aynı yönlü anlamlı ilişki içinde iken, lnDJIA, GT ve KD ile anlamlı değildir. SOPR bağımsız değişkeninin cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %5.234 bir değişme meydana gelir. PM değişkeninin cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %0.231 bir değişme meydana gelir. BAA değişkeninde cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %0.0000002'lik bir değişme meydana gelir. lnDJIA değişkeninin cari döneminde meydana gelen %1'lik bir değişme Bitcoin fiyatında %0.288'lik bir değişmeye yol açmaktadır.

Modelde yapısal kırılmanın olup olmadığı CUSUM ve CUSUM-Q testleri ile tespit, edilmektedir. Modelde yapısal bir kırılma bulunmuyorsa modele ait katsayılar, CUSUM ve CUSUM-Q grafiklerine ait kırmızı çizgilerin, yani katsayıların kararlılığını gösteren %95'lik kritik sınırın içinde kalır, aksi durumda bu testler hangi zaman aralığında yapısal kırılma olduğunu grafiksel olarak göstermektedir.

Grafik 2.10'da sol tarafta yer alan CUSUM testi incelendiğinde, modelde herhangi bir yapısal kırılma olmadığı görülmektedir. Aynı şekilde sağ tarafta yer alan CUSUM-Q testi incelendiğinde de herhangi bir yapısal kırılmaya rastlanmamıştır. Grafik 2.9'da yer alan testte 2018 Haziran ve 2018 Kasım aylarını kapsayan 6 aylık dönemde yapısal kırılmaya rastlanmış, bu dönemleri kapsayan bir kukla değişken modele eklenerek yapısal kırılma giderilmiştir.

#### **Grafik 2. 10:** Kukla Değişkenli CUSUM ve CUSUM-Q Test Grafikleri



### 2.5.3. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi

Bu bölümde Toda-Yamamoto Nedensellik Testi ile ilgili değişkenler arasındaki nedensellik ilişkisi verilmiştir.

Tablo 2.19’da uygun gecikme uzunlukları yer almaktadır. Literatür göz önünde tutulduğunda genel kabul gören kriterlerin AIC ve SC olmasına karşın analizde her iki kriterin gecikme sayısının birbirinden ve diğer kriterlerden farklı olması nedeniyle uygun gecikme uzunluğu önce 1 olarak belirlenmişse de 1 gecikme uzunluğunda otokorelasyon sorunu ortaya çıkmıştır. Ancak gecikme uzunluğu 4 olarak seçildiğinde, otokorelasyon sorunu ortadan kalkmaktadır. Bu nedenle uygun gecikme uzunluğu 4 olarak seçilmiştir.

**Tablo 20.19:** Uygun Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi

Gecikme Sayısı	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	NA	11594573	33.293	33.438	33.352
1	937.346	2930.040	25.009	26.028*	25.423*
2	38.239	3807.375	25.266	27.159	26.033
3	94.521	2656.476*	24.892*	27.659	26.014
4	33.795	3516.251	25.146	28.787	26.623
5	65.879*	3095.651	24.976	29.490	26.807
6	39.453	3714.820	25.092	30.481	27.279
7	38.687	4431.809	25.175	31.437	27.716
8	28.651	6096.541	25.363	32.499	28.258

**Not:** \* kriter tarafından seçilen gecikme sırasını göstermektedir. LR: sıralı değiştirilmiş LR test istatistiği (her test %5 düzeyinde); FPE: Son tahmin hatasını; AIC: Akaike bilgi kriterini; SC: Schwarz bilgi kriterini ve HQ: Hannan-Quinn bilgi kriterini ifade etmektedir.

Modelde otokorelasyon sorununun tespit edilmesine yönelik yapılan VAR Otokorelasyon LM testine ait olasılık değerlerinin 0.05'ten büyük olması, otokorelasyon sorununun olmadığı anlamı taşımaktadır. Tablo 2.20'deki veriler incelendiğinde, 1. gecikme uzunluğuna ait olasılık değeri (0.0000), 2. gecikme uzunluğuna ait olasılık değeri (0.0007), 3. gecikme uzunluğuna ait olasılık değerinin (0.000) incelendiğinde otokorelasyon sorunu bulunmuş, 4. gecikme uzunluğuna ait olasılık değeri (0.2911) 0.05'ten büyük olduğu ve otokorelasyon sorununun olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

**Tablo 21.20:** VAR Otokorelasyon LM Test İstatistikleri

Gecikme Sayısı	LRE İstatistiği	Gecikme Uzunluğu	Olasılık Değeri
1	90.83743	4	0.0000
2	69.29971	4	0.0007
3	82.76030	4	0.0000
4	40.18195	4	0.2911

Toda-Yamamoto Nedensellik Testi sonuçlarının yer aldığı Tablo 2.21'deki veriler değerlendirildiğinde, lnBTCp ve SOPR değişkenleri arasında %1 önem düzeyinde çift yönlü Granger nedensellik ilişkisi bulunmaktadır. Öte yandan lnBTCp ve BAA değişkenleri arasında %5 düzeyinde tek yönlü Granger nedensellik ilişkisi bulunmaktadır. Diğer göstergeler arasında (lnBTCp ve PM, PM ve BTCp; BTCp ve GT, GT ve BTCp; BAA ve BTCp; BTCp ve DJIA, DJIA ve BTCp) anlamlı bir nedensellik ilişkisi bulunmamaktadır.

**Tablo 22.21:** Toda-Yamamoto Nedensellik Testi Sonuçları

Göstergeler	Gecikme Değeri	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Nedensellik İlişkisi
BTCp→SOPR	2	9.678	0.008	Var
SOPR→BTCp	2	10.399	0.005	Var
BTCp→PM	2	0.390	0.823	Yok
PM→BTCp	2	1.565	0.457	Yok
BTCp→GT	2	1.059	0.589	Yok
GT→BTCp	2	0.177	0.915	Yok

<b>BTCp→BAA</b>	2	6.393	0.041	Var
<b>BAA→BTCp</b>	2	0.233	0.889	Yok
<b>BTCp→DJIA</b>	2	4.274	0.118	Yok
<b>DJIA→BTCp</b>	2	0.660	0.718	Yok

## 2.6. TARTIŞMA VE SONUÇ

Teknolojik gelişmeler ve finansal yeniliklerle birlikte “Kripto Para Birimleri” yeni bir enstrüman olarak karşımıza çıkmaktadır. Piyasaya çıktığı ilk dönemlerde kendilerine büyük bir şüpheyle yaklaşılan kripto paralar, günümüzde büyük bir kitlenin artık kabul ettiği yeni bir takas ve ödeme sistemi sunarak piyasada yer edinmiştir. Katedilen gelişmeler göz önünde bulundurulduğunda, önceleri sadece bireysel kullanıcıların talep ettiği bu yeni nesil dijital para birimlerine, artık küresel çapta pek çok teknoloji ve finans şirketi de ilgi göstermeye başlamıştır. Hatta bazı şirketler piyasaya sundukları mal ve hizmetlerde kullanılmak üzere, token (jeton) olarak nitelendirilen kendi paralarını kripto para piyasasına sunmuşlardır.

Günümüzde yaklaşık 18 bin kripto para birimi piyasada işlem görmekte ve bu kripto para birimlerinin toplam piyasa değeri, bazı dönemlerde oynaklık gösterse de 2021 yılı itibariyle ortalama 2 trilyon ABD Doları’ndan daha fazla bir değere sahip olmuştur. Bu kadar çeşitli kripto para biriminin piyasada işlem görmesine rağmen Bitcoin, tüm kripto paraların toplam piyasa değerinin %40’ından fazlasına tek başına ulaşmıştır. Bitcoin’in kripto para piyasasında, bu kadar yüksek bir değere sahip olmasının nedenlerine baktığımızda: Blockchain teknolojik sistemi üzerine inşa edilen ve 2009 yılında kripto para borsalarında işlem görmeye başlayan ilk başarılı kripto para birimi olmakla beraber Bitcoin’in, bu teknolojik alt yapı dışında ekonomik bir karşılığı bulunmamaktadır. Bitcoin, piyasaya çıktığı ilk zamandan günümüze kadar insanların kabulüyle değer kazanmaya başlamış, piyasanın arz ve talep koşulları Bitcoin’in değerini belirleyen etken olmuştur. Öte yandan piyasada sınırlı sayıda Bitcoin bulunması (Bitcoin belirli bir yaratma prosedürünün bulunması ve toplam arzının 21 milyonla sınırlı olması), zamanla talebin arzı aşması sonucunu doğurmuş, böylelikle Bitcoin fiyatı giderek daha da artmıştır ve piyasada dominant bir kripto para birimi duruma gelmiştir.

Bitcoin'in fiyat hareketlerini incelediğimiz, toplam 120 aylık verilerden oluşan 2012 Ocak – 2021 Aralık tarihlerini kapsayan bu çalışmada, Bitcoin fiyatının büyük sıçramalar ve düşüşler yaşadığı 10'dan fazla dip ve tepe gözlemlenmiştir. Bu dip ve tepelerin büyük bir kısmı 2017 yılı itibariyle gözlemlenmeye başlanmıştır. Literatür açısından incelendiğinde, Bitcoin'in piyasaya çıktığı tarihten 2017 yılına kadar olan zaman diliminde çok fazla çalışmanın olmadığı, Bitcoin'in zirve yaptığı bu tarihten sonra çalışmaların arttığı gözlemlenmiştir. Öte yandan Bitcoin ile ilgili çalışmalar yapan araştırmacıların çoğunlukla, fiyatında büyük bir düşüşün yaşandığı 2018 yılı sonundan 2020 yılının ortalarına kadar olmak üzere, Bitcoin'in bir balon olduğu, güvenilir bir yatırım aracı olmaktan çok uzak olduğu ve oldukça kırılgan bir yapıda olduğunu ifade etmişlerdir. Bu tarihten sonraki araştırmalarda, bu söylemlerden yavaş yavaş vazgeçildiği, Bitcoin'in daha ziyade spekülasyon bir varlık olduğu üzerinde durulmuştur. Ayrıca Bitcoin ile ilgili konferans bildirilerinde, Bitcoin hakkında nispeten daha olumlu bir yaklaşımın varlığı dikkat çekmiştir.

Bu tez çalışmasının motivasyon kaynağını, literatürde daha önce yer almayan, Blockchain ağında kullanılan pek çok indikatör ve osilatör arasında başarılı sonuçlar verebileceği düşünülen bazı göstergeler seçilerek Bitcoin fiyat hareketlerini tahmin etme çabası oluşturmaktadır. Bu maksatla çalışmada ABD Doları cinsinden Bitcoin fiyatının logaritmalı hali ( $\ln BTC_p$ ) bağımlı değişken seçilirken, beş adet gösterge bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

Bağımsız değişkenlerden ilki, Blockchain ağına özgü bir hesaplama yöntemi sunan “Harcanan Çıktı Kar Oranı” olarak Türkçeye çevirdiğimiz SOPR verisidir. Bu veri, Blockchain ağı üzerindeki işlemlerin başlangıç ve bitiş noktasını tespit etmeye yarayan UTXO kayıtlarını baz alarak, seçilen tarih aralığındaki Bitcoin alış-satış işlemlerinin her birinin kârlılık durumunu hesaba katarak toplam kâr-zarar durumunu vermektedir. İkinci bağımsız değişken olan ve Bitcoin'in arz yönü ile ilgili olup Blockchain madencilerinin uzun vadeli yatırım ufkuyla ve planlama kararlarıyla uyumlu bir şekilde, beklenen temel geliri yansıtmak için 365 günlük bir ortalamayı hesaplanan Puell Multiple indikatörüdür. Üçüncü bağımsız değişkenimiz, literatürde sıklıkla kullanılan Google Trends (GT) verisidir. Dördüncü bağımsız değişken

Blockchain ağında bulunan Bitcoin Aktif Adres sayısıdır. Beşinci ve son bağımsız değişkenimiz olan Dow Jones Endüstri Borsası (DJIA) için 30 büyük ABD şirketinin borsa performansını izleyen borsa endeksinin veri setinden oluşan değişkendir. Literatürde küresel pek çok borsa ile Bitcoin fiyat ilişkisine yer verildiği için bu çalışmada borsayı temsil etmek maksadıyla DJIA verisi kullanmak uygun bulunmuştur.

Tüm değişkenler için 2012 Ocak – 2021 Aralık dönemini kapsayan 10 yıllık bir zaman aralığı seçilmiş ve her ayın son günü kapanış verileri ele alınmıştır. Böylece her bir değişken için 120 adet veri kullanılmıştır. Tüm değişkenler için Augmented Dickey-Fuller, Phillips-Peron ve Zivot Andrews birim kök testleri uygulandıktan sonra ARDL sınır testi ve Toda-Yamamoto nedensellik testi uygulanarak modelin analizleri gerçekleştirilmiştir.

Hem ADF hem de PP birim kök testi sonuçlarına göre oluşturduğumuz sabitli modelde SOPR, PM ve GT değişkenleri, seviye değeriyle %1 düzeyinde anlamlı olduğu için ayrıca Zivot Andrews birim kök testi uygulamaya gerek kalmamış, diğer değişkenler için bu test uygulanarak ADF ve PP testlerinin seviye değerleri için elde edilen sonuçların, bu değişkenler için de teyit edildiği gözlemlenmiştir. Öte yandan bu durağan dışılığın sebebinin bir kırılma olmadığını her üç veri seti (lnBTCp, BAA, lnDJIA) için bulunmuştur.

Bağımsız değişkenler ile Bitcoin fiyatı arasındaki uzun ve kısa dönem ilişkisi ARDL sınır testiyle analiz edilmiştir. Uzun dönem katsayılarının anlamlılık durumlarına baktığımızda, PM verisinin %1 düzeyinde pozitif ve anlamlı, SOPR ve lnDJIA olasılık değerlerinin %5 düzeyinde pozitif ve anlamlı, BAA olasılık değerinin pozitif ve %10 düzeyinde anlamlı olduğu tahmin edilmiştir. Ancak GT ile Bitcoin fiyatı arasında anlamlı bir ilişki bulunmamıştır. Elde edilen modelin katsayı değerleri ile olasılık değerlerine göre uzun dönemde, SOPR değişkeninde meydana gelen bir puanlık bir artış, Bitcoin fiyatını %85.292 arttırmaktadır. PM değişkeninde meydana gelen bir puanlık bir artış, Bitcoin fiyatını %1.704 arttırmaktadır. BAA değişkeninde meydana gelen bir birimlik bir artış, Bitcoin fiyatında %0.000003 artış meydana getirmektedir. Ayrıca lnDJIA değerinde meydana gelen %1'lik bir artış, lnBTCp'yi

yaklaşık %4.7 arttırmaktadır. Son olarak, Toda-Yamamoto nedensellik test verileri değerlendirildiğinde, lnBTCp ve SOPR değişkenleri arasında %1 önem düzeyinde çift yönlü Granger nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Öte yandan lnBTCp ve BAA değişkenleri arasında %5 düzeyinde tek yönlü Granger nedensellik ilişkisinin bulunduğu, diğer değişkenler arasında anlamlı bir nedensellik ilişkisinin bulunmadığı sonucuna varılmıştır.

Kısa dönem bulguları incelendiğinde lnBTCp'nin SOPR, PM ve BAA'nın cari dönem değerleri ile aynı yönlü anlamlı bir ilişki içinde olduğu, lnDJIA ve GT ile anlamlı bir ilişkisinin varlığı tespit edilememiştir. Kısa dönem için SOPR bağımsız değişkeninin cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %5.234 bir değişme meydana gelmektedir. PM değişkeninin cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %0.231 bir değişme meydana gelmektedir. BAA değişkeninde cari döneminde meydana gelen bir puanlık bir değişmeye karşılık Bitcoin fiyatında %0.0000002'lik bir değişme meydana gelmektedir.

Çalışmanın analiz sonuçlarının literatürdeki diğer çalışmalarla kıyaslamak gerekmektedir. Bu bağlamda literatüre bakıldığında Bitcoin ile ilgili bazı spesifik çalışmalar olmakla beraber, çalışmaların büyük çoğunluğunda ABD Doları cinsinden Bitcoin fiyatı bağımlı değişken olarak ele alınmış, yatırımcı duyarlılığı ile Bitcoin fiyat ilişkisi incelenmiş, özellikle Covid-19 dönemi başta olmak üzere çeşitli zaman aralıkları seçilip Google Trends verileri ve Twitter Sentiment analiz yapılmış, ayrıca ulusal ve küresel borsalar ile Bitcoin fiyat karşılaştırmaları yapılmış, Bitcoin ile petrol, altın ve gümüş gibi değerli madenler, gelişen ve gelişmekte olan ülkelerin finansal piyasaları ile Bitcoin fiyatı karşılaştırılmıştır.

Bitcoin fiyatı ile SOPR, PM ve BAA arasındaki ilişkiye yönelik bir çalışma literatürde rastlanılmamıştır. Bundan dolayı bu değişkenlerin bulguları ile literatürdeki diğer çalışmalar arasında doğrudan bir kıyaslama imkânı bulunmamaktadır. Bu bölümde değişkenlerin ne anlama geldiği konusunda değerlendirme yapılmış, geriye kalan diğer bağımsız değişkenler ait bulgular, literatür bölümünde verilen çalışmaların bulgularıyla ayrıca kıyaslanmıştır.

Oluşturulan model kapsamında en isabetli sonucu verdiği düşünülen SOPR değişkeni ile Bitcoin fiyatı birlikte değerlendirildiğinde, SOPR değişkeninin kâr-zarar durumunun eşit olduğu 1 seviyesinden bir birimlik bir artış hem kısa dönemde hem de uzun dönemde Bitcoin fiyatını pozitif yönde arttırmaktadır. Ancak unutulmamalıdır ki SOPR değişkeni aşırı oynak bir veri yapısına sahip değildir ve incelenen 120 aylık dönem kapsamında, aylık kapanış verilerinin en düşük olduğu seviye, 0.832 en yüksek seviye ise 1.062 olarak elde edilmiştir. Dolayısıyla SOPR verisi, yapısı gereği 1 değerinin etrafında kümelenmektedir. Bu değerlerin örneğin %25 artması veya %25 düşmesi, Bitcoin fiyatında büyük oranda değişimler olabileceğini gösterebilmekte, ancak bu değişimler için kısa dönem analizi açısından 6 ay veya daha fazla bir zaman dilimi, uzun dönem analizi için ise yaklaşık 2 yıl kadar bir zaman dilimi gerektirebilmektedir. Bu bulguların yanında SOPR değişkeninin, Bitcoin fiyatını hem etkileyen hem de Bitcoin fiyatından etkilenen, BAA değişkeninin ise Bitcoin fiyatından etkilenen bir yapıda olduğunu bulunmuştur. Dolayısıyla Bitcoin fiyatı artmaya başladığında genel itibarıyla elinde Bitcoin bulundurmaya isteyen kişi sayısında da bir artış meydana gelebilir ve bu durumda BAA sayısı da bir artış meydana gelebilmektedir. Bitcoin arzı ile ilgili olan PM değişkeni incelenen dönem kapsamında hem kısa hem de uzun dönemde anlamlı olarak Bitcoin Fiyatını pozitif yönde etkilemektedir. İncelenen dönem kapsamında en düşük PM değerine Kasım 2018’de 0.318 en yüksek PM değerine ise Kasım 2013’te 9.416 olarak ulaşılmıştır. Kısa dönem kapsamında PM değişkeninin cari dönemdeki bir birimlik bir artışın, Bitcoin fiyatında %0.231’lik bir artış, uzun dönemde meydana gelen bir birimlik bir artışın ise Bitcoin fiyatını %1.704’lük bir artış meydana getirdiğini belirtmiştik. Söz konusu artışlar için gerekli zaman aralığı SOPR değişkeniyle benzerdir. Kısa dönem analizi açısından 6 ay veya daha fazla, uzun dönem analizi için ise yaklaşık 2 yıl kadar bir zaman dilimine ihtiyaç duyulduğu unutulmamalıdır.

Bitcoin ile Google aramaları (GT) arasındaki ilişkiyi inceleyen bazı çalışmalar incelendiğinde: Samirkas (2020), uyguladığı Toda-Yamamoto testi sonuçlarına göre, Bitcoin Fiyatı ile Google Aramaları arasında tek yönlü bir nedensellik ilişkisi olduğu, bu ilişkinin Bitcoin fiyatının Google aramalarına doğru yüksek pozitif korelasyon taşıdığı sonucuna ulaşmıştır. Yıldırım (2020), Bitcoin fiyatı ile "Bitcoin" kelimesinin

Google Trends üzerinden aranma sayısı arasındaki ilişki, ARDL testi ile sınanmış, iki değişken arasında eş bütünleşmenin varlığı kanıtlanmış ve ilişkini yönü pozitif olduğu bulunmuş, Granger Testine göre Bitcoin Google arama sayısı ile Bitcoin fiyatı arasında tek yönlü bir ilişkinin varlığına ulaşılmıştır. Philippasa vd. (2019) çalışmalarında, Bitcoin fiyatının Google Trends ve Twitter verileri ile hareket edip etmediğini, Granger nedensellik yaklaşımı ile irdelemiştir. Elde ettikleri bulgular, Bitcoin fiyatlarının kısmen sosyal ağlarda, medyanın dikkatine yönelik bir ivme tarafından yönlendirildiğini ve yatırımcıların duygusal bir iştahla hareket ettiklerini göstermiştir. Benzer biçimde Mittal vd. (2019) çalışmalarında, Bitcoin fiyatı ile Twitter ve Google arama modelleri arasındaki korelasyonu incelemiş, Doğrusal Regresyon, Polinom Regresyon, Tekrarlayan Sinir Ağı ve Uzun Kısa Süreli Bellek temelli analiz sonucunda, Google Trendler ve Tweet verilerinin Bitcoin fiyatı ile ilgili önemli ölçüde bir korelasyona sahip olduğu ve tweetlerin ifade ettiğini duygularla önemli bir ilişkinin olmadığına ulaşılmıştır. Literatürdeki bu çalışmaların aksine yapılan ARDL testinin analiz bulguları, Bitcoin fiyatı ile Google Trends değişkeni arasındaki hem kısa ve uzun dönem anlamlı bir ilişki tespit edilememiştir. Benzer biçimde ilgili değişkenler arasında Toda-Yamamoto test sonuçlarına göre yukarıdaki çalışmaların aksine, anlamlı bir ilişki bulunamamıştır. Bu farklılığın nedeni olarak ele alınan verinin sıklığının (dakikalık veri gibi) ve döneminin farklılık göstermesi olduğu düşünülmektedir.

Google Trends ve sosyal medya verileriyle benzerlik gösteren ve Blockchain ağ kayıtlarından elde edilen diğer bir bağımsız değişken olan BAA'nın, ARDL test sonuçlarına göre hem kısa dönem hem de uzun dönem katsayı değerlerinin pozitif ve anlamlı olduğun, Bitcoin fiyatından BAA değişkenine doğru tek yönlü %5 düzeyinde Granger nedensellik ilişkisinin varlığına ulaşılmıştır. Bu açıdan değerlendirdiğimizde, BAA değişkenine ait test sonuçları ile Samirkas (2020), Yıldırım (2020), Philippasa, Guesmi vd. (2019), Mittal vd. (2019) çalışma sonuçlarıyla örtüşmektedir. Bu bulgulara dayalı olarak, sosyal ağların Bitcoin fiyat hareketleri üzerinde etkili olduğu ifade edilebilir.

Bitcoin ile Borsa arasındaki ilişkiyi inceleyen bazı çalışmalara bakıldığında; Gülce ve Kıtık (2022), Bitcoin ve BIST100 endeksi arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Elde ettikleri bulgularda, Bitcoin ve Bist100 endeksinin eşbütünleşik olduğu, Engel-Granger Nedensellik Testi sonuçlarına göre BIST100 endeksinden Bitcoin fiyatlarına doğru çift yönlü, Toda-Yamamoto Nedensellik test sonuçlarına göre Bist100 endeksinden Bitcoin fiyatına doğru %5 düzeyinde tek yönlü ve anlamlı bir ilişki olduğu sonucunu bulmuşlardır. Tuncel ve Gürsoy (2020) çalışmalarında, Bitcoin fiyatı ile BİST100 ve VIX korku endeksi arasındaki nedensellik ilişkisi, Toda-Yamamoto nedensellik analizi yapmışlardır ve Bitcoin fiyatının her iki değişken üzerinde anlamlı bir etkinin olmadığını bulmuşlardır. Başka bir çalışmada Dirican ve Canoz (2017), Bitcoin fiyatlarının borsa işlemlerinde yatırımcı kararları üzerindeki etkisini ARDL sınır testi yöntemini kullanarak incelemiştir. Çalışma bulgularında, Bitcoin fiyatı ile önemli bazı ABD ve Çin borsa endekslerinin eşbütünleşik olduğu gözlemlenmiş ve bu borsalarda işlem yapan yatırımcıların uzun vadeli yatırım yaparken Bitcoin fiyatlarından etkilenebilecekleri sonucunu bulmuşlardır. Yapılan bu çalışmada Bitcoin fiyatı ile küresel bir borsa olan Dow Jones Borsası (InDJIA) arasındaki ilişkide; Bitcoin fiyatı ile InDJIA verilerinde ARDL kısa dönem bulgularının anlamlı olmadığı, uzun dönemde ise InDJIA'nın önemli düzeyde InBTCp'yi pozitif etkilediği bulgusuna ulaşılmıştır. Ayrıca Toda-Yamamoto Nedensellik test sonuçlarına göre ise anlamlı bir nedensellik ilişkisi bulunmamıştır. Dolayısıyla çalışma kapsamında elde edilen bulgular, Gülce ve Kıtık (2022)'ın çalışmalarıyla örtüşmemekte, Tuncel ve Gürsoy (2020) ile Dirican ve Canoz (2017)'ün çalışmalarıyla paralellik göstermektedir. Bu açıdan InDJIA'nın Bitcoin fiyat hareketliliği üzerinde uzun dönemde pozitif yönde etkili olduğu söylenebilir.

Elde edilen bulgular ve yapılan değerlendirmeler çerçevesinde, Bitcoin fiyat hareketleri hakkında bilgi sahibi olmak isteyen kişilerin, bu çalışmada incelenen Blockchain ağına özgü göstergelerden SOPR, PM ve BAA verilerini bir bütün olarak göz önünde bulundurmaları durumunda daha isabetli sonuçlara ulaşabilecekleri düşünülmektedir. Yani Bitcoin'e yatırım yapacak yatırımcılar karlılıklarını ve gelirlerini arttırmak için borsa ve sosyal medya ağlarının yanında SOPR, PM ve BAA değişkenlerini takip etmeleri önerilmektedir. Ayrıca şu da unutulmamalıdır ki her ne

kadar kendine özgü bir işleyişi olsa da kripto para piyasası ile bazı istisnalar dışında küresel finans piyasaları benzer şekilde hareket etmektedir. Kripto para piyasası düşüş eğiliminde iken incelediğimiz değişkenler de genel itibariyle düşüş eğilimi sergilemektedir. Aynı durum tersi için de geçerlidir. Bitcoin veya alternatif bir kripto para satın almayı düşünen yatırımcılar, kısa veya uzun dönemde, incelenen göstergelerin düşük seviyede oldukları bir dönemde alış işlemlerini gerçekleştirmeleri, göstergelerin üst sınıra yaklaşmaları durumunda satış işlemlerini gerçekleştirmeleri durumunda, yüksek oranda kâr elde edebilecekleri, bu çalışmada oluşturulan modele dayanılarak ifade edilebilir.

Bitcoin fiyat hareketliliği ile ilgili bundan sonra yapılacak çalışmalarda, Bitcoin fiyatı ile Blockchain ağına özgü göstergelerin seçilip analize dahil edilmesi durumunda, Bitcoin fiyat denklemine yeni boyut kazandırılarak daha isabetli sonuçlara varılabileceği önerilmektedir.

## KAYNAKÇA

- Aggarwal, D., Chandrasekaran, S., & Annamalai, B. (2020). A complete empirical ensemble mode decomposition and support vector machine-based approach to predict Bitcoin prices. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 1-12. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100335>
- Ahna, Y., & Kim, D. (2020). Sentiment disagreement and bitcoin price fluctuations: a psycholinguistic. *APPLIED ECONOMICS LETTERS*, 27(5), 412-416. doi:<https://doi.org/10.1080/13504851.2019.1619013>
- Akkaya, M. (2022). Kripto Para İşlemlerini Yönlendiren Ekonomik ve. *TESAM Akademi Dergisi*, 9(1), 209-226. Temmuz 1, 2022 tarihinde <https://eds.p.ebscohost.com/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=3&sid=69afb91f-f54a-4ae2-be85-27b6d7ce7d21%40redis> adresinden alındı
- Ali, M., & Shatabda, S. (2020). A Data Selection Methodology to Train Linear Regression Model to Predict Bitcoin Price. *2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology* (s. 330-335). Dhaka: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi:<https://doi.org/10.1109/ICAICT51780.2020.9333525>
- Allen, F., Gu, X., & Jagtiani, J. (2022). Fintech, Cryptocurrencies, and CBDC: Financial Structural Transformation in China. *Journal of International Money and Finance*, 124, 1-13. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102625>
- Anamika, Chakraborty, M., & Subramaniam, S. (2021). Does Sentiment Impact Cryptocurrency? *Journal of Behavioral Finance*, 1-17. doi:<https://doi.org/10.1080/15427560.2021.1950723>
- Anderson, R. J. (1996). The Eternity Service. *Cambridge Üniversitesi Bilgisayar Laboratuvarı*, 1-11. Şubat 12, 2022 tarihinde <http://www.cl.cam.ac.uk/~rja14/Papers/eternity.pdf> adresinden alındı
- Aren, S. (1973). Para ve Para Sistemleri. S. Aren içinde, *100 Soruda Ekonomi Elkitabı* (s. 101). İstanbul: Gerçek Yayınevi.
- Bayer, D., Haber, S., & Stornetta, W. S. (1992). Improving the Efficiency and Reliability of Digital Time-Stamping. *Methods in Communication, Security, and Computer Science*, 329-334. Şubat 17, 2022 tarihinde [http://www.math.columbia.edu/~bayer/papers/Timestamp\\_BHS93.pdf](http://www.math.columbia.edu/~bayer/papers/Timestamp_BHS93.pdf) adresinden alındı
- BtcTürk. (2020, Mayıs 1). *Bilgi Platformu: BtcTürk*. Ocak 18, 2022 tarihinde BtcTürk Web Sitesi: <https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/bitcoin-tarihi/> adresinden alındı

- BtcTürk. (2020, Mayıs 1). *Bilgi Platformu: BtcTürk*. Ocak 18, 2022 tarihinde BtcTürk Web Sitesi: <https://www.btcturk.com/bilgi-platformu/blockchain-blokzinciri-teknolojisi-nedir/> adresinden alındı
- C.A.Mallqui, D., & A.S.Fernandes, R. (2019). Predicting the direction, maximum, minimum and closing prices of daily Bitcoin exchange rate using machine learning techniques. *Applied Soft Computing*, 75, 596-606. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.038>
- Chen, Y. (2021). Empirical Analysis of Bitcoin Price. *Journal of Economics and Finance*, 692-715. doi:<https://doi.org/10.1007/s12197-021-09549-5>
- Chen, C., Liu, L., & Zhao, N. (2020). Fear Sentiment, Uncertainty, and Bitcoin Price Dynamics: The Case of COVID-19. *Emerging Markets Finance and Trade*, 56(10), 2298-2309. doi:<https://doi.org/10.1080/1540496X.2020.1787150>
- Cheng, P. (2022). Decoding the rise of Central Bank Digital Currency in China: designs, problems, and prospects. *Journal of Banking Regulation*, 1-15. doi:<https://doi.org/10.1057/s41261-022-00193-5>
- Chkili, W. (2021). Modeling Bitcoin price volatility: long memory vs Markov. *Eurasian Economic Review: A Journal in Applied Macroeconomics and Finance*, 11(3), 433-448. doi:<https://doi.org/10.1007/s40822-021-00180-7>
- Chkili, W. (2021). Modeling Bitcoin price volatility: long memory vs Markov. *Eurasian Economic Review: A Journal in Applied Macroeconomics and Finance*, 11, 433-448. doi:<http://dx.doi.org/10.1007/s40822-021-00180-7>
- Coinmarketcap. (2021, Aralık 1). *Coinmarketcap*. Aralık 2, 2021 tarihinde Coinmarketcap Web Sitesi: <https://coinmarketcap.com/> adresinden alındı
- Crosby, M. (2016). BlockChain Technology: Beyond Bitcoin. *Applied Innovation Review*, 6-19. Şubat 25, 2022 tarihinde <http://scet.berkeley.edu/wp-content/uploads/AIR-2016-Blockchain.pdf> adresinden alındı
- Cryptoquant. (2019-2022, Şubat 18). *CryptoQuant*. Ocak 4, 2022 tarihinde Cryptoquant Web Sitesi: <https://cryptoquant.com/asset/btc/chart/market-indicator/spent-output-profit-ratio-sopr?window=DAY&sma=0&ema=0&priceScale=linear&metricScale=log&chartStyle=line> adresinden alındı
- Darphane. (2018, Ocak 1). *PARANIN TARİHİ*. Şubat 27, 2022 tarihinde <https://www.darphane.gov.tr> Web Sitesi: <https://www.darphane.gov.tr/paranin-tarihi> adresinden alındı
- Demertzis, M., Merler, S., & Wolff, G. B. (2018). Capital Markets Union and the Fintech Opportunity. *Journal of Financial Regulation*, 4(1), 157-165. doi:<https://doi.org/10.1093/jfr/fjx012>

- Dev, J. A. (2014). Bitcoin Mining Acceleration and Performance. *2014 IEEE 27. Kanada Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Konferansı (CCECE)* (s. 1-6). Toronto: IEEE. doi:<https://doi.org/10.1109/CCECE.2014.6900989>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, *74*(366), 427-431. Şubat 21, 2022 tarihinde <https://www.jstor.org/stable/2286348> adresinden alındı
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981, Temmuz). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*, *49*(4), 1057-1072. Şubat 26, 2022 tarihinde [https://www.jstor.org/stable/1912517?seq=1#metadata\\_info\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/1912517?seq=1#metadata_info_tab_contents) adresinden alındı
- Dirican, C., & Canoz, İ. (2017). THE COINTEGRATION RELATIONSHIP BETWEEN BITCOIN PRICES AND MAJOR WORLD STOCK INDICES: AN ANALYSIS WITH ARDL MODEL APPROACH. *Journal of Economics, Finance and Accounting (JEFA)*, *4*(4), 377-392. doi:<http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2017.748>
- Edgari, E., Thiojaya, J., & Qomariyah, N. N. (2022). The Impact of Twitter Sentiment Analysis on Bitcoin Price during COVID-19 with XGBoost. *2022 5th International Conference on Computing and Informatics (ICCI)* (s. 337-342). New Cairo: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). doi:<https://doi.org/10.1109/ICCI54321.2022.9756123>
- Ehrsam, W. F., Meyer, C. H., John, Smith, L., & Tuchman, W. L. (1976). *ABD Patent No. US4074066A*. Şubat 15, 2022 tarihinde <https://patents.google.com/patent/US4074066A/en> adresinden alındı
- Elliott, G., Rothenberg, T. J., & Stock, J. H. (1996). Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root. *The Econometric Society*, *64*(4), 813-836. Ocak 25, 2022 tarihinde <https://www.jstor.org/stable/2171846> adresinden alındı
- Eom, C., Kaizoji, T., Kanga, S. H., & Pichl, L. (2019). Bitcoin and investor sentiment: Statistical characteristics and predictability. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *514*, 511-521. doi:<https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.063>
- Erkuş, H., & Gümüş, A. (2019). Blockchain ve Kripto Paraların Kullanımı Üzerine Bir Değerlendirme. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, *7*(2), 41-49. Mayıs 16, 2022 tarihinde [https://app.trdizin.gov.tr/dokuman-goruntule?ext=pdf&path=CrnWZGRsXTjRjLjWxD978OSUAL2jXitizhVYmCxNvH6MwBRb\\_zcwKhvAqQknwxcTGKR7EgJSQAtMkvbfLIPJ-OGz4OEGJmsX93\\_nCSdDCFjkPBrP\\_gKFo2n\\_9Oxh9nzhtkU53C1eUfGY1tbkBn743s5XWcDCHsr5R6hfn3Wh8RYS9mXwt8SOvZNAX2Lw6bRu6thda](https://app.trdizin.gov.tr/dokuman-goruntule?ext=pdf&path=CrnWZGRsXTjRjLjWxD978OSUAL2jXitizhVYmCxNvH6MwBRb_zcwKhvAqQknwxcTGKR7EgJSQAtMkvbfLIPJ-OGz4OEGJmsX93_nCSdDCFjkPBrP_gKFo2n_9Oxh9nzhtkU53C1eUfGY1tbkBn743s5XWcDCHsr5R6hfn3Wh8RYS9mXwt8SOvZNAX2Lw6bRu6thda) adresinden alındı

- Eurosystem. (2012, Ekim 1). *Virtual Currency Schemes*. Mart 27, 2022 tarihinde European Central Bank: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf> adresinden alındı
- Evlimoğlu, U., & Gümüş, U. T. (2018). İtibari Paranın Kullanımdan Kaldırılmasına Yönelik Teorik Bir Değerlendirme. *LAÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(2), 167-183. Nisan 5, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/626405> adresinden alındı
- Fassas, A. P., Papadamou, S., & Koulis, A. (2020). Price discovery in bitcoin futures. *Research in International Business and Finance*, 52, 1-13. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101116>
- Finans, G. (1998-2022, Eylül 4). *Google Finans*. Ocak 9, 2022 tarihinde Google Web Sayfası: <https://www.google.com/finance/quote/.DJI:INDEXDJX?sa=X&ved=2ahUKEwjBIZqaz7b2AhVOOs0KHQ85CMoQ3ecFegQIHRAc&window=MAX> adresinden alındı
- Finney, H. (2004, Ağustos 15). RPOW - Reusable Proofs of Work. *Satoshi Nakamoto Institute*, 1-3. Şubat 19, 2022 tarihinde <https://nakamotoinstitute.org/rpow/> adresinden alındı
- Fisher, I. (1911). The Purchasing Power of Money. *Publications of the American Statistical Association*, 12(96), 818-829. doi:<https://doi.org/10.2307/2965060>
- Freidman, M. (1956). The Quantity Theory of Money: A Restatement, Studies in the Quantity Theory of Money. *University of Chicago Press*, 3-41.
- Ganti, A. (2022, Ocak 3). *What Is the Dow Jones Industrial Average (DJIA)?* Investopedia Web Sitesi: <https://www.investopedia.com/terms/d/djia.asp> adresinden alındı
- Gemici, E., & Polat, M. (2019). Relationship between price and volume in the Bitcoin market. *The Journal of Risk Finance*, 20(5), 435-444. Şubat 25, 2022 tarihinde <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JRF-07-2018-0111/full/pdf?title=relationship-between-price-and-volume-in-the-bitcoin-market> adresinden alındı
- Glassnode. (2019-2022, Şubat 18). *Glassnode Studio*. Ocak 20, 2022 tarihinde Glassnode Web Sitesi: <https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=&m=indicators>. Puell Multiple adresinden alındı
- Glassnode. (2019-2022, Şubat 18). *Glassnode Studio*. Ocak 6, 2022 tarihinde Glassnode Web Sitesi:

<https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=&m=indicators.Puell>  
Multiple adresinden alındı

Glassnode. (2022, Ocak 3). *Bitcoin: Number of Active Addresses*. Ocak 16, 2022 tarihinde Glassnode Web Sitesi: <https://studio.glassnode.com/metrics?a=BTC&category=Addresses&m=addresses.ActiveCount> adresinden alındı

Gomber, P., Koch, J.-A., & Siering, M. (2017). Digital Finance and FinTech: current research and future research directions. *Journal of Business Economics*, 87, 537-580. doi:<https://doi.org/10.1007/s11573-017-0852-x>

Gonnard, R. (1938). Paranın Fonksiyonları. *Journal of İstanbul University Law Faculty*, 4(14), 346-360. Mayıs 9, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/97529> adresinden alındı

Gonnard, R., & Suvla, R. Ş. (1938). Kağıt Para. *İstanbul Üniversitesi Hukuk Fakültesi Mecmuası*, 4(16), 728-759. Nisan 3, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/97544> adresinden alındı

Gronwald, M. (2019). Is Bitcoin a Commodity? On price jumps, demand shocks, and certainty of supply. *Journal of International Money and Finance*, 86-92. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.06.006>

Guégan, D., & Renault, T. (2021). Does investor sentiment on social media provide robust information for Bitcoin returns predictability? *Finance Research Letters*, 38, 1-7. doi:<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101494>

Guizani, S., & Nafti, I. K. (2019). The Determinants of Bitcoin Price Volatility: An Investigation With ARDL Model. *Procedia Computer Science*, 164, 233-238. doi:<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.177>

Gujarati, D. N. (2006). *Temel Ekonometri*. İstanbul: Literatür Yayınları.

Gülcü, Y., & Kıtık, M. A. (2022). BITCOİN FİYATLARI İLE BORSA İSTANBUL 100 ENDEKSİ NEDENSELLİK VE EŞ BÜTÜNLEŞME İLİŞKİSİ. *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 32(2), 615-624. doi:<https://doi.org/10.18069/firatsbed.1032053>

Güler, D. (2021). The Impact of Investor Sentiment on Bitcoin Returns and Conditional Volatilities during the Era of Covid-19. *Journal of Behavioral Finance*, 1-14. doi:<https://doi.org/10.1080/15427560.2021.1975285>

Gürsoy, S., & Sökmen, F. Ş. (2021). Investigation of the Relationship Between Bitcoin and Gold Prices with the Maki Cointegration Test. *Journal of Economics Business & Finance Research*, 3(2), 217-230. doi:<https://doi.org/10.38009/ekimad.971877>

- Gyamerah, S. A. (2022). On forecasting the intraday Bitcoin price using ensemble of variational mode decomposition and generalized additive model. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(3), 1003-1009. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.01.006>
- Haber, S., & Stornetta, W. S. (1991). How to Time-stamp a Digital Document. *Journal of Cryptology*, 3(2), 99-111. Mart 1, 2022 tarihinde <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.46.8740&rep=rep1&type=pdf> adresinden alındı
- Haffar, A., & Fur, E. L. (2021). Structural vector error correction modelling of Bitcoin price. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, 170-178. doi:<https://doi.org/10.1016/j.qref.2021.02.010>
- Han, J.-B., Kim, S.-H., Jang, M.-H., & Ri, K.-S. (2020). Using Genetic Algorithm and NARX Neural Network to Forecast Daily Bitcoin Price. *Computational Economics*, 56, 337-353. doi:<https://doi.org/10.1007/s10614-019-09928-5>
- Ibrahim, A. (2021). Forecasting the Early Market Movement in Bitcoin Using Twitter's Sentiment Analysis: An Ensemble-based Prediction Model. *Electronics and Mechatronics Conference (IEMTRONICS)* (s. 1-5). Waterloo: 2021 IEEE International IOT. doi:<https://doi.org/10.1109/IEMTRONICS52119.2021.9422647>
- Investing. (2007-2022, Ocak 1). *Fusion Media Limited*. Ocak 3, 2022 tarihinde Investing Web Sitesi: <https://tr.investing.com/crypto/bitcoin/historical-data> adresinden alındı
- Jalali, M. F., & Heidari, H. (2020). Predicting changes in Bitcoin price using grey system theory. *Financial Innovation*, 6, 1-12. doi:<https://doi.org/10.1186/s40854-020-0174-9>
- Jevons, W. S. (1875). Money and the Mechanism of Exchange. W. S. Jevons içinde, *Money and the Mechanism of Exchange* (s. 18). New York: D. Appleton and Company.
- Jo, H., Park, H., & Shefrin, H. (2020). Bitcoin and sentiment. *Journal of Futures Markets*, 40(12), 1861-1879. doi:<http://dx.doi.org/10.1002/fut.22156>
- Kalyvas, A., Papakyriakou, P., Sakkas, A., & Urquhart, A. (2020). What drives Bitcoin's price crash risk? *Economics Letters*, 191, 1-4. doi:<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.108777>
- Karalevicius, V., Degrande, N., & Weerdt, J. D. (2018). Using sentiment analysis to predict interday Bitcoin price movements. *The Journal of Risk Finance*, 19(1), 56-75. doi:<https://doi.org/10.1108/JRF-06-2017-0092>
- Kaya, U., Akba, F., Medeni, İ. T., & Medeni, T. D. (2020). Covid-19 Öncesi ve Sonrasındaki Bitcoin Fiyat Değişimlerinin Makine Öğrenmesi, Zaman Serileri

Analizi ve Derin Öğrenme Yöntemleriyle Değerlendirilmesi. *International Journal of InformaticsTechnologies*, 13(3), 341-355. doi:<https://doi.org/10.17671/gazibtd.648424>

Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest, and Money*. Zurich: International Relations and Security Network. Şubat 10, 2022 tarihinde [https://www.files.ethz.ch/isn/125515/1366\\_KeynesTheoryofEmployment.pdf](https://www.files.ethz.ch/isn/125515/1366_KeynesTheoryofEmployment.pdf) adresinden alındı

Kwiatkowski, D., Phillips, P. C., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178. doi:[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)

Lin, H.-J., Chen, C.-C., Chiu, Y.-h., & Lin, T.-Y. (2021, Nisan 5). How financial technology (fintech) can improve the business performance of securities firms by using the dynamic data envelopment analysis modified model. *Managerial and Decision Economics*, 1-20. doi:<https://doi.org/10.1002/mde.3443>

Link, N. D. (2022, Ocak 18). *Bitcoin Number of Unique Bitcoin Addresses Used*. Nasdaq Web Sitesi: <https://data.nasdaq.com/data/BCHAIN/NADDU-bitcoin-number-of-unique-bitcoin-addresses-used> adresinden alındı

Liu, M., Li, G., Li, J., Zhu, X., & Yao, Y. (2021). Forecasting the price of Bitcoin using deep learning. *Finance Research Letters*, 40, 1-8. doi:<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101755>

Maciel, L., & Ballini, R. (2019). On the predictability of high and low prices: The case of Bitcoin. *Revista Brasileira de Finanças*, 17(3), 66-84. doi:<https://doi.org/10.12660/rbfin.v17n1.2019.77578>

Mattila, J. (2016, Mayıs 10). The Blockchain Phenomenon – The Disruptive Potential of Distributed Consensus Architectures. *ETLA Working Papers*, 6-7. Şubat 11, 2022 tarihinde <http://pub.etla.fi/ETLA-Working-Papers-38.pdf> adresinden alındı

Millera, N., Yanga, Y., Sunb, B., & Zhang, G. (2019). Identification of technical analysis patterns with smoothing. *Journal of Applied Statistics*, 46(12), 2289-2297. doi:<https://doi.org/10.1080/02664763.2019.1580251>

Mishkin, F. S. (2001). The Transmission Mechanism and the Role of Asset Prices in Monetary Policy. *National Bureau of Economic Research*, 1-21. Mayıs 16, 2022 tarihinde [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w8617/w8617.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w8617/w8617.pdf) adresinden alındı

Mittal, A., Dhiman, V., Singh, A., & Prakash, C. (2019). Short-Term Bitcoin Price Fluctuation Prediction Using Social Media and Web Search Data. *Twelfth*

*International Conference on Contemporary Computing* (s. 1-16). Delhi: Department of Information Technology Indira Gandhi Delhi Technical University for Women. doi:<https://doi.org/10.1109/IC3.2019.8844899>

- Nakamoto, S. (2008, Ocak 3). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. Şubat 10, 2022 tarihinde Bitcoin.org Web Sitesi: <https://bitcoin.org/en/bitcoin-paper> adresinden alındı
- Ng, S., & Perron, P. (2001). Lag Length Selection and the Construction of Unit Root Tests with Good Size and Power. *Econometric Society*, 69(6), 1519–1554. Şubat 27, 2022 tarihinde <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/1468-0262.00256> adresinden alındı
- Nkoro, E., & Uko, A. K. (2016). Autoregressive Distributed Lag (ARDL) cointegration technique: application and interpretation. *Journal of Statistical and Econometric Methods*, 5(4), 63-91. Nisan 3, 2022 tarihinde <https://www.proquest.com/docview/2573399409?pq-origsite=gscholar&fromopenview=true> adresinden alındı
- Nurgazina, A., Doszhan, R., & Sabidullina, A. (2021). New Financial Technologies: New Opportunities and New Challenges of the 21st Century. *The Journal of Economic Research & Business Administration*, 138(4), 33-46. doi:<https://doi.org/10.26577/be.2021.v138.i4.04>
- Othman, A. H., Kassim, S., Rosman, R. B., & Redzuan, N. H. (2020). Prediction accuracy improvement for Bitcoin market prices based on symmetric volatility information using artificial neural network approach. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 314-330. doi:<https://doi.org/10.1057/s41272-020-00229-3>
- Ozili, P. K. (2018). Impact of digital finance on financial inclusion and stability. *Borsa Istanbul Review*, 18(4), 329-340. doi:<https://doi.org/10.1016/j.bir.2017.12.003>
- Özsoy, Ç. Y. (2019). *Yükselen teknoloji ürünü bitcoin'in arz – talep ve fiyat hareketlerinin markov rejim değişim hata düzeltme modeli ile incelenmesi*. Ankara: Ulusal Tez Merkezi. Nisan 5, 2022 tarihinde [https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=aEzj\\_IdWAsjiSAfK3qwrBiEOw2U\\_dPHlxAeyP1iB8xU3EJAdPWSzkfPr8If3algZ](https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=aEzj_IdWAsjiSAfK3qwrBiEOw2U_dPHlxAeyP1iB8xU3EJAdPWSzkfPr8If3algZ) adresinden alındı
- Öztürk, N., & Koç, A. (2006). Elektronik Para, Diğer Para Türleriyle Karşılaştırılması ve Olası Etkileri. *Selçuk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 6(11), 207-243. Mayıs 5, 2022 tarihinde [https://app.trdizin.gov.tr/dokuman-goruntule?ext=pdf&path=CrnWZGRsXTjRjLjWxD978OSUAL2jXitizhVYmCxNvH7mMdU9PfsGtIB3K3LvJzfd2-NmC2W0Ljkd-VG5s9ZGIGleBzCIBEDGDg4eIXFvAF0Kn22-pRoKLSMIBSJWeOT1BSmCLY7fU1JKUrL7hNajk9f31qUm6xFzqBFYcfOE7d1tNMHn4F6as9926Cu\\_1F-yj11gq](https://app.trdizin.gov.tr/dokuman-goruntule?ext=pdf&path=CrnWZGRsXTjRjLjWxD978OSUAL2jXitizhVYmCxNvH7mMdU9PfsGtIB3K3LvJzfd2-NmC2W0Ljkd-VG5s9ZGIGleBzCIBEDGDg4eIXFvAF0Kn22-pRoKLSMIBSJWeOT1BSmCLY7fU1JKUrL7hNajk9f31qUm6xFzqBFYcfOE7d1tNMHn4F6as9926Cu_1F-yj11gq) adresinden alındı

- Özyurt, H. (2003). Paranın İşlevleri. H. Özyurt içinde, *Para Teori ve Politikası* (s. 29). Trabzon: Derya Kitabevi.
- Pavlidis, G. (2021). Europe in the digital age: regulating digital finance without suffocating innovation. *Law, Innovation & Technology*, 13(2), 464-477. doi:<https://doi.org/10.1080/17579961.2021.1977222>
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326. doi:<https://doi.org/10.1002/jae.616>
- Philippasa, D., Rjiba, H., Guesmi, K., & Goutte, S. (2019). Media attention and Bitcoin prices. *Finance Research Letters*, 30, 37-43. doi:<https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.031>
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988, Haziran). Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346. Şubat 25, 2022 tarihinde [https://www.jstor.org/stable/2336182?seq=1#metadata\\_info\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/2336182?seq=1#metadata_info_tab_contents) adresinden alındı
- Popper, N. (2015). *Decoding the Enigma of Satoshi Nakamoto and the Birth of Bitcoin*. New York: The New York Times. Mart 2, 2022 tarihinde <https://www.nytimes.com/2015/05/17/business/decoding-the-enigma-of-satoshi-nakamoto-and-the-birth-of-bitcoin.html> adresinden alındı
- Puell, D. (2019, Nisan 5). *A New Barometer of Bitcoin's Market Cycles*. Medium Web Sitesi: <https://medium.com/unconfiscatable/the-puell-multiple-bed755cfe358> adresinden alındı
- Said, S. E., & Dickey, D. A. (1984). Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order. *Biometrika*, 71(3), 599-607. doi:<https://doi.org/10.2307/2336570>
- Samirkas, M. C. (2020). Google Aramaları ile Bitcoin Fiyatı Arasındaki İlişkinin Tespiti. *PressAcademia Procedia*, 11(1), 67-72. doi:<https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2020.1242>
- Sattarov, O., Jeon, H. S., Oh, R., & Lee, J. D. (2020). Forecasting Bitcoin Price Fluctuation by Twitter Sentiment Analysis. *2020 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT)* (s. 1-4). Tashkent: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi:<https://doi.org/10.1109/ICISCT50599.2020.9351527>
- Schneier, B., & Kelsey, J. (1998). Cryptographic Support for Secure Logs on Untrusted Machines. *Proceedings of the 7th USENIX Security Symposium* (s. 1-11). Texas: USENIX Association. Şubat 13, 2022 tarihinde [http://usenix.org/publications/library/proceedings/sec98/full\\_papers/schneier/schneier.pdf](http://usenix.org/publications/library/proceedings/sec98/full_papers/schneier/schneier.pdf) adresinden alındı

- Schwert, G. W. (1989). Why Does Stock Market Volatility Change Over Time? *The Journal of Finance*, 44(5), 1115-1153. doi:<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1989.tb02647.x>
- Shin, M., Mohaisen, D., & Kim, J. (2021). Bitcoin Price Forecasting via Ensemble-based LSTM Deep Learning Networks. *2021 International Conference on Information Networking (ICOIN)* (s. 603-608). Jeju Island: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi:<https://doi.org/10.1109/ICOIN50884.2021.9333853>
- Shirakashi, R. (2022, Ocak 3). *Glassnode Academy*. Glassnode Web Sitesi: <https://academy.glassnode.com/indicators/sopr/sopr-spent-output-profit-ratio> adresinden alındı
- Sığircı, M. (2021, Ekim 26). *Para: Kim, Ne Zaman İcat Etti?* Mart 18, 2022 tarihinde TÜBİTAK Web Sitesi: <https://bilimgenc.tubitak.gov.tr/paranin-icadi> adresinden alındı
- Singh, A., Kumar, A., & Aktar, Z. (2021). Bitcoin Price Prediction: A Deep Learning Approach. *2021 8th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)* (s. 1053-158). Noida: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi:<https://doi.org/10.1109/SPIN52536.2021.9565988>
- Szabo, N. (2005, Aralık 29). *Bit Gold*. Şubat 16, 2022 tarihinde Unenumerated Web Sitesi: <http://unenumerated.blogspot.com/2005/12/bit-gold.html> adresinden alındı
- Şahin, E. E. (2020). Bitcoin Fiyatına Etki Eden Faktörlerin Mars Metodu ile Belirlenmesi. *Uluslararası Ekonomi İşletme ve Politika Dergisi*, 4(1), 171-184. doi:<https://dx.doi.org/10.29216/ueip.657407>
- Toda, H. Y., & Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66(1-2), 225-250. doi:[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01616-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01616-8)
- Trends, G. (2022, Ocak 5). *Google Trends*. Google Web Sayfası: <https://trends.google.com.tr/trends/explore?date=2012-01-01%202021-12-31&q=%2Fm%2F05p0rrx> adresinden alındı
- Tuncel, M. B., & Gürsoy, S. (2020). KORKU ENDEKSİ (VIX), BITCOIN FİYATLARI VE BİST100 ENDEKSİ ARASINDAKİ NEDENSELLİK İLİŞKİSİ ÜZERİNE AMPİRİK BİR UYGULAMA. *Electronic Journal of Social Sciences*, 19(76), 1999-2011. Aralık 24, 2021 tarihinde <https://eds.s.ebscohost.com/eds/Citations/FullTextLinkClick?sid=c7f03ff9-87cd-4ea7-9bfb-792b1787bc15@redis&vid=1&id=pdfFullText> adresinden alındı

- Tüzüntürk, S. (2007, Haziran 21). PANEL VERİ MODELLERİNİN TAHMİNİNDE PARAMETRE HETEROJENLİĞİNİN ÖNEMİ: GELENEKSEL PHILLIPS EĞRİSİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 21(2).
- Ullah, S., Attah-Boakye, R., Adams, K., & Zaefarian, G. (2021). Assessing the influence of celebrity and government endorsements on bitcoin's price volatility. *Journal of Business Research*, 228-239. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.01.055>
- Vieira, P. J. (2017). *Price Analysis of Bitcoin: Volatility, Key Drivers and Evolution*. Porto: Economia e Gestão. Mayıs 7, 2022 tarihinde <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/108420/2/226321.pdf> adresinden alındı
- Vo, A., Chapman, T. A., & Lee, Y.-S. (2021). Examining Bitcoin and Economic Determinants: An Evolutionary Perspective. *Journal of Computer Information Systems*, 1-15. doi:<https://doi.org/10.1080/08874417.2020.1865851>
- Xin, W. (2021). Application of Blockchain Technology and Cloud Computing in Digital Finance. *2021 IEEE Conference on Telecommunications, Optics and Computer Science (TOCS)* (s. 759-764). Shenyang: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi:<https://doi.org/10.1109/TOCS53301.2021.9688853>
- Yalta, Y. (2020). Para Talebi. Y. Yalta içinde, *Para Teorisi ve Politikası I* (s. 100-1003). Ankara: Türkiye Bilimler Akademisi. Mayıs 10, 2022 tarihinde <https://acikders.tuba.gov.tr/mod/resource/view.php?id=3275> adresinden alındı
- Yavuz, N. Ç. (2006). Türkiye'de Turizm Gelirlerinin Ekonomik Büyümeye Etkisinin. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 7(2), 162-171. Haziran 3, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/2151888> adresinden alındı
- Yıldırım, Ç. (2020). GOOGLE TRENDS "BİTCOİN" ARAMALARI İLE BİTCOİN/USD FİYATLARI ARASINDAKİ İLİŞKİNİN ANALİZİ: ARDL SINIR TESTİ. *Journal of Knowledge Economy and Knowledge Management*, 15(2), 99-113. Mart 8, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1186981> adresinden alındı
- Yıldırım, F. (2015). Kripto Paralar, Blok Zinciri Teknolojisi ve Uluslararası İlişkilere Muhtemel Etkileri. *Medeniyet Araştırmaları Dergisi*, 2(4), 81-97. Şubat 22, 2022 tarihinde <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/540519> adresinden alındı
- Zheng, Z., Xie, S., Dai, H.-N., Chen, X., & Wang, H. (2018, Ekim 17). Blockchain challenges and opportunities: A survey. *International Journal of Web and Grid Services*, 14(4), 352-375. doi:<http://dx.doi.org/10.1504/IJWGS.2018.095647>

Zivot, E., & Andrews, D. W. (1992). Further Evidence on the Great Crash, the Oil-Price Shock, and the Unit-Root Hypothesis. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(3), 251-270. doi:<https://doi.org/10.2307/1391541>

Zuo, X. (2019). Several Important Unit Root Tests. *2019 2nd IEEE International Conference on Information Communication and Signal Processing* (s. 10-14). Zhenjiang: School of Finance & Economics Jiangsu University. doi:10.1109/ICICSP48821.2019.8958557

