



**KRİPTO PARALARIN FİYATLANMASINI  
ETKİLEYEN FAKTÖRLERİN ANALİZİ**

**Abdulkadir CESUROĞLU**

**İktisat Anabilim Dalı**

**Danışman: Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN**

**Erzurum-2025**

**Her hakkı saklıdır.**



**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**KRİPTO PARALARIN FİYATLANMASINI  
ETKİLEYEN FAKTÖRLERİN ANALİZİ**

**Abdulkadir CESUROĞLU**

**Danışman: Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN**

**Ana Bilim Dalı: İktisat**

**Erzurum-2025**

**Her hakkı saklıdır.**

## YÜKSEK LİSANS TEZİ TEZİ ONAY SAYFASI

Abdulkadir CESUROĞLU tarafından hazırlanan Kripto Paraların Fiyatlanmasını Etkileyen Faktörlerin Analizi adlı bu çalışma Tarih girmek için tıklayınız tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda ☐ oybirliği/☐ oyçokluğu ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından İktisat Ana Bilim Dalı, İktisat Teorisi Bilim Dalında **yüksek lisans tezi** olarak kabul edilmiştir.

|              |                                                            |      |
|--------------|------------------------------------------------------------|------|
| Jüri Başkanı | Prof. Dr. Gürkan ÇALMAŞUR<br>ERUZUM TEKNİK ÜNİVERSİTESİ    | İmza |
| Danışman     | Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN<br>ERUZUM TEKNİK ÜNİVERSİTESİ     | İmza |
| Jüri Üyesi   | Doç. Dr. Muhammed Kürşat TİMURÖĞLU<br>ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ | İmza |

Abdulkadir CESUROĞLU tarafından hazırlanan Kripto Paraların Fiyatlanmasını Etkileyen Faktörler başlıklı yüksek lisans tezi kabul edilmiştir. 18.07.2025

Prof. Dr. Serap BEDİR KARA

**Enstitü Müdürü**

\* Bu tez çalışması ..... tarafından ..... nolu proje ile desteklenmiştir.

## TEZ ETİK VE BİLDİRİM SAYFASI

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada kullandığım her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını, aksinin ortaya çıkması durumunda her tür yasal sorumluluğu ve tezin erişim sürecine ilişkin aşağıdaki beyanımı kabul ediyorum. 18.07.2025

İmza

Abdulkadir CESUROĞLU

Öğrenci

- ☐ Tezle ilgili patent başvurusu yapılması/patent alma sürecinin devam etmesi sebebiyle Enstitü Yönetim Kurulunun Tarih girmek için tıklayınız tarih ve Karar No sayılı kararı ile teze erişim 2 (iki) yıl süreyle engellenmiştir.
- ☐ Enstitü Yönetim Kurulunun Tarih girmek için tıklayınız tarih ve Karar No sayılı kararı ile teze erişim 6 (altı) ay süreyle engellenmiştir.
- ☐ Enstitü Yönetim Kurulunun Tarih girmek için tıklayınız tarih ve Karar No sayılı kararı ile teze erişim süresi ile ilgili bir kısıtlama bulunmamaktadır.

## İÇİNDEKİLER

|                                    |      |
|------------------------------------|------|
| İÇİNDEKİLER.....                   | IV   |
| ÖZET.....                          | VI   |
| ABSTRACT .....                     | VII  |
| TABLO LİSTESİ .....                | VIII |
| ŞEKİL LİSTESİ.....                 | IX   |
| SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ ..... | X    |
| ÖN SÖZ.....                        | XIII |
| GİRİŞ.....                         | 1    |

### BİRİNCİ BÖLÜM

#### KRİPTO PARA

|                                                                |    |
|----------------------------------------------------------------|----|
| 1.1. KRİPTO PARALARIN TANIMI VE KAVRAMSAL ÇERÇEVESİ.....       | 6  |
| 1.2. KRİPTO PARALARIN TARİHSEL GELİŞİMİ .....                  | 8  |
| 1.3. KRİPTO PARA TÜRLERİ VE İŞLEVSEL SINIFLANDIRMALAR .....    | 10 |
| 1.4. KRİPTO PARA PİYASALARININ TARİHSEL KIRILMA NOKTALARI..... | 12 |
| 1.5. KRİPTO PARALARIN EKONOMİK VE REGÜLASYONEL KONUMLANIŞI ..  | 14 |

### İKİNCİ BÖLÜM

#### LİTERATÜR TARAMASI

|                                                   |    |
|---------------------------------------------------|----|
| 2.1. KRİPTO PARA LİTERATÜRÜ .....                 | 17 |
| 2.2. KRİPTO PARA VE ALTIN İLİŞKİSİ .....          | 25 |
| 2.3. KRİPTO PARA VE PETROL FİYATLARI.....         | 28 |
| 2.4. KRİPTO PARA VE BORSA ARASINDAKİ İLİŞKİ ..... | 31 |

### ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

#### VERİ VE YÖNTEM

|                                               |    |
|-----------------------------------------------|----|
| 3.1. VERİ SETİ.....                           | 38 |
| 3.1.1. Bağımsız Değişkenler .....             | 40 |
| 3.1.1.1. S&P 500 Endeksi (SP500F) .....       | 40 |
| 3.1.1.2. NASDAQ Bileşik Endeksi (NASDAQ)..... | 41 |
| 3.1.1.3. Altın Fiyatları (GOLD) .....         | 42 |
| 3.1.1.4. Petrol Fiyatları (PETROL) .....      | 42 |

|                                                           |           |
|-----------------------------------------------------------|-----------|
| 3.1.1.5. Google Trends (GOOGLETRENDS) .....               | 43        |
| 3.1.2. Bağımlı Değişkenler.....                           | 44        |
| 3.1.2.1. Ödeme Token'leri (Paymentindex).....             | 45        |
| 3.1.2.2. Finansal Servis Token'leri (finansalindex) ..... | 46        |
| 3.1.2.3. Altyapı Token'leri (infraindex).....             | 47        |
| 3.1.2.4. Fayda Sağlayıcı Token'lar (utilityindex) .....   | 48        |
| 3.1.2.5. Medya Token'leri (mediaindex).....               | 49        |
| <b>3.2. METODOLOJİ .....</b>                              | <b>50</b> |
| 3.2.1. Durağanlığın Sınanması .....                       | 50        |
| 3.2.2. SUR ve WALD Testi .....                            | 51        |
| <b>3.3. VAR MODELİ VE GRANGER NEDENSELLİĞİ .....</b>      | <b>53</b> |
| 3.3.1. VAR Modeli.....                                    | 53        |
| 3.3.2. Granger Nedenselliği.....                          | 54        |
| <b>DÖRDÜNCÜ BÖLÜM</b>                                     |           |
| <b>UYGULAMA</b>                                           |           |
| <b>4.1. DURAĞANLIK TESTİ .....</b>                        | <b>56</b> |
| <b>4.2. TANIMLAYICI İSTATİSTİKLER .....</b>               | <b>58</b> |
| <b>4.3. SUR MODELİ .....</b>                              | <b>60</b> |
| <b>4.4. VAR MODELİ.....</b>                               | <b>68</b> |
| <b>SONUÇ .....</b>                                        | <b>89</b> |
| <b>KAYNAKÇA .....</b>                                     | <b>97</b> |

## ÖZET

**Yüksek Lisans Tezi**

### **KRİPTO PARALARIN FİYATLANMASINI ETKİLEYEN FAKTÖRLER**

**Abdulkadir CESUROĞLU**

**Danışman: Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN**

**2025, (102) sayfa**

**Jüri: Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN (Danışman)**

**Prof. Dr. Gürkan ÇALMAŞUR (Üye)**

**Doç. Dr. Muhammet Kürşat TİMÜROĞLU (Üye)**

Bu çalışma, kripto para piyasasında yer alan dijital varlıkların işlevsel sınıflandırmaları çerçevesinde dışsal ekonomik ve finansal şoklara verdikleri tepkileri incelemeyi amaçlamaktadır. Kraken borsası tarafından önerilen beşli sınıflandırma (ödeme, finansal, altyapı, fayda sağlayıcı ve medya Token'leri) temel alınarak her bir token sınıfının fiyat dinamikleri analiz edilmiştir. Çalışmada 2023–2025 dönemine ait haftalık veri seti kullanılmış; bağımlı değişkenler olarak sınıf endeksleri, bağımsız değişkenler olarak ise S&P 500, NASDAQ, altın ve petrol fiyatları ile Google Trends verileri değerlendirilmiştir. Serilerin durağanlığı Augmented Dickey-Fuller (ADF) testi ile sınanmış, VAR modelleri kurularak Granger nedenselliği test edilmiş, impulse response fonksiyonları yardımıyla şok tepkileri analiz edilmiştir. Ayrıca farklı sınıflar arası şok duyarlılığı farklılıklarını ölçmek amacıyla SUR modeli ve Wald testi uygulanmıştır. Elde edilen bulgular, kripto paraların sınıfsal temelli ayrışma göstermekle birlikte, piyasa genelinde kolektif şoklara benzer yönlü tepkiler verdiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, kripto piyasalarının yapısal bütünleşmişliğini ve spekülasyon karakterini yansıtmaktadır. Çalışma, yatırım, portföy çeşitlendirme ve regülasyon uygulamaları açısından işlevsel sınıflandırmaların sınırlarını ve potansiyel katkılarını ampirik olarak değerlendirmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Kripto Paralar, Token Sınıflandırması, VAR Analizi, SUR Modeli, Fiyatlama Davranışları, Spekülasyon Piyasalar

## **ABSTRACT**

MS. Thesis

### **DETERMINANTS OF CRYPTOCURRENCY PRICING**

**Abdulkadir CESUROĞLU**

**Advisor: Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN**

**2025, (102) pages**

**Jury: Prof. Dr. Hüseyin Daştan (Consultant)**

**Prof. Dr. Gürkan ÇALMAŞUR (Member)**

**Assoc. Prof. Muhammet Kürşat TİMURÖĞLU (Member)**

This study aims to examine how digital assets in the cryptocurrency market respond to external economic and financial shocks within a functional classification framework. Based on the five-category classification proposed by Kraken exchange (payment, financial, infrastructure, utility, and media tokens), the pricing dynamics of each token class are analyzed. The empirical analysis relies on weekly data from the 2023–2025 period. Class-specific indices are used as dependent variables, while S&P 500, NASDAQ, gold and oil prices, and Google Trends data serve as independent variables. Stationarity of the time series is tested using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test. VAR models are estimated to assess Granger causality, and impulse response functions are employed to evaluate temporal effects of shocks. To test for cross-class sensitivity differences, a SUR model and Wald tests are applied. Findings reveal that although token classes show functional separation, their pricing behavior exhibits strong convergence in response to systemic shocks, reflecting the market’s speculative and structurally integrated nature. The study empirically evaluates the limits and potentials of functional classifications for investment strategies, portfolio diversification, and regulatory design.

**Key Words:** Cryptocurrencies, Token Classification, VAR Analysis, SUR Model, Pricing Behavior, Speculative Markets

## TABLO LİSTESİ

|                                                                        |           |
|------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>tablo 4.1 ADF Test Sonuçları .....</b>                              | <b>57</b> |
| <b>Tablo 4.2 Tanımlayıcı İstatistikler.....</b>                        | <b>59</b> |
| <b>Tablo 4.3 Sur Modeli Değerlendirme Kriteri .....</b>                | <b>61</b> |
| <b>Tablo 4.4 Sur Modeli Sonuçları (Dpaymentindex) .....</b>            | <b>62</b> |
| <b>Tablo 4.5 Sur Modeli Sonuçları (Dfinansalindex).....</b>            | <b>63</b> |
| <b>Tablo 4.6 Sur Modeli Sonuçları (Dinfraindex) .....</b>              | <b>63</b> |
| <b>Tablo 4.7 Sur Modeli Sonuçları (Dutilityindex) .....</b>            | <b>64</b> |
| <b>Tablo 4.8 Sur Modeli Sonuçları (Dmediaindex) .....</b>              | <b>64</b> |
| <b>Tablo 4.9 Korelasyon Matrisi.....</b>                               | <b>66</b> |
| <b>Tablo 4.10 Wald Testi Sonuçları Matrisi.....</b>                    | <b>67</b> |
| <b>Tablo 4.11 Optimum Gecikme Uzunluğu Seçim Kriteri Tablosu .....</b> | <b>69</b> |
| <b>Tablo 4.12 Ödeme Tokenleri Var Modeli .....</b>                     | <b>70</b> |
| <b>Tablo 4.13 Finansal Hizmet Tokenleri Var Modeli .....</b>           | <b>72</b> |
| <b>Tablo 4.14 Altyapı Tokenleri Var Modeli.....</b>                    | <b>74</b> |
| <b>Tablo 4.15 Fayda Sağlayıcı Tokenler Var Modeli.....</b>             | <b>76</b> |
| <b>Tablo 4.16 Mediaindex Var Modeli .....</b>                          | <b>78</b> |
| <b>Tablo 4.13 Granger Nedenselliği Test Sonuçları.....</b>             | <b>86</b> |

## ŞEKİL LİSTESİ

|                                                                                |    |
|--------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 3.1 Sp500f Serisinin Logaritması Grafiği .....                           | 40 |
| Şekil 3.2 Nasdaq Serisinin Logaritması Grafiği .....                           | 41 |
| Şekil 3.3 Altın Fiyatlarının Logaritması Grafiği .....                         | 42 |
| Şekil 3.4 Petrol Fiyatlarının Logaritması Grafiği .....                        | 43 |
| Şekil 3.5 Google Trends Serisi Grafiği .....                                   | 43 |
| Şekil 3.6 Ödeme Token'leri (Paymentindex) Logaritması Grafiği.....             | 45 |
| Şekil 3.7 Finansal Servis Token'leri (Finansalindex) Logaritması Grafiği ..... | 46 |
| Şekil 3.8 Altyapı Token'leri (Infraindex) Logaritması Grafiği.....             | 47 |
| Şekil 3.9 Fayda Sağlayıcı Token'lar (Utilityindex) Logaritması Grafiği .....   | 48 |
| Şekil 3.10 Medya Token'leri (Mediaindex) Logaritması Grafiği .....             | 49 |
| Şekil 4.1 VAR Modelinin Ters Karakteristik Kökleri .....                       | 79 |
| Şekil 4.2 Altın Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi.....                 | 80 |
| Şekil 4.3 Petrol Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi .....               | 81 |
| Şekil 4.4 Sp500f Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi.....                | 82 |
| Şekil 4.5 Nasdaq Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi.....                | 83 |
| Şekil 4.6 Nasdaq Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi.....                | 84 |

## SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ

| <u>Simge</u>  | <u>Açıklama</u>            |
|---------------|----------------------------|
| $\alpha$      | Sabit terim                |
| $\beta$       | Regresyon katsayısı        |
| $\varepsilon$ | Hata terimi                |
| $\Delta$      | Fark operatörü             |
| t             | Zaman göstergesi           |
| p             | Olasılık değeri (p-değeri) |
| %             | Yüzde oranı                |
| Ln            | Doğal logaritma fonksiyonu |

| <u>Kısaltma</u>  | <u>Açıklama</u>                                                             |
|------------------|-----------------------------------------------------------------------------|
| <b>ADF</b>       | Augmented Dickey-Fuller Testi                                               |
| <b>AR</b>        | Autoregressive Model                                                        |
| <b>ARCH</b>      | Autoregressive Conditional Heteroskedasticity                               |
| <b>AIC</b>       | Akaike Information Criterion                                                |
| <b>BEKK</b>      | Baba-Engle-Kraft-Kroner Modeli                                              |
| <b>BIC</b>       | Bayesian Information Criterion                                              |
| <b>BTC</b>       | Bitcoin                                                                     |
| <b>CBOE</b>      | Chicago Board Options Exchange                                              |
| <b>DCC-GARCH</b> | Dynamic Conditional Correlation GARCH Modeli                                |
| <b>ECB</b>       | European Central Bank (Avrupa Merkez Bankası)                               |
| <b>ETH</b>       | Ethereum                                                                    |
| <b>FCA</b>       | Financial Conduct Authority (Birleşik Krallık Mali Davranış Otoritesi)      |
| <b>FED</b>       | Federal Reserve System (Amerika Birleşik Devletleri Merkez Bankası Sistemi) |

|                     |                                                                                            |
|---------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>FINMA</b>        | Swiss Financial Market Supervisory Authority (İsviçre Finansal Piyasalar Denetleme Kurumu) |
| <b>FIL</b>          | Filecoin                                                                                   |
| <b>FSA</b>          | Financial Services Agency (Japonya Finansal Hizmetler Ajansı)                              |
| <b>GARCH</b>        | Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity                                  |
| <b>GOOGLETRENDS</b> | Google Arama Trend Endeksi                                                                 |
| <b>GOLD</b>         | Altın fiyatları                                                                            |
| <b>INFRAINDEX</b>   | Altyapı Token'leri Endeksi                                                                 |
| <b>IRF</b>          | Impulse Response Function                                                                  |
| <b>LTC</b>          | Litecoin                                                                                   |
| <b>MEDIAINDEX</b>   | Medya Token'leri Endeksi                                                                   |
| <b>MiCA</b>         | Markets in Crypto-Assets Regulation (AB Kripto Varlıklar Piyasası Düzenlemesi)             |
| <b>MSCI</b>         | Morgan Stanley Capital International Endeksi                                               |
| <b>NASDAQ</b>       | NASDAQ Bileşik Endeksi                                                                     |
| <b>PAYMENTINDEX</b> | Ödeme Token'leri Endeksi                                                                   |
| <b>PETROL</b>       | Ham petrol fiyatları                                                                       |
| <b>SC</b>           | Siacoin                                                                                    |
| <b>SEC</b>          | Securities and Exchange Commission (ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu)               |
| <b>SP500F</b>       | S&P 500 Futures Endeksi                                                                    |
| <b>SUR</b>          | Seemingly Unrelated Regression                                                             |
| <b>THETA</b>        | Theta Token                                                                                |
| <b>USDC</b>         | USD Coin (Sabit Coin)                                                                      |

|                     |                                   |
|---------------------|-----------------------------------|
| <b>USDT</b>         | Tether (Sabit Coin)               |
| <b>UTILITYINDEX</b> | Fayda Sağlayıcı Token'lar Endeksi |
| <b>VAR</b>          | Vector Autoregressive Model       |
| <b>VECM</b>         | Vector Error Correction Model     |
| <b>VIX</b>          | Volatility Index (CBOE)           |
| <b>WALD</b>         | Wald Hipotez Testi                |



## ÖN SÖZ

Bu tez, yalnızca akademik bir emeğin değil, aynı zamanda sabrın, desteğin ve inancın ortak bir ürünü olmuştur. Her adımda bilgi ve rehberliğiyle yolumu aydınlatan, akademik serüvenimde bana güven telkin eden değerli danışmanım Prof. Dr. Hüseyin DAŞTAN'a en derin şükranlarımı sunuyorum. Önerileriyle tezimi zenginleştiren Prof. Dr. Gürkan ÇALMAŞUR ve Doç. Dr. Muhammed Kürşat TİMÜROĞLU'na içten teşekkür ederim. Savunma sürecinde katkılarıyla çalışmama değer katan saygıdeğer jüri üyelerine teşekkür ederim. Bu yolculuk boyunca düşüncelerimi paylaşmaktan ilham aldığım, varlıklarıyla beni güçlü hissettiren can arkadaşlarım Osman KIZILER, Seyfettin GÜLER, Kerem Fırat COŞKUN, Muhammed KÖSE, Fatmanur GENÇ, Nurgül AĞIRMAN ve Betül PİŞKİN'e içtenlikle minnettarım. Zihnimi sadece bilgiyle değil, aynı zamanda anlayışla da zenginleştiren, her karşılaşmamızda bana yeni bir bakış açısı kazandıran kıymetli hocam Doç. Dr. Dinçer DEDEOĞLU'na ve bu sürecin en zorlu anlarında bile sessiz ama kararlı desteğiyle yanımda duran, güven verici varlığıyla yüreğime güç katan muhterem hocam Prof. Dr. Faruk BAL'a yürekten teşekkür ederim. Ve bu çalışmayı, akademik yola olan sevgimi ilk kez fark etmemi sağlayan, bilgeliğiyle ufkumu açan, kısa bir süre önce kaybetmenin derin üzüntüsünü yaşadığım kıymetli hocam Prof. Dr. Muammer YAYLALI'ya sonsuz saygı ve minnetle ithaf ediyorum. Son olarak, hayatı bana sevgiyle, merakla ve sabırla öğreten; çocuk kalbime düşlediğim dünyaların kapısını açan sevgili anneme... Bu çalışmayı, artık kelimelerle ulaşamayacağım ama her satırda hissini taşıdığım anneme, sonsuz bir özlem ve sevgiyle ithaf ediyorum.

**Abdulkadir CESUROĞLU**

**Erzurum-2025**

## GİRİŞ

Son yıllarda finansal sistemin dijitalleşme eğilimi doğrultusunda ortaya çıkan en dinamik ve hızlı gelişen alanlardan biri kripto para piyasalarıdır. 2024 itibarıyla bu piyasaların toplam piyasa değeri 2 trilyon ABD dolarını aşarken, günlük işlem hacmi ise geleneksel borsalarla rekabet edebilecek düzeylere ulaşmıştır. Merkeziyetsiz platformlar, borsa uygulamaları, cüzdan hizmetleri ve zincirler arası köprü sistemleri gibi çeşitli alt yapılar üzerinden sağlanan hizmetlerin toplam gelir hacmi milyarlarca dolara ulaşmış; özellikle kripto para borsalarının, listeleme, alım-satım komisyonu, stake hizmetleri ve reklam geliri gibi birçok kalemde finansal değer üretmeye başladığı gözlemlenmiştir. Aynı zamanda, kripto para projelerinin pazarlama stratejileri çerçevesinde sosyal medya kampanyalarına, sponsorluklara ve dijital reklam ağlarına yönelttiği harcamalar da yüz milyonlarca dolarlık bir pazar oluşturmakta, bu durum sektördeki marka rekabetini artırmaktadır.

Bu karmaşık ve hızla değişen yapıda, binlerce kripto varlığın heterojen doğası, yatırımcı davranışlarından portföy çeşitlendirme stratejilerine, regülasyon ihtiyaçlarından reklam hedefleme pratiklerine kadar geniş bir etki alanı yaratmaktadır. Bununla birlikte, kripto paraların işlevsel farklılıklarına dayalı olarak tutarlı ve geçerli bir şekilde sınıflandırılması, hem akademik araştırmaların teorik temellerinin sağlamlaşması hem de uygulamaya dönük karar alma süreçlerinin rasyonelleştirilmesi bakımından son derece kritiktir. Bu noktada, özellikle Kraken Borsası tarafından geliştirilen ve yatırımcılar ile düzenleyiciler arasında giderek daha yaygın kabul gören sınıflandırma sistemi dikkat çekmektedir. Bu sistem, Token'leri ödeme, finansal, altyapı, fayda sağlayıcı ve medya olmak üzere beş temel işlevsel kategori altında toplamaktadır. Söz konusu kategoriler, bir tokenin değer aktarım aracı olma niteliğinden merkeziyetsiz finans protokollerine katılım sağlama amacına, blockchain altyapısı sunma işlevinden içerik platformları üzerindeki kullanım biçimine kadar farklı kullanım senaryolarını ayrıştırmayı mümkün kılmaktadır.

Bu sınıflandırmanın yatırım portföylerinde çeşitliliği artırmak, sistematik riskin yayılma kanallarını analiz edebilmek, reklam harcamalarını daha etkili hedef gruplara yönlendirmek ve regülasyon temelli uygulamaların kapsamını belirlemek gibi çok boyutlu çıktıları bulunmaktadır.

Ancak mevcut literatürde, bu sınıflandırmanın geçerliliğini ölçmeye ve farklı kategorilerde yer alan Token'lerin dışsal şoklara nasıl tepki verdiğini analiz etmeye yönelik çalışmaların sınırlı olduğu dikkat çekmektedir. Bu nedenle çalışmanın temel problemi, Kraken gibi kripto para borsaları tarafından önerilen beşli token sınıflandırmasının yatırım, risk yönetimi ve pazarlama stratejileri üzerindeki işlevsel etkilerini ortaya koymak; söz konusu sınıfların dışsal ekonomik ve finansal şoklara verdikleri tepki farklılıklarını ekonometrik modeller aracılığıyla değerlendirmektir. Bu bağlamda doğru ve tutarlı bir sınıflandırma yaklaşımı geliştirmek, yalnızca akademik anlamda özgünlük taşımakla kalmayıp, aynı zamanda uygulama alanlarında yüksek derecede fayda sağlaması öngörülmektedir.

Bu çalışmada, kripto para piyasasında yer alan dijital varlıkların işlevsel temelde sınıflandırılmasının yatırım, risk yönetimi ve pazarlama uygulamaları üzerindeki etkileri ampirik olarak incelenmiştir. Kraken borsası tarafından önerilen beşli sınıflandırma sistemi temel alınarak, ödeme, finansal, altyapı, fayda sağlayıcı ve medya Token'lerinin dışsal şoklara verdikleri tepkiler analiz edilmiş; her bir sınıfın ekonomik ve finansal dalgalanmalara karşı gösterdiği tepki farklılıkları ekonometrik yöntemlerle ortaya konmuştur. Böylece, yalnızca teorik düzlemde geçerliliği olan bir sınıflandırma modelinin ötesine geçilerek, uygulamaya dönük işlevselliği yüksek bir sınıflama yaklaşımı geliştirilmiştir.

Bu çalışma, kripto paraların işlevsel çeşitliliğini dikkate alan bütüncül bir yaklaşımla yürütülmüş olması bakımından literatürde farklılaşmaktadır. Bu kapsamda, söz konusu dijital varlıkların işlevlerine göre ayrıştırılmasının yatırım portföylerinin çeşitlendirilmesi, sistematik riskin ölçülmesi, reklam harcamalarının doğru hedef kitlelere yönlendirilmesi ve regülasyon çerçevelerinin oluşturulması açısından stratejik bir önem taşıdığı gösterilmiştir. Literatürde kripto paraların genel piyasa davranışları sıklıkla analiz edilmiş olmakla birlikte, işlevsel sınıflar temelinde dışsal şok tepkilerinin karşılaştırmalı biçimde değerlendirildiği çalışmaların oldukça sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Bu boşluk, çalışmada hem teorik katkı hem de pratik fayda yaratacak şekilde doldurulmuştur.

Böylelikle, kripto para piyasasında faaliyet gösteren yatırımcılar, platform geliştiricileri ve düzenleyici kurumlar için sınıflandırmanın taşıdığı karar destekleyici rol ampirik verilerle somutlaştırılmıştır. Sunulan bulgular, yalnızca mevcut piyasa analizlerinin daha isabetli

yapılmasına olanak tanımakla kalmamış, aynı zamanda veri temelli karar süreçlerinin iyileştirilmesine katkı sağlayacak bir perspektif sunmuştur.

Kripto para piyasaları, yapısal olarak merkeziyetsizlik, teknik çeşitlilik ve kullanıcı temelli yayılma özellikleri ile klasik finansal piyasalardan önemli ölçüde ayrılmaktadır. Bununla birlikte, bu piyasaların henüz kurumsal bir olgunluğa ulaşmamış olması, regülasyonların yetersizliği ve yüksek derecede bireysel yatırımcı katılımı gibi dinamikler, piyasaların spekülative bir zeminde faaliyet göstermesine neden olmaktadır. Bu bağlamda, her ne kadar token'lar işlevsel olarak farklı kategorilere ayrılrsa da fiyat hareketlerinin büyük ölçüde bütünleşik, ani ve toplu tepkilerle şekillendiği gözlemlenmektedir. Bu durum, işlevsel sınıflandırmaların yatırım kararlarında yeterince belirleyici olmadığını ve piyasa davranışlarının, içsel dinamiklerden ziyade dışsal dalgalanmalara karşı homojen tepkiler ürettiğine işaret etmektedir.

Bu çalışmada, söz konusu piyasa dinamikleri çerçevesinde şu temel araştırma sorularına yanıt aranmıştır:

- a. Kripto paraların işlevsel olarak sınıflandırılması, piyasa tepkilerini anlamlandırmakta anlamlı bir ayrım yaratmakta mıdır?
- b. Piyasa aktörleri, token'lar arasındaki işlevsel farklılıkları fiyatlama süreçlerine yansıtmakta mıdır?
- c. Dışsal finansal şoklar karşısında, farklı sınıflardaki token'lar benzer yönelimler mi göstermektedir, yoksa sınıfsal ayrışma geçerli midir?
- d. Spekülative fiyat hareketleri, sınıflandırmanın açıklayıcılığını sınırlandırmakta mıdır?

Bu sorular çerçevesinde geliştirilen temel hipotez, kripto para piyasasının mevcut durumda henüz olgunlaşmamış, yüksek düzeyde spekülative ve yapısal olarak bütünleşik bir yapıda hareket ettiği; bu nedenle Token'lerin işlevsel temelde ayrıştırılmasının fiyatlama davranışlarını açıklamada yeterli olmadığıdır. Bu bağlamda, düzenleyici yapıların kurumsallaşmamış olması, yatırımcı davranışlarının rasyonellikten uzak bir biçimde şekillenmesi ve piyasanın genel olarak ani dışsal etkilere kolektif tepki vermesi, sınıflandırmanın uygulama düzeyinde anlamlı bir farklılık yaratmasını engellemektedir.

Çalışma kapsamında bu hipotez, farklı token sınıflarına uygulanan dışsal şok analizleri ve şok tepkisi fonksiyonları aracılığıyla test edilmiş; sınıflar arası duyarlılık farklarının istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı ölçülerek sınıflandırmanın geçerliliği değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme, hem akademik literatürdeki teorik ayrımların ampirik temellere dayanıp dayanmadığını ortaya koymakta hem de yatırım kararlarında işlevsel sınıflandırmaların gerçekten fayda sağlayıp sağlamadığını sorgulamaktadır.

Bu çalışmada, kripto para piyasasında yer alan farklı token sınıflarının dışsal şoklara verdiği tepkileri ölçmek amacıyla çok aşamalı bir ekonometrik analiz süreci benimsenmiştir. İlk olarak, analizde kullanılan tüm zaman serilerinin istasyonelik düzeyleri Fuller (1976) tarafından önerilen Augmented Dickey-Fuller (ADF) testi ile sınanmış; değişkenlerin durağanlık özelliklerine göre modelleme süreci yapılandırılmıştır. Serilerin çoğunlukla birinci farkta durağan olduğu tespit edilmiştir. Düzeydeki ilişkilerin doğrusal kombinasyonlarının da durağan olup olmadığını tespit etmek amacıyla eşbütünleşme analizleri gerçekleştirilmeden, kısa dönemli dinamik tepkilerin ölçümüne odaklanılmıştır.

Çalışmanın temel analiz adımında, farklı token sınıflarının belirli dışsal şoklara verdikleri zamana bağlı tepkileri tahmin etmek amacıyla Sims (1980) tarafından önerilen Vektör Otoregresif (VAR) modelleri kurulmuştur. VAR modelleri, her bir sınıf için ayrı ayrı tahmin edilerek, sistem içi nedensellik ilişkileri Granger nedensellik testleri aracılığıyla sınanmıştır. Ardından, impulse response function (IRF) analizleri ile şokların farklı token grupları üzerindeki zamansal etkileri grafiksel ve analitik olarak sunulmuştur.

Farklı token sınıflarının şoklara verdiği tepkiler arasında istatistiksel olarak anlamlı farkların olup olmadığını ölçmek amacıyla sistem denklem yaklaşımı benimsenmiş ve Eşzamanlı Denklem Modeli çerçevesinde Zellner'in (1962) ortaya koyduğu Görünüşte İlişkisiz Regresyon (SUR) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem sayesinde her bir token sınıfının aynı dışsal değişkene karşı verdiği tepki katsayıları karşılaştırmalı olarak tahmin edilmiştir. Elde edilen bu katsayılar, sınıflar arası farklılıkların anlamlılığını test etmek üzere Wald testine tabi tutulmuştur. Bu test aracılığıyla, token sınıfları arasında dışsal şoklara verilen tepkilerin eşit olup olmadığı yönündeki hipotez ampirik olarak sınanmıştır.

Böylelikle, çalışmada kripto para piyasasının bütüncül mü yoksa ayrıışmış mı hareket ettiğı, farklı işlevsel sınıfların homojen veya heterojen tepkiler verip vermediğı çok boyutlu bir yöntemsel yapı içerisinde tespit edilmiştir.



## BİRİNCİ BÖLÜM

### KRİPTO PARA

Kripto paralar, dijitalleşen küresel ekonomi içinde giderek daha fazla yer bulan, merkeziyetsizlik ilkesine dayanan ve dağıtık defter teknolojisiyle güvence altına alınan yeni nesil finansal varlıklar olarak tanımlanmaktadır (Milutinović, 2018). Blockchain teknolojisinin gelişmesiyle birlikte yalnızca bir ödeme aracı olmanın ötesine geçen bu dijital varlıklar, finansal sistemin birçok alanında dönüştürücü etkiler yaratmıştır. Bu bölümde, kripto paraların teorik temellerini ve tarihsel evrimini kavramsal bir çerçeve içerisinde ele almak amaçlanmaktadır. Bu doğrultuda öncelikle kripto paraların tanımı yapılacak, ardından tarihsel gelişim süreci içindeki teknik, ekonomik ve toplumsal kırılma noktaları incelenecektir. Devamında, işlevlerine göre farklılık gösteren kripto para türleri açıklanacak ve sınıflandırmaların temel kriterlerine yer verilecektir. Son olarak, kripto para piyasalarının dönüşümünde etkili olan 2009 Bitcoin'in doğuşu, 2017 ilk token arzı balonu, 2020 DeFi patlaması ve 2022 Terra-Luna krizi gibi kritik tarihsel olaylara yer verilerek, sektörün yapısal kırılma anları analitik bir bakışla raporlanacaktır. Bu bağlamda bölüm, okuyucuya kripto paraların teorik arka planını ve tarihsel bağlamını anlamaya yönelik bütüncül bir zemin sunmayı hedeflemektedir.

#### 1.1. KRİPTO PARALARIN TANIMI VE KAVRAMSAL ÇERÇEVESİ

Kripto paralar, 21. yüzyılın başlarından itibaren dijital finansal sisteminin yeniden yapılandırılmasına neden olan en radikal yeniliklerden biri olarak kabul edilmektedir. Geleneksel para sistemlerinden farklı olarak kripto paralar, herhangi bir merkezi otoriteye bağlı olmaksızın, dağıtık defter teknolojisi kullanılarak işlemlerin doğrulanmasını ve kayıt altına alınmasını sağlayan dijital varlık türleridir. Bu yapı sayesinde kripto paralar, üçüncü taraflara ihtiyaç duymadan, eşler arası (peer-to-peer) bir değer transferi imkânı sunmaktadır. En temel tanımıyla kripto paralar, kriptografik algoritmalarla güvenliği sağlanmış, merkeziyetsiz ağlar üzerinde işlem gören dijital değer birimleridir (Böhme vd, 2015).

Kripto paraların tarihsel ve teknik temeli, 2008 yılında Satoshi Nakamoto takma adıyla yayımlanan Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System başlıklı makaleyle atılmıştır. Bu teknik belgede Nakamoto (2008), herhangi bir finansal kuruma duyulan güven ihtiyacını ortadan

kaldıran, katılımcıların birbirine doğrudan ödeme yapabildiği bir sistem tasarlamıştır. Bitcoin, bu anlamda yalnızca bir yazılım protokolü değil, aynı zamanda merkeziyetsizlik, değiştirilemezlik, şeffaflık ve sansür direnci gibi ilkeler üzerine kurulmuş alternatif bir parasal düzendir. Bu özellikler, Bitcoin'i yalnızca bir ödeme aracı değil, aynı zamanda bir varlık olarak da ön plana çıkarmıştır (Yermack, 2013).

Kripto paraların tanımı yalnızca teknik işleyiş üzerinden yapılamaz; aynı zamanda işlevsel, ekonomik ve hukuki açılardan da ele alınmalıdır. Çünkü kripto paralar, kimi zaman bir ödeme aracı, kimi zaman bir yatırım sözleşmesi ya da bir hizmete erişim hakkı olarak işlev görebilmektedir. Bu çok işlevli yapı, kripto paraları geleneksel anlamda para, menkul kıymet veya emtia gibi sınıfların dışında, yeni bir varlık sınıfı olarak değerlendirmeyi zorunlu kılmaktadır (Catalini & Gans, 2016). Örneğin, Bitcoin daha çok dijital altın olarak değer saklama işlevi görürken; Ethereum, akıllı sözleşmelerin çalışmasını mümkün kılan bir altyapı tokeni olarak kullanılmaktadır. Bu durum, kripto paraların ekonomik sistem içinde çok yönlü bir rol oynadığını ortaya koymaktadır.

Kavramsal çerçevede dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta, kripto paraların teknolojik temelidir. Kripto paralar, işlemleri kronolojik olarak birbirine bağlayan ve her bloğun kriptografik olarak doğrulandığı blokzincir teknolojisi üzerine inşa edilmiştir. Her blok, önceki bloğun hash'ini içerdiği için zincir kırılması ve işlem değiştirme ihtimali oldukça düşüktür. Bu teknoloji sayesinde işlemlerin geri alınamaz ve herkese açık bir şekilde kayıt altına alınması sağlanmıştır. Böylece, güvenin merkezi yapılara değil, algoritmik kurallara ve şeffaf ağ mimarisine dayandığı bir sistem ortaya çıkmıştır (Antonopoulos & Wood, 2018).

Literatürde kripto paraların sınıflandırılmasına dair birçok yaklaşım geliştirilmiş olsa da genel uzlaşma kripto paraların bir bütün olarak değerlendirilemeyeceği yönündedir. Özellikle son yıllarda borsa temelli sınıflandırmalar, yatırımcıların ve düzenleyicilerin karar alma süreçlerinde önemli bir araç hâline gelmiştir. Örneğin Kraken borsası, Token'leri beş temel kategoriye ayırmaktadır: ödeme, finansal hizmet, altyapı, fayda sağlayıcı ve medya Token'leri. Bu sınıflandırma, kripto paraların yalnızca teknik değil, aynı zamanda fonksiyonel özellikleri bakımından da farklılaştığını göstermektedir. Böyle bir ayırım, kripto paraların kavramsal yapısının

yekpare bir tanım ile sınırlandırılmayacağını ve her bir varlık türünün farklı ekonomik ilişki biçimlerini temsil ettiğini ortaya koymaktadır (Kraken, 2021).

Sonuç olarak, kripto para kavramı yalnızca dijital bir ödeme aracı olmanın ötesinde, finansal piyasalar, teknolojik sistemler ve hukukî düzenlemeler arasındaki etkileşimi temsil eden çok katmanlı bir olgu hâline gelmiştir. Bu nedenle, kripto paraların tanımına yönelik her yaklaşım, yalnızca teknik altyapıyı değil, aynı zamanda kullanım amacını, ekonomik değerini ve sistem içindeki rolünü de hesaba katmak durumundadır. Bu çok yönlü yapı, kripto paraların hem teorik olarak hem de uygulamada açık ve kapsamlı bir biçimde ele alınmasını zorunlu kılmaktadır.

Kripto paraların kavramsal ve işlevsel yapısına dair bu çerçeve, söz konusu varlıkların günümüzdeki konumunun daha iyi anlaşılabilmesi için tarihsel gelişim süreçleriyle birlikte ele alınmasını zaruri kılmaktadır; bu bağlamda, bir sonraki bölümde kripto para piyasalarının ortaya çıkışından bugüne kadar geçirdiği evrim, dönüm noktaları ve kırılma anları çerçevesinde incelenmiştir.

## **1.2. KRİPTO PARALARIN TARİHSEL GELİŞİMİ**

Kripto paraların tarihsel gelişimi, yalnızca teknolojik bir dönüşümün değil, aynı zamanda finansal sistemin, merkeziyetsiz yapılar aracılığıyla yeniden kurgulanma sürecinin bir yansımasıdır. Bu süreç hem teknolojik ilerlemeler hem de ekonomik krizler bağlamında şekillenmiş; her bir aşama, kripto paraların algılanış biçiminde ve kullanım alanlarında köklü değişimlere neden olmuştur. Kripto paraların tarihçesi, esasen dijital para düşüncesinin 1980'lere dayanan teorik temelleriyle başlamaktadır. David Chaum tarafından geliştirilen e-cash sistemi, kullanıcıların kimliklerini gizleyerek elektronik ödeme yapabilmesini sağlayan ilk dijital para modeli olarak kabul edilmiştir (Chaum, 1983). Ancak bu sistem merkezi bir otoriteye dayanması bakımından, daha sonra geliştirilen blockchain tabanlı sistemlerden ayrılmaktadır.

Modern anlamda kripto paraların başlangıcı ise 2008 yılında yazarının Satoshi Nakamoto takma adıyla yayımlanan Bitcoin teknik dokümanına dayanmaktadır. Bu belge, güvene dayalı geleneksel ödeme sistemlerinin zayıflıklarını ortadan kaldırmayı amaçlayan, dağıtık yapı ve merkeziyetsiz bir ödeme altyapısını tanımlamıştır (Nakamoto, 2008). Bitcoin, 2009 yılında ilk bloğun kazılmasıyla birlikte hayata geçirilmiş; sistemdeki ilk işlemler, blok ödülleri ve bireysel

madencilik faaliyetleri üzerinden gerçekleştirilmiştir. İlk işlem örneği olarak kabul edilen 2010 tarihli “Bitcoin Pizza Day”de 10.000 BTC karşılığında iki pizza sipariş edilmesi, dijital varlığın ekonomik bir değere dönüşümünün sembolik başlangıcı olarak kayda geçmiştir (Frisby, 2014).

Bitcoin’in ortaya çıkışı, özellikle 2008 Küresel Finansal Kriz’inin ardından geleneksel bankacılık sistemine duyulan güvenin azalması ile eşzamanlı olarak yaygınlaşmaya başlamıştır. Merkeziyetsiz, sansüre dirençli ve sınırlar ötesi işlem yapılmasına olanak tanıyan yapısı, Bitcoin’in alternatif bir finansal araç olarak benimsenmesini kolaylaştırmıştır. Ancak sistemin sınırlı işlem kapasitesi ve akıllı sözleşme desteğinden yoksun olması, farklı ihtiyaçlara hitap edecek yeni kripto para projelerinin geliştirilmesine zemin hazırlamıştır. Bu doğrultuda, 2015 yılında Vitalik Buterin öncülüğünde geliştirilen Ethereum ağı, blockchain üzerine programlanabilir akıllı sözleşmeleri entegre ederek, kripto para teknolojisinde ikinci büyük devrimi gerçekleştirmiştir (Buterin, 2014). Ethereum’un getirdiği bu yenilik, merkeziyetsiz uygulamaların ve merkeziyetsiz finans protokollerinin gelişmesine imkân sağlamıştır.

2017 yılı, kripto para tarihinin bir diğer dönüm noktası olarak değerlendirilmektedir. Bu dönemde, ilk token arzları üzerinden yüzlerce yeni token piyasaya sürülmüş, yatırımcı ilgisi spekülatif bir şekilde artmış ve 1 Bitcoin’in fiyatı Aralık 2017 itibarıyla 20.000 dolar sınırına ulaşmıştır. Ancak bu süreç, regülasyon eksiklikleri ve dolandırıcılık vakaları nedeniyle büyük bir balon etkisi yaratmış; 2018 yılında piyasalar ciddi bir düzeltme sürecine girmiştir (Corbet vd, 2018). Bu gelişmeler, düzenleyici kurumların kripto paralar üzerindeki denetim ihtiyacını gündeme getirmiş ve ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu başta olmak üzere pek çok kurum, kripto varlıkların menkul kıymet niteliği taşıyıp taşımadığını tartışmaya açmıştır.

2020 sonrası dönem ise DeFi uygulamaları, sabit coin’ler ve NFT piyasalarının hızla büyümesiyle karakterize edilmiştir. Özellikle 2020 yılında Compound, Uniswap ve Aave gibi platformların yükselişi, geleneksel finansal hizmetlerin merkeziyetsizleştirilmesini hızlandırmıştır (Schär, 2021). Aynı zamanda USDT ve USDC gibi sabit coin’lerin toplam piyasa değeri, piyasa istikrarı açısından sistemik önem taşıyan bir unsur hâline gelmiştir. Ancak 2022 yılında yaşanan Terra-Luna çöküşü ve ardından gelen FTX borsasının iflası, sektörün halen yapısal kırılganlıklar taşıdığını göstermiştir. Bu olaylar, piyasa katılımcılarının karşı taraf riski, likidite yönetimi ve

denetim eksiklikleri gibi konularda ciddi açıklarla karşı karşıya olduğunu bir kez daha ortaya koymuştur (Auer vd, 2022).

Bu süreçte her yeni faz, kripto paraların kullanım alanlarını genişletmiş ve kavramsal sınırlarını yeniden tanımlamıştır. Dolayısıyla kripto para piyasalarının bugünkü yapısını anlamak, yalnızca teknik gelişmeleri değil, aynı zamanda bu gelişmelerin tarihsel bağlamda ne tür sistemik dönüşümlere neden olduğunu kavramayı da gerektirmektedir.

Kripto paraların tarihsel gelişim süreci, yalnızca teknik ilerlemelerin değil, aynı zamanda işlevsel farklılaşmaların da belirleyicisi olmuştur; bu nedenle, bir sonraki bölümde kripto paraların türleri ile işlevsel sınıflandırmaları detaylı biçimde ele alınmıştır.

### **1.3. KRİPTO PARA TÜRLERİ VE İŞLEVSEL SINIFLANDIRMALAR**

Kripto para piyasalarının evrimi, yalnızca teknik mimari ve tarihsel kırılmalarla değil, aynı zamanda bu dijital varlıkların işlevsel rollerine göre çeşitlenmesiyle de şekillenmiştir. İlk kripto para olan Bitcoin, temel olarak bir değer saklama aracı ve eşler arası ödeme sistemi olarak tasarlanmış olsa da zamanla ortaya çıkan farklı projeler, blockchain teknolojisinin sunduğu imkanları çok çeşitli amaçlar için kullanmaya başlamıştır. Bu gelişme, kripto paraların tekil bir varlık sınıfı olarak ele alınmasını güçleştirmiş ve onları fonksiyonel temelde ayrıştırmayı gerekli kılmıştır (Gans & Halaburda, 2015). Günümüzde kripto paralar yalnızca yatırım araçları değil, aynı zamanda finansal hizmetlerin temeli, dijital platformların işleyiş aracı ya da sanal içeriğin değişim değeri olarak işlev görmektedir.

Bu bağlamda, akademik literatürde ve uygulamada çeşitli sınıflandırma sistemleri geliştirilmiştir. Bunlar arasında özellikle Kraken gibi büyük borsalar tarafından önerilen işlevsel sınıflandırmalar, yatırımcı davranışlarını yönlendirme ve piyasa analizlerinde ayrıştırıcı bir çerçeve sunma açısından dikkate değerdir. Kraken tarafından yapılan sınıflandırma, token'ları beş ana kategoriye ayırmaktadır: ödeme token'ları, finansal token'lar, altyapı token'ları, servis token'ları ve medya token'ları (Kraken, 2021).

**Ödeme Token'leri:** adından da anlaşılacağı üzere, temel olarak dijital değer transferi amacıyla tasarlanmış varlıklardır. Bitcoin (BTC), Litecoin (LTC) ve Bitcoin Cash (BCH) gibi token'lar bu gruba örnek teşkil etmektedir. Bu varlıklar genellikle sabit arz yapısına sahiptir ve

klasik itibari para birimlerine alternatif olma iddiası taşımaktadır. Nakamoto'nun (2008) ortaya koyduğu tasarımda Bitcoin'in ödeme aracı işlevi temel alınmış olup, ödeme Token'leri bu paradigmanın doğrudan uzantısıdır. Bu gruptaki token'lar, blockchain ağları üzerinden düşük maliyetli ve sansüre dirençli işlemler sunmalarıyla ön plana çıkmaktadır.

**Finansal token'leri:** genellikle bir yatırım sözleşmesini veya menkul kıymet benzeri hakkı temsil eden dijital varlıklardır. Bu token'lar, belirli bir projeye ortaklık hakkı, temettü ödemesi ya da gelir paylaşımı gibi finansal çıkarlar sağlamaktadır. Özellikle 2017–2018 döneminde yaygınlaşan ilk token arzı uygulamalarıyla birlikte piyasaya sürülen birçok token bu gruba girmektedir. Finansal token'lar, SEC gibi düzenleyici kurumlar tarafından menkul kıymet olarak değerlendirilmekte olup, bunlara ilişkin yasal çerçeveler giderek daha fazla netlik kazanmaktadır (Zetzsche, Buckley & Arner, 2018).

**Altyapı token'leri:** çoğunlukla bir blockchain ağının çalışmasını sağlamak, işlem ücretlerini ödemek ya da ağ güvenliğini desteklemek amacıyla kullanılan token'lardır. Ethereum (ETH), Polkadot (DOT) ve Solana (SOL) gibi token'lar bu gruba dahildir. Bu varlıklar, ilgili ağ üzerinde merkeziyetsiz uygulamaların geliştirilmesini mümkün kılan yapısal destek sunmakta ve ağın ekonomik teşvik mekanizmasını oluşturmaktadır. Altyapı Token'leri, ağ performansı ve geliştirme kapasitesiyle doğrudan ilişkili olduğundan, daha çok teknoloji temelli projelerin içsel ekonomisini yansıtmaktadır (Antonopoulos & Wood, 2018).

**Fayda sağlayıcı token'ler:** belirli bir dijital hizmete erişim, veri kullanımı, bulut depolama ya da işlem gerçekleştirme gibi işlevler için kullanılan token'lardır. Bu tür varlıklar, genellikle özel bir ekosistem içinde kullanılır ve ağ katılımcıları arasında hizmet değişimi sağlar. Örneğin Filecoin (FIL) ve Siacoin (SC) gibi projeler, merkeziyetsiz veri depolama hizmetleri sunmakta ve servis Token'leri aracılığıyla kullanıcılar bu hizmetlere erişebilmektedir. Bu yapı, Token'lerin bir dijital “kullanım hakkı” biçiminde değerlendirilmesine olanak tanımaktadır (Howell, Niessner & Yermack, 2020).

**Medya token'leri:** içerik üretimi, paylaşımı ve ödüllendirme sistemleri üzerinde odaklanan projelerde kullanılmaktadır. Bu token'lar, sosyal medya, oyun ya da video içerik platformlarında içerik üreticilerine ekonomik teşvik sağlamak amacıyla dağıtılmakta ve genellikle kullanıcı etkileşimine dayalı bir ekonomi yaratmaktadır. Örneğin Audius (AUDIO) veya Theta

(THETA) gibi projeler, medya Token'lerinin yaratıcı endüstrilerde nasıl kullanılabileceğine dair örnekler sunmaktadır.

Sınıflandırmalar yalnızca teorik bir ayrım oluşturmakla kalmamakta, aynı zamanda piyasa tepkilerinin analizinde de önemli bir referans çerçevesi sağlamaktadır. Zira ödeme Token'leri ile altyapı Token'lerinin bir petrol fiyatı şokuna ya da bir Borsa Endeksindeki dalgalanmaya aynı düzeyde tepki vermemesi beklenmektedir. Bu bağlamda işlevsel sınıflandırma, portföy çeşitlendirmesi, risk yönetimi ve şok analizleri gibi alanlarda ampirik test edilebilir, faydacı bir temel sunmaktadır (Corbet, Lucey & Yarovaya, 2019).

Bu çalışma kapsamında da benimsenen Kraken sınıflandırması, kripto para piyasalarının karmaşık yapısını anlamlandırmak adına bütüncül ve uygulamaya dönük bir çerçeve oluşturmaktadır.

Kripto paraların işlevsel sınıflandırması, bu varlıkların kullanım alanlarını ve ekonomik rollerini ayrıştırmada temel bir araç sunarken, bu sınıfların piyasa içindeki dinamiklerini daha derinlemesine anlamak için tarihsel kırılma anlarının ve dönüm noktalarının ayrı bir analiz çerçevesinde ele alınması gerekmektedir. Bu doğrultuda, bir sonraki bölümde kripto para piyasalarının gelişimini belirleyen başlıca tarihsel şoklar ve yapısal dönüşümler incelenmiştir.

#### **1.4. KRİPTO PARA PİYASALARININ TARİHSEL KIRILMA NOKTALARI**

Kripto para piyasalarının bugünkü karmaşık ve çok boyutlu yapısı, zamana yayılan birtakım yapısal kırılmaların ve dışsal şokların birikimli etkisiyle oluşmuştur. Her ne kadar Bitcoin'in 2009 yılında hayata geçirilmesi bu piyasanın başlangıç noktası olarak kabul edilse de kripto para piyasalarının kitlelerce benimsenmesini, düzenleyici tartışmaların ortaya çıkmasını ve yatırımcı davranışlarının şekillenmesini sağlayan süreçler, belirli dönüm noktaları etrafında gelişmiştir. Bu bağlamda, piyasayı derinden etkileyen bazı olaylar, sadece fiyat düzeyinde ani dalgalanmalara değil, aynı zamanda piyasanın yapısal bileşenlerinde de kalıcı dönüşümlere yol açmıştır (Corbet, Lucey & Yarovaya, 2018).

İlk önemli kırılma, 2011–2014 yılları arasında faaliyet gösteren Mt. Gox borsasının çöküşüdür. Japonya merkezli bu borsa, o dönemde dünya üzerindeki Bitcoin işlemlerinin yaklaşık %70'ini gerçekleştirmekteydi. 2014 yılında sistematik güvenlik açıkları nedeniyle 850.000 BTC'nin kaybolması, yatırımcı güvenini büyük ölçüde sarsmış ve merkezi borsaların yapısal

zafiyetlerini ortaya çıkarmıştır (Moore & Christin, 2013). Bu olay, sektörde güvenlik önlemlerinin artırılmasını gündeme getirmiş ve kullanıcıların "kendi cüzdanına sahip ol" mottosunu benimsemelerine neden olmuştur.

İkinci büyük kırılma, 2017 yılında yaşanan ilk token arzı balonu ve sonrasındaki çöküştür. Ethereum platformunun akıllı sözleşme altyapısı sayesinde binlerce token çok kısa sürede halka arz edilmiş ve büyük bir yatırımcı ilgisi oluşmuştur. Ancak çoğu proje teknik alt yapıdan yoksun olduğu için ya başarısız olmuş ya da dolandırıcılık faaliyetlerine sahne olmuştur. Bu süreçte bazı token'lar kısa sürede %1000'in üzerinde getiri sağlarken, birçoğu %90'dan fazla değer kaybetmiştir. 2018 yılı itibarıyla piyasa sert bir düzeltme sürecine girmiştir. Bu çöküş yalnızca bireysel yatırımcılar açısından değil, düzenleyici kurumlar açısından da bir uyarı niteliği taşımış ve kripto varlıkların menkul kıymet mi yoksa farklı bir finansal varlık mı olduğu yönündeki tartışmaları yoğunlaştırmıştır (Zetzsche, Buckley & Arner, 2018).

Üçüncü ve bir diğer önemli kırılma noktası, 2020 yılında DeFi (Decentralized Finance) uygulamalarının hızla yaygınlaşmasıdır. Compound, Aave ve Uniswap gibi platformların ortaya çıkışıyla birlikte, geleneksel finansal hizmetlerin (kredi, likidite sağlama, borçlanma, türev işlemleri) merkeziyetsiz biçimde yürütülmesi mümkün hâle gelmiştir.

2022 yılı ise piyasa tarihinde belki de en sarsıcı olaylardan biri olan Terra-Luna krizine sahne olmuştur. Terra ekosistemine bağlı UST adlı algoritmik sabit coin'in 1:1 oranında dolara sabitlenme mekanizması çökmüş ve bu durum ekosistemin çökmesine neden olmuştur. UST'nin değeri birkaç gün içinde sıfıra yaklaşırken, birlikte çalışan LUNA token'ı da benzer şekilde yok olmuştur. Bu kriz, sadece yatırımcıların trilyonlarca dolarlık zarara uğramasına neden olmamış, aynı zamanda sabit coin tasarımlarının sürdürülebilirliği üzerine temel tartışmaları tetiklemiştir (Auer et al., 2022). Terra-Luna krizinin ardından, algoritmik sabit coin'lere yönelik küresel regülasyon talepleri artmış ve sabit coin ihracının daha sıkı denetlenmesi yönünde politikalar geliştirilmeye başlanmıştır.

Hemen akabinde, yine 2022 yılının son çeyreğinde FTX borsasının iflası, merkezi borsalara duyulan güveni bir kez daha sarsmıştır. FTX, sektörün en büyük ikinci borsası olmasına rağmen, şeffaf olmayan bilançosu, iç denetim eksikliği ve müşteri fonlarının suiistimali gibi nedenlerle iflas etmiş; CEO Sam Bankman-Fried hakkında yargı süreci başlatılmıştır. Bu çöküş,

özellikle “kurumsal yatırımcılar” açısından piyasanın hâlâ ciddi ölçüde regülasyon dışı olduğunu ortaya koymuştur (Tasca, Hayes & Liu, 2023). Bu kriz aynı zamanda, merkeziyetsizliğin yalnızca teknolojik değil, yönetişimsel düzeyde de bir ilke olarak tesis edilmesinin önemine dikkat çekmiştir.

Tüm bu olaylar birlikte değerlendirildiğinde, kripto para piyasalarının yalnızca finansal spekülasyona açık değil, aynı zamanda yapısal şoklara son derece duyarlı, kırılgan bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Her bir kırılma noktası, piyasada yeni denetim mekanizmalarının ve kurumsal yapıların gelişmesine neden olmuş; işlevsel ayrımların daha fazla belirginleşmesini sağlamıştır. Bu bağlamda, tarihsel kırılmaların sistematik biçimde analizi, yalnızca geçmişini anlamak açısından değil, aynı zamanda gelecekteki olası piyasa davranışlarını öngörebilmek adına da kritik önemdedir.

Kripto para piyasalarının tarihsel kırılma noktaları, yalnızca teknolojiyi ve yatırımcı davranışlarını dönüştürmekle kalmamış, aynı zamanda bu varlıkların ekonomik sistem içerisindeki yeri ile düzenleyici otoritelerin yaklaşım biçimlerini de derinden etkilemiştir. Bu çerçevede, bir sonraki bölümde kripto paraların ekonomik işlevleri ve küresel regülasyon perspektifleri ayrıntılı biçimde ele alınmıştır.

## **1.5. KRİPTO PARALARIN EKONOMİK VE REGÜLASYONEL KONUMLANIŞI**

Kripto paraların küresel ölçekte artan yaygınlığı, bu dijital varlıkların yalnızca alternatif bir teknoloji ürünü değil, aynı zamanda finansal sistem içinde yeniden tanımlanması gereken ekonomik aktörler hâline gelmesini beraberinde getirmiştir. Başlangıçta geleneksel para birimlerine karşı geliştirilen bir alternatif olarak ortaya çıkan bu varlıklar, günümüzde ödeme sistemlerinden sermaye piyasalarına, merkeziyetsiz finansal uygulamalardan uluslararası fon transferlerine kadar çok geniş bir işlevsel alanı kapsar hâle gelmiştir. Dolayısıyla kripto paraların ekonomik sistemdeki konumu, parasal aktarım mekanizmaları, finansal istikrar, sermaye akımları ve mali politika üzerinde oluşturduğu etkiler bakımından yeniden değerlendirilmesi gereken çok boyutlu bir olgudur (Yermack, 2013).

Ekonomik açıdan bakıldığında, kripto paralar temel olarak üç işlev üstlenmektedir: değer saklama aracı, değişim aracı ve hesap birimi. Ancak bu işlevlerin her biri, piyasa olgunluğu, fiyat

istikrarı, likidite seviyesi ve düzenleyici netlik gibi unsurlara bağılı olarak farklı düzeyde karşılanmaktadır. Örneğin Bitcoin, volatilité düzeyinin yüksekliğine rağmen özellikle hiperenflasyon yaşıyan ülkelerde dijital değér saklama aracı olarak kullanılmaktadır (Dyhrberg, 2016). Benzer şekilde, sabit coin'ler aracılığıyla değışim aracı işlevi daha etkin şekilde sağlanmakta; USDT, USDC gibi varlıklar dolar karşılığı işlem gören dijital temsilciler olarak uluslararası işlemlerde kullanım alanı bulmaktadır (Bullmann, Klemm & Pinna, 2019). Bununla birlikte, kripto paraların hâlen istikrarlı bir hesap birimi olarak işlev görmesi mümkün olamamış, bu durum hem muhasebeleştirme hem de vergi yükümlölükleri açısından çeşitli tartışmaları beraberinde getirmiştir.

Kripto paraların ekonomik işlevlerinin artması, düzenleyici kurumların bu varlıklar üzerindeki denetim ihtiyacını da güçlendirmiştir. Ancak söz konusu varlıkların sınır ötesi, merkeziyetsiz ve teknik olarak karmaşık doğası, mevcut regölasyon çerçevelerinin yetersizliğini gözler önüne sermektedir. Kripto paraların regölasyonel konumlanması, ülkeden ülkeye büyük ölçüde farklılık göstermekte; bazı ülkeler bu varlıkları yasaklarken, bazıları yasal statü tanımakta veya sermaye piyasası mevzuatına entegre etmeye çalışmaktadır (Zohar, 2015).

ABD'de, kripto paraların yasal statüsü, farklı kurumlar arasında bölünmüştür. Menkul kıymet niteliğı taşıyan token'lar SEC'in, emtia özelliğı taşıyanlar ise CFTC'nin yetki alanına girmektedir. Bu parçalı yapı hem yatırımcı hem de geliştirici tarafında ciddi bir belirsizlik ortamı yaratmaktadır. SEC'in açtığı Ripple/XRP gibi bazı davalar yol gösterici nitelik taşısa da halen bütüncül bir kripto para yasası ABD'de yürürlüğe girmemiştir (Arner, Barberis & Buckley, 2017).

İsviçre, kripto varlıkların hukuki niteliğini belirlemeye yönelik erken ve sistematik bir sınıflandırma geliştiren öncü ülkelerden biri olmuştur. İsviçre Finansal Piyasalar Denetim Kurumu (FINMA), 2018 yılında yayımladığı resmi kılavuzda kripto varlıkları üç temel kategoriye ayırmaktadır: ödeme Token'leri, kullanım Token'leri ve varlık Token'leri (FINMA, 2018). Bu sınıflandırmada ödeme Token'leri, para işlevi gören kripto varlıkları ifade ederken; kullanım Token'leri, belirli bir dijital uygulama veya hizmete erişim sağlamak amacıyla tasarlanan varlıklardır. Varlık Token'leri ise menkul kıymet niteliğı taşıyan, yani alacak hakkı, ortaklık veya yatırım getirisi beklentisi içeren token türlerini kapsamaktadır. FINMA'nın bu ayrımı, hem projelerin hukuki statüsünün belirlenmesini kolaylaştırmakta hem de hangi düzenleyici çerçeveye

tabi olacaklarının netleştirilmesini sağlamaktadır. Bu yaklaşım, özellikle ilk token arzı projelerinin nitelendirilmesinde ve lisanslama süreçlerinde önemli bir referans çerçevesi oluşturmuş, İsviçre'yi kripto girişimler için cazip bir merkez hâline getirmiştir (FINMA, 2018).

AB ise daha bütüncül bir yaklaşımla, 2023 yılında kabul edilen MiCA düzenlemesi aracılığıyla kripto varlıklar için çerçeve niteliğinde bir yasa hazırlamıştır. MiCA, kripto varlık hizmet sağlayıcılarının lisanslanması, sabit coin ihracının sınırlandırılması ve yatırımcı koruması gibi başlıklarda ayrıntılı düzenlemeler getirmektedir. Bu düzenleme, AB sınırları içinde faaliyet gösteren borsalar ve cüzdan sağlayıcıları açısından denetimsel yükümlülükleri artırmakta, ancak aynı zamanda yasal belirlilik sağlaması bakımından yatırımcı ve düzenleyiciler tarafından olumlu karşılanmaktadır (European Commission, 2023).

Japonya, kripto varlık regülasyonunu en erken benimseyen ülkelerden biri olarak ön plana çıkmaktadır. 2017 yılında yürürlüğe giren Ödeme Hizmetleri Yasası (FSA), kripto paraları yasal ödeme aracı olarak tanımamış olsa da borsaların mali denetim, müşteri varlık koruması ve lisanslama koşullarına tabi olmasını zorunlu kılmıştır. FSA tarafından denetlenen bu yapı sayesinde Japonya'da faaliyet gösteren borsalar sıkı mali şeffaflık kurallarına uymak zorundadır (FSA, 2021).

Birleşik Krallık ise kripto paraları doğrudan yasaklamamakta, ancak yüksek riskli yatırım araçları olarak sınıflandırmakta ve finansal hizmet düzenleme otoritesi (FCA) aracılığıyla tüketici bilgilendirme yükümlülüklerini artırmaktadır. Kripto türev ürünleri perakende yatırımcılara yasaklanmış olup, hizmet sağlayıcılar kayıt altına alınmakta ve kara para aklamayla mücadele kapsamında ek raporlama zorunluluklarına tabi tutulmaktadır (FCA, 2022).

Sonuç olarak kripto paraların ekonomik ve regülasyonel konumlanması hem bu varlıkların artan fonksiyonelliğini hem de sistemik risk potansiyelini birlikte değerlendiren kapsamlı bir yaklaşıma ihtiyaç duymaktadır. Ekonomik sistem açısından dijital varlıkların getirdiği fırsatlar kadar, yaratabileceği riskler de dikkate alınmalı; düzenleyici çerçeveler hem piyasa yenilikçiliğini destekleyecek hem de yatırımcıları koruyacak şekilde yeniden yapılandırılmalıdır. Bu bağlamda, ekonomik işlemlerde şeffaflık, likidite ve istikrar sağlayan, aynı zamanda riskleri azaltan çok katmanlı bir denetim mekanizması zorunluluk hâline gelmiştir.

## İKİNCİ BÖLÜM

### LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde, kripto paraların finansal piyasalardaki konumunu ve diğer varlık sınıflarıyla olan etkileşimini inceleyen güncel ampirik çalışmalar sistematik bir yaklaşımla ele alınmaktadır. Literatürde kripto paraların geleneksel güvenli liman varlıkları ile ilişkisi, makroekonomik şoklara verdiği tepkiler ve yatırımcı davranışları üzerindeki etkileri çeşitli yöntemlerle analiz edilmiştir. Bu çerçevede, mevcut bölüm dört alt başlık altında yapılandırılmıştır. İlk olarak, kripto para piyasası hakkında literatürde yer almış en önemli çalışmalar yer almıştır. İkinci olarak, kripto paraların özellikle belirsizlik dönemlerinde altın gibi güvenli liman varlıklarıyla olan ilişkisi tartışılmıştır. Ardından, enerji piyasalarının temel belirleyicisi olan petrol fiyatları ile kripto para getirileri arasındaki nedensellik ve yayılma etkilerine odaklanan çalışmalar incelenmiştir. Dördüncü olarak, kripto paraların hisse senedi piyasaları ile olan eşanlılık ve karşılıklı etkileşim düzeyleri değerlendirilecektir. Son olarak, kripto paraların haber başlıkları, medya temsilleri ve davranışsal göstergeler aracılığıyla nasıl fiyatlandığını ele alan ampirik bulgular sunulmuştur. Bu bütüncül yaklaşım, kripto para piyasalarının yalnızca teknik bir fenomen değil, aynı zamanda çok boyutlu bir finansal varlık sınıfı olarak değerlendirildiğini ortaya koymaktadır.

#### 2.1. KRIPTO PARA LİTERATÜRÜ

Song vd. (2019), çalışmalarında kripto para piyasasının yapısal özelliklerini Bitcoin ve Ethereum'un etkilerinden arındırılmış bir filtreleme yöntemiyle analiz etmektedir. Binance borsasından elde edilen saatlik fiyat verileriyle oluşturulan veri seti, Aralık 2017 ile Mart 2018 arasını kapsamaktadır ve 76 kripto para birimini içermektedir. Çalışmada, düzenleyici müdahaleler öncesi ve sonrası döneme ait yapısal kırılma, Chow testi ile belirlenmiş ve piyasa üç döneme ayrılmıştır: toplam, düzenleme öncesi ve sonrası. Metodoloji olarak, önce Bitcoin ve Ethereum'un diğer kripto paralara olan doğrusal etkileri sıradan en küçük kareler yöntemiyle filtrelenmiş, ardından Pearson korelasyon katsayısına dayalı aglomeratif hiyerarşik kümeleme ve minimum spanning tree (MST) analizleri uygulanmıştır. Bitcoin ve Ethereum'un piyasa liderliğini teyit ederken, düzenleme öncesi dönemde yüksek korelasyon nedeniyle belirgin olmayan yapısal ayrışmanın, filtreleme sonrası dönemde altı homojen alt küme şeklinde ortaya çıktığı görülmüştür.

Düzenleyici duyuruların ardından piyasa yapısında kayda değer dönüşümler yaşandığı gözlemlenmiştir.

Katsiampa (2019) çalışmasında, 7 Ağustos 2015 ile 10 Şubat 2018 tarihleri arasındaki döneme ait veriler kullanılarak kripto para piyasalarındaki volatilité dinamikleri incelenmektedir. Bitcoin, Ether, Ripple, Litecoin ve Stellar Lumen gibi beş büyük kripto paranın günlük getirileri üzerinden yürütölen analizde, Asimetrik Diagonal BEKK modeli uygulanmaktadır. Çalışmada yer alan kripto paraların fiyat getirilerinin durağan olduđu ve ARCH etkileri sergilediđi belirlenmiştir. Model tahminleri, geçmiş hata terimlerinin kareleri ile önceki koşullu varyansların mevcut volatilité üzerinde anlamlı etkiler yarattığını göstermektedir. Ayrıca Bitcoin, Ether, Ripple ve Litecoin için negatif şokların, pozitif şoklara kıyasla daha güçlü volatilité tepkileri oluşturduđu tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, yalnızca her bir kripto paranın bireysel volatilitesini deđil, aynı zamanda bu varlıklar arasındaki koşullu kovaryansların ve korelasyonların zamanla deđiştiiğini ve haber etkilerine duyarlı olduđunu ortaya koymaktadır. Bitcoin ve Litecoin'in koşullu varyanslarında yapısal kırılmalar tespit edilmiştir; bu kırılmalar Bitcoin'in Segwit2x önerisine dair madenci sinyallerleri ve Litecoin'in Segregated Witness aktivasyon süreci ile ilişkilendirilmiştir. Çalışma, kripto para piyasaları içindeki etkileşimlerin ve birlikte hareket eden volatilité yapılarının anlaşılmasına katkı sağlamaktadır ve bu yönüyle yatırımcılar ve portföy yöneticileri için önemli risk yönetimi çıkarımları sunmaktadır.

Zieba vd. (2019) çalışmasında, 2015–2019 dönemini kapsayacak şekilde kripto para piyasasında şokların bulaşma dinamikleri incelenmekte ve özellikle Bitcoin'in piyasa üzerindeki görece etkisi analiz edilmektedir. Çalışmada, 78 kripto paranın günlük log-getirileri üzerinden Minimum Spanning Tree (MST) yöntemiyle piyasadaki hiyerarşik yapılar ortaya konulmakta, ardından VAR modeli aracılığıyla şokların yönü ve büyüklüğü deđerlendirilerek nedensellik ilişkileri test edilmektedir. İki alt döneme ayrılan analizde, ilk dönemde Bitcoin'in merkezi rolü vurgulanırken, ikinci dönemde bu etkinin zayıfladıđı ve Dogecoin ile Litecoin gibi görece küçük kripto paraların fiyat şoklarının daha yaygın etki yarattıđı tespit edilmektedir. Araştırma bulguları, kripto para piyasasının belirli kümelenmeler etrafında organize olduđunu ve bu yapıların zaman içinde korunduđunu ortaya koyarak, Bitcoin'in mutlak baskınlığının sorgulanabilir olduđunu göstermektedir.

Sabalionis vd. (2021) çalışmalarında, Bitcoin ve Ethereum fiyat hareketlerini etkileyen temel faktörlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışmada, Google aramaları ve tweet sayısı gibi yatırımcı davranışlarını yansıtan çevrimiçi faaliyetler ile ağın büyüklüğünü temsil eden aktif adres sayısı arasındaki ilişkiyi analiz etmek üzere VAR-GARCH-BEKK modeli uygulanmıştır. Metcalfe Yasası'na dayalı olarak, bir ağın değeri kullanıcı sayısının karesiyle orantılı olarak artmaktadır; bu bağlamda, aktif adres sayısı, Bitcoin ve Ethereum'un uzun vadeli temel değerini belirlemede kullanılırken, Google aramaları ve tweet sayısı ise yatırımcı duyarlılığının kısa ve orta vadeli etkileri ölçülmüştür. Temmuz 2017 ile Şubat 2018 arasındaki günlük veriler kullanılarak yapılan ampirik analiz, her iki kripto para birimi için fiyatların kısa vadede duygusal davranışlardan etkilendiği, ancak uzun vadede Metcalfe Yasası'na göre denge fiyatına yöneldiği tespit edilmiştir. Bulgular, aktif adres sayısının her iki piyasada da en güçlü açıklayıcı değişken olduğunu, buna karşılık Google aramaları ve tweet'lerin daha zayıf ve kısa vadeli etkiler oluşturduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, kripto para piyasalarında yatırımcı psikolojisinin ve ağ etkilerinin fiyat dinamikleri üzerindeki kritik rolünü vurgulamaktadır.

Al-shaboul vd. (2022), çalışmalarında 2015-2021 tarihleri arasındaki dönemde Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple ve Tether'e ait haftalık getirileri kullanarak kripto paralar arası dinamik etkileşimleri incelemiştir. Çalışmada, kripto para piyasalarındaki belirsizliklerin etkisini değerlendirmek amacıyla, politika kaynaklı kripto para belirsizliği ve fiyat kaynaklı Kripto Para Belirsizliği Endekslerinden yararlanılmıştır. Araştırmada uç değerlerin davranışlarını da dikkate alan kantil vektör otoregresyon modeli (QVAR) tercih edilmiştir. Model, kripto paraların getirilerini bağımlı değişken olarak ele alırken, gecikmeli getiriler ve belirsizlik göstergeleri bağımsız değişkenler olarak yapılandırılmıştır. Bitcoin'in COVID-19 pandemisi sürecinde baskın rolünü kaybederek bu rolü büyük ölçüde Litecoin'in üstlendiği sonucuna varılmıştır. Ayrıca, her iki Belirsizlik Endeksi'nin de hem toplam hem de net bağlantı düzeyleri üzerinde anlamlı etkileri bulunduğu; bu etkinin piyasa koşullarına göre farklılaştığı ve özellikle kriz döneminde belirsizlik artışının bağlantıyı güçlendirdiği tespit edilmiştir.

Bouri vd. (2022), çalışmalarında, 2018 yılı Ocak ayından 2021 yılı Mayıs ayına kadar olan dönemi kapsayan günlük veriler aracılığıyla altın ile Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Binance Coin, Cardano ve Stellar gibi büyük 7 kripto para arasındaki ilişki dinamiklerini incelenmiştir.

Çalışmada, özellikle COVID-19 Pandemisi'nin neden olduğu ekonomik belirsizliklerin, finansal piyasalar arasındaki etkileşimi asimetrik şekilde etkileyip etkilemediği sorusuna odaklanılmıştır. Bu amaçla, farklı frekanslar ve kuantiller boyunca ortak dalga yapısını ölçebilen kuantil çapraz spektral analiz yöntemi kullanılmıştır. Model kapsamında değişkenler, altın ve her bir kripto paranın getirileri olarak belirlenmiş; analiz hem kısa dönemli hem uzun dönemli ilişki yapılarının incelenmesine olanak tanımıştır. Çalışma, uç değerlerde ilişkinin daha güçlü olduğunu ve bu etkinin frekanslara göre değişiklik gösterdiğini ortaya koymuştur. Ayrıca, kriz dönemlerinde altın ile bazı kripto paralar arasında kısa vadeli negatif ilişki gözlenirken, uzun vadeli pozitif etkileşimlerin daha baskın hale geldiği tespit edilmiştir. Neticede, altın ile kripto paralar arasındaki ilişkinin simetrik olmadığı ve bu durumun yatırımcıların portföy çeşitlendirme stratejileri açısından dikkate alınması gerektiği vurgulanmıştır.

Jana ve Sahu (2023), çalışmalarında kripto paraların Hindistan hisse senedi piyasasında kriz öncesi ve kriz dönemlerinde portföy çeşitlendirme ve riskten korunma aracı olarak işlevselliğini araştırmaktadır. Çalışma, 10 Mart 2015 ile 26 Ağustos 2022 tarihleri arasında günlük kripto para ve hisse senedi fiyat verilerini kullanarak, COVID-19 Pandemi'si ve Rusya-Ukrayna Savaşı gibi küresel krizlerin etkisini değerlendirmektedir. Yöntem olarak dinamik koşullu korelasyon-GARCH (DCC-GARCH) modeli uygulanmakta ve hedge oranı, portföy ağırlığı ile hedge etkinliği hesaplanmaktadır. Bulgular, kriz öncesinde kripto paralar ile hisseler arasında negatif koşullu korelasyon olduğunu ve bu varlıkların hedge özelliği taşıdığını; ancak kriz sırasında korelasyonun pozitifte döndüğünü, dolayısıyla yalnızca çeşitlendirici rol üstlendiklerini göstermektedir. Bununla birlikte, Tether kriz döneminde negatif korelasyonu sayesinde güvenli liman işlevi görmektedir. Ayrıca Bitcoin, Ethereum, Binance Coin ve Ripple kriz döneminde etkili çeşitlendirici olarak tespit edilmiştir. Bu bağlamda, kripto varlıkların piyasa koşullarına bağlı olarak değişen hedge ve çeşitlendirme özellikleri ortaya konmakta, yatırımcılar için portföy stratejileri açısından yönlendirici sonuçlar sunulmuştur.

Chowdhury vd. (2023), çalışmasında NFT'ler, DeFi, kripto paralar ve geleneksel varlıkların etkinlik ve oynaklık yapısını asimetrik çok fraktal analiz yöntemiyle incelemektedir. Kasım 2017 ile Şubat 2022 arasını kapsayan çalışmada, veri seti NFT ve DeFi varlıkları açısından piyasa değeri yüksek olan coinlerden seçilmiş, geleneksel varlıklar ise altın, ham petrol ve S&P500

ile temsil edilmiştir. Yöntem olarak Asimetrik Çok Fraktal Detrendlenmiş Çapraz Korelasyon Analizi (MF-ADCCA) tercih edilmiştir. Bu yöntem, zaman serilerinin yukarı ve aşağı yönlü trendlerdeki fraktal yapısını ayrı ayrı analiz etmeye olanak tanıyarak varlık etkinliğinin asimetrisini ölçmektedir. Bulgulara göre, DeFi varlıkları, COVID-19 dönemi boyunca en etkin varlıklar arasında yer alırken, Tether en düşük etkinliğe sahip kripto para olarak belirlenmiştir. Geleneksel varlıklardan S&P500, pandemi öncesi dönemde yüksek etkinlik gösterirken, pandemi döneminde bu etkinliğini kısmen kaybetmiştir. Ayrıca, NFT ve DeFi varlıklarının boğa piyasalarında küçük olaylara karşı daha hassas olduğu ve geleneksel varlıklara kıyasla daha güçlü doğrusal olmayan çapraz-korelasyon özellikleri sergilediği bulunmuştur. Çalışma, piyasa etkinliğini geleneksel EMH yaklaşımının ötesinde, fraktal piyasa hipotezi çerçevesinde değerlendirerek, yatırımcılar için portföy çeşitlendirmesinde NFT ve DeFi varlıklarının potansiyelini ortaya koymaktadır.

Matic vd. (2023) çalışmasında, 1 Nisan 2019 ile 30 Haziran 2020 tarihleri arasındaki Bitcoin opsiyon piyasası üç farklı piyasa rejimine ayrılarak incelenmektedir. Bu dönemselleştirme, piyasanın yapısal dalgalanmalarını temsil edecek şekilde kurgulanmış ve her bir segmentin hedge stratejilerinin etkinliği üzerindeki etkisi detaylı biçimde analiz edilmiştir. İlk dönem, Nisan-Eylül 2019 tarihleri arasındaki yükseliş rejimi olarak tanımlanmış ve bu dönemde piyasanın genel yönünün yukarı olduğu, volatilitenin yüksek fakat olumlu fiyat hareketlerinin baskın olduğu gözlemlenmiştir. İkinci dönem olan Ekim 2019–Şubat 2020 arası ise görece daha düşük volatilitenin hâkim olduğu, fiyat hareketlerinin daha yatay seyrettiği bir sakin rejim olarak sınıflandırılmıştır. Üçüncü ve son dönem ise Mart-Haziran 2020 arasını kapsayan ve COVID-19 Pandemi’sinin finansal piyasalarda yarattığı yoğun belirsizlik ve sert fiyat hareketlerinin belirgin ve stresli bir dönem olduğu vurgulanmıştır. Bu rejimsel ayırım, hem parametrik SVCJ modeli hem de yarı-parametrik GARCH-KDE yaklaşımı altında hedge performanslarının karşılaştırmalı olarak değerlendirilebilmesine olanak sağlamış, böylece farklı volatilité ortamlarında kullanılan hedge stratejilerinin başarımı somut biçimde ortaya konulmuştur.

Vidal-Tomás (2024) çalışmasında, spor endüstrisinde fan Token’lerinin performansı, balon özellikleri ve dinamikleri incelenmiştir. Socios.com platformu ve onun yerel token’ı Chiliz üzerinden yürütülen bu araştırma, kripto varlıkların spor taraftarlığıyla kesiştiği noktada oluşan

yeni finansal yapıların değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada, 2020–2023 dönemine ait 52 farklı fan token'ı ve Chiliz fiyat verileri kullanılarak ilk gün getirileri ve elde tutma dönemlerine göre düzeltilmiş getiriler hesaplanmakta, balon davranışları PSY yöntemiyle analiz edilmekte ve CCI30 kripto Endeksine kıyasla korelasyon ve wavelet koherens yöntemleriyle zamana bağlı eşbütünleşme ilişkileri incelenmiştir. Bulgulara göre, fan Token'leri kısa vadeli olumlu getiriler sunabilse de uzun vadede ciddi değer kayıplarına yol açmakta ve yatırımcılar için anlamlı finansal kayıplara neden olmaktadır. Özellikle 2021 yılı sonrasında fan token piyasasının bir spekülatif balonla şişip sönmüş olduğu ortaya konulmakta, bu da söz konusu varlıkların geçici bir eğilim olduğunu göstermektedir. Buna karşın, platform tokenı olan Chiliz'in, fan token talebine bağlı olarak görece daha istikrarlı bir performans gösterdiği ve piyasa genelini zaman zaman aşabildiği tespit edilmektedir. Ayrıca hem Pearson-Kendall korelasyonları hem de wavelet koherens analizleri, fan Token'lerinin Chiliz ile daha yüksek düzeyde ilişki sergilediğini, ancak genel kripto piyasasıyla olan etkileşimlerinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Bu kapsamda çalışma, spor taraftarlığını dijitalleştiren kripto varlıkların finansal riskler taşıdığına ve bu alandaki yatırım kararlarının dikkatle değerlendirilmesi gerektiğine dikkat çekmektedir.

Kyriazis vd. (2023) çalışmasında, COVID-19 Pandemi'si süresince yatırımcı duyarlılığının kripto para piyasaları üzerindeki etkisini analiz etmek amacıyla, Twitter tabanlı ekonomik ve piyasa belirsizliği göstergeleri kullanılarak doğrusal olmayan nedensellik ilişkileri incelenmektedir. Çalışmada, Baker vd. (2021) tarafından geliştirilen ve Twitter verileriyle oluşturulan sekiz farklı belirsizlik Endeksi kullanılmıştır. Ekonometrik analizler, 1 Ocak 2020 ile 25 Temmuz 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır ve öncelikle BDS testiyle serilerde doğrusal olmayan yapılar test edildikten sonra, Diks ve Panchenko (2006) doğrusal olmayan Granger nedensellik yöntemi ile ilişki analiz edilmiştir. Ayrıca, Balcılar vd. (2017) tarafından geliştirilen kuantil nedensellik yöntemi ile getirilerdeki ve volatilitedeki nedensel etkiler farklı olasılık yoğunlukları altında değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgulara göre, Bitcoin, Ethereum, Bitcoin Cash ve Litecoin, Twitter kaynaklı ekonomik belirsizlik Endeksleri tarafından ortalamada doğrusal olmayan nedensel etkilerle açıklanabilmektedir. Ethereum ve Bitcoin Cash, aynı zamanda piyasa belirsizliği Endekslerinden de etkilenmektedir. Volatilité açısından ise, tüm sekiz belirsizlik göstergesinin Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Dogecoin, Bitcoin Cash, Litecoin ve Ethereum Classic üzerinde neredeyse tüm kuantillerde anlamlı etkileri olduğu gözlemlenmiştir.

Buna karşın, Cardano, Ripple ve Stellar gibi düşük nominal değerli kripto paralar, özellikle uç kuantillerde, sosyal medya kaynaklı yatırımcı duyarlılığı göstergelerinden anlamlı şekilde etkilenmemektedir. Bu durum, söz konusu varlıkların kriz dönemlerinde portföy çeşitlendirmesi açısından potansiyel güvenli liman olabileceğine işaret etmektedir.

Vidal-Tomás (2023) çalışmasında, Web3 temelli meta-ekonomi kapsamında ekonomik yönetişim ve metaverse ticareti alanlarını incelemektedir. Çalışmada, 196 metaverse tokeni ile bu evrenlerde gerçekleşen tüm NFT işlemleri üzerinden, Ekim 2017 ile Ağustos 2022 tarihleri arasındaki dönem için metaverse ekonomisinin genel durumu değerlendirilmektedir. Literatürdeki mevcut metaverse tanımlarına kısa bir bakış sunulduktan sonra, metaverse içerisindeki iktisadi düzenin, fiyat istikrarı olmayan, yüksek volatilitateye ve olumsuz performansa sahip token'lar aracılığıyla sürdürülemediği öne sürülmektedir. Ekonometrik analizlerde kullanılan BSADF testi ve getiri analizleri, bu Token'lerin para biriminin temel işlevleri olan hesap birimi, değişim aracı ve değer saklama aracı olma vasıflarını yerine getirmediğini göstermektedir. Ayrıca, metaverse içi ticaretin temel dayanağını oluşturan NFT fiyatlarının, kripto para piyasasındaki dalgalanmalardan önemli ölçüde etkilendiği tespit edilmiştir. Bu bulgular, metaverse'in sürdürülebilir bir ekonomik yapıdan ziyade spekülative bir dijital evren olduğunu ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, kullanıcı davranışlarının hâlâ metaverse içerisindeki gerçek ekonomik faaliyetlerden, yani NFT ticaretinden beslendiği sonucuna ulaşılmıştır. Dolayısıyla çalışmada, ekonomik yönetişimin, sanal dünya içindeki ticari etkinlikler tarafından yönlendirildiği belirtilmektedir. Bu kapsamda, meta-ekonominin sürdürülebilir bir yapıya kavuşması için fiat para ve stablecoin'lerin ödeme altyapısında daha uygun alternatifler olabileceği ileri sürülmektedir.

Proelss vd. (2023) çalışmasında, GameFi ekosisteminin temel bileşenleri olan oyun, merkeziyetsiz finans ve değiştirilemez token'lar arasındaki etkileşim detaylı biçimde incelenmektedir. Çalışmada, 2020-2023 dönemine ait günlük veriler kullanılarak GameFi, DeFi, NFT ve P2E alt sektörleri ile Bitcoin, Ethereum ve Ethereum işlem maliyetini temsil eden gas ücretleri arasındaki getirilerin nedensellik yapısı ve spillover etkileri VAR modeli aracılığıyla analiz edilmektedir. Ayrıca Axie Infinity ve Yield Guild Games vakaları üzerinden GameFi'nin ekonomik modeli açıklanmakta, oyunculara sağladığı gelir olanakları, lonca yapıları ve DAO temelli yönetişim sistemleri ele alınmaktadır. Bulgular, GameFi sektörünün Ethereum ağındaki

işlem ücretlerinden ve büyük kripto paraların fiyat dinamiklerinden önemli ölçüde etkilendiğini, NFT ve DeFi gibi diğer sektörlerle karşılıklı getiri taşımalarının bulunduğunu ortaya koymaktadır. Çalışma, GameFi'nin hem kullanıcılar hem geliştiriciler açısından potansiyel fırsatlar sunduğunu, ancak ekonomik modelin uzun vadeli sürdürülebilirliği için tasarım, tokenomik ve topluluk yönetiminin dikkatle kurgulanması gerektiğini vurgulamaktadır.

Kripto para literatüründe son yıllarda yaşanan gelişmeler, Bitcoin'in piyasanın mutlak merkezi olmaktan çıkmaya başladığını ve kripto varlık ekosisteminin çok boyutlu bir yapıya evrildiğini ortaya koymaktadır. Song vd. (2019), Bitcoin ve Ethereum'un etkilerini filtreleyerek kripto piyasasındaki içsel yapıyı analiz etmiş, düzenleyici müdahaleler sonrası piyasada alt sektörler düzeyinde yapısal ayrışmaların belirginleştiğini göstermiştir. Bu bulgu, piyasada homojen olmayan, sektörel temelli kümelenmelerin varlığına işaret etmektedir. Benzer şekilde Zieba vd. (2019), Bitcoin'in zamanla merkeziyetini yitirdiğini ve diğer kripto paraların da fiyat şokları yaratma kapasitesine sahip olduğunu ortaya koyarak liderliğin dağıldığını vurgulamıştır. Al-shaboul vd. (2022) ve Bouri vd. (2022), piyasa belirsizliği ve kriz koşulları altında farklı kripto varlıkların değişen etkileşim yapıları ve korelasyon seviyeleri ile yatırımcılar için farklı işlevler üstlenebileceğini ortaya koymaktadır. Örneğin Tether, güvenli liman; Litecoin ise baskın aktör konumuna geçmiştir. Chowdhury vd. (2023) ve Vidal-Tomás (2024), geleneksel varlıklardan farklı olarak NFT, DeFi ve fan token gibi yeni sektörlerin özgün volatilité yapıları, yatırımcı psikolojisine duyarlılıkları ve potansiyel spekülâtif karakterleriyle dikkate değer ayrışmalar sergilediğini göstermiştir. Ayrıca, Sabalioni vd. (2021) ile Kyriazis vd. (2023) gibi çalışmalar, yatırımcı davranışlarının ve sosyal medya kaynaklı duyarlılık göstergelerinin, fiyatlar ve volatilité üzerinde kısa vadeli fakat önemli etkiler yarattığını ortaya koymakta, bu durum da kripto piyasasının klasik finansal piyasalardan ayrılan davranışsal dinamiklerini vurgulamaktadır. Son olarak, Proelss vd. (2023) GameFi ekosistemi özelinde Ethereum işlem maliyetleri, NFT ve DeFi sektörleriyle olan karşılıklı etkileşimlerin altını çizmekte ve kripto ekonomisinin sektörler arası karmaşık yapısını gözler önüne sermektedir. Tüm bu çalışmalar birlikte değerlendirildiğinde, literatürün artık kripto paraları yalnızca Bitcoin merkezli bir perspektiften değil, sektörel farklılıklar, kullanım amaçları, yatırımcı profilleri ve yapısal etkileşimler çerçevesinde çok katmanlı bir sistem olarak ele aldığını ve bu bağlamda daha bütüncül yaklaşımların benimsendiğini göstermektedir.

Üçüncü bölümün ikinci kısmında ise, kripto paranın altın ile ilişkisini ele alan ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

## **2.2. KRİPTO PARA VE ALTIN İLİŞKİSİ**

Dyhrberg (2016a), yaptığı çalışmada Bitcoin, altın ve ABD dolarının volatilitelerini araştırmıştır. Çalışmada, 2010-2015 dönemini kapsayan günlük veri seti kullanılmıştır. Elde edilen veri seti, ADF ve KPSS durağanlık testleriyle sınılandıktan sonra GARCH modeliyle analiz edilmiştir. Bitcoin'in hem altın hem de dolar ile benzerlikler taşıdığı, ancak merkeziyetsiz ve büyük ölçüde düzenlenmemiş yapısıyla mevcut para birimlerinden ve emtialardan farklı bir konumda yer aldığı ortaya konulmuştur. Bitcoin'in hem değer saklama hem de değişim aracı avantajlarını birleştirerek portföy yönetimi, risk analizi ve piyasa duyarlılığı analizinde faydalı bir araç olabileceği sonucuna varılmıştır.

Dyhrberg (2016b), yaptığı araştırmada Bitcoin'in güvenli liman rolünü oynayıp oynamadığını test etmiştir. Çalışmada, EUR/ABD, Sterlin/ABD, Birleşik Krallık Borsa Endeksi ve Bitcoin fiyatlarından oluşan, 2010-2015 dönemini kapsayan günlük bir veri seti kullanılmıştır. Ekonometrik modellemede GARCH modeli tercih edilmiştir. Bitcoin'in FTSE Endeksi ve Amerikan Doları karşısındaki riskten korunma (hedging) yetenekleri incelenmiş ve Bitcoin'in FTSE Endeksi için belirgin bir hedge aracı, Amerikan Doları için ise kısa vadede sınırlı bir hedge aracı olabileceği ortaya koyulmuştur. Bitcoin'in sürekli ve yüksek frekansta işlem görmesi, onu portföy analizi ve risk yönetimi için altın gibi diğer varlıklarla birlikte kullanılabilir bir araç haline getirdiği tespit edilmiştir.

Bouri vd. (2017), yaptıkları çalışmada Bitcoin'in petrol, altın, tahvil ve diğer finansal varlıklar gibi hareket edip etmediğini araştırmışlardır. Çalışmada, 2011-2015 yıllarına ait günlük ve haftalık veri seti kullanılmıştır. Araştırmada, GARCH modeli ve çok boyutlu dinamik koşullu korelasyon yöntemleri kullanılmıştır. Günlük bazda, Bitcoin'in finansal varlıklara karşı çok oynak olduğu, haftalık bazda ise güvenli liman olabileceğine yönelik bir görüş geliştirmişlerdir.

Corbet vd. (2018), yaptıkları çalışmada kriptoparalar ve diğer finansal varlıklar arasındaki ilişkiyi incelenmiştir. 2013-2017 dönemine ait, 1 milyar doları aşan kriptoparalar, altın fiyatları, S&P500, MSC ve ITTR110 Endekslerinden oluşan veri seti kullanılmıştır. Çalışmada GVAR

yöntemi kullanılmıştır. Kripto paraların birbiriyle yüksek derecede bağlantılı ancak geleneksel varlıklardan kopuk bir yapıya sahip olduğunu, bu nedenle de yatırım portföylerinde yer alabilecek yeni bir varlık sınıfı olarak değerlendirilmesini ortaya koymaktadır. Ancak, kripto para piyasalarının kendine özgü riskler barındırdığı ve bu risklerin korunma stratejileriyle yönetilmesinin zor olduğu da vurgulanmaktadır.

Klein ve Walther (2018), yaptıkları çalışmada Bitcoin ve altın arasındaki volatilité ve korelasyon ilişkisini incelemişlerdir. Çalışmada, Bitcoin ve altın 50 farklı borsa Endeksine karşı oynaklık ve dayanıklılık açısından test edilmiştir. 2011-2017 dönemine ait günlük veri seti kullanılmış ve verilerin modellenmesinde GARCH modeli ile korelasyon analizi kullanılmıştır. Araştırma sonucunda, altın ve Bitcoin arasında anlamlı bir ilişki tespit edilmemiştir.

Shahzad vd. (2019), çalışmalarında Bitcoin'in oynak piyasa dönemlerinde güvenli liman işlevi görüp görmediğini incelemiştir. Araştırma kapsamında, literatüre zayıf ve güçlü güvenli liman kavramları kazandırılmıştır. 2010-2018 dönemine ait günlük veri setleri kullanılarak, Çin, ABD ve yükselen ekonomilere ait borsa Endekslerinin altın ve Bitcoin üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. Veri analizi için çeşitli ARCH modelleri değerlendirilmiştir. Araştırma sonucunda, Bitcoin, altın ve emtiaların hisse senedi Endekslerine kıyasla zayıf ve zamanla değişen güvenli liman özellikleri sergilediği tespit edilmiştir.

Corbet vd. (2020), çalışmalarında COVID-19 pandemisi sırasında Çin'deki finansal piyasaların çöküşünün ardından ortaya çıkan güvenli liman arayışını incelemiştir. Araştırmada, alternatif yatırım araçları olarak Bitcoin, altın ve diğer finansal piyasalar ele alınmıştır. Aralık 2019 ile Mart 2020 dönemini kapsayan saatlik veri seti kullanılarak, çeşitli finansal piyasalardaki fiyat değişimleri ile Bitcoin ve altın fiyat değişimleri arasındaki 18 korelasyon analiz edilmiştir. Çalışma sonucunda, incelenen dönemde Bitcoin'in diğer piyasalardan bağımsız bir değişim sergilediği vurgulanmıştır.

Collon ve McGee (2020), çalışmalarında COVID-19 ayı piyasasının, Bitcoin'in aktif olarak işlem görmeye başladığı dönemdeki ilk büyük piyasa kayıplarını temsil ettiğini ve bu durumun Bitcoin'in sıkça dile getirilen güvenli liman özelliklerini test etmek için uygun bir zemin sunduğunu belirtmişlerdir. Araştırmada, Bitcoin'in güvenli liman işlevi görmediği, aksine kriz döneminde S&P 500 ile paralel hareket ederek fiyatında önemli düşüşler yaşadığı tespit edilmiştir.

Ayrıca, S&P 500 portföyüne küçük bir Bitcoin tahsisinin dahi portföyün aşağı yönlü riskini önemli ölçüde artırdığı ortaya koyulmuştur. Çalışmada kullanılan günlük fiyat verileri, S&P 500 için Thomson Reuters Eikon'dan, Bitcoin için ise CoinMetrics'ten elde edilmiştir. Sonuçlar, Bitcoin'in geleneksel piyasalardaki türbülans dönemlerinde yatırımcılara koruma sağlama kapasitesine ilişkin ciddi şüpheler ortaya koymaktadır.

Ghorbel vd. (2022), çalışmalarında COVID-19 döneminde G7 ülke grubundaki borsa Endeksleri ile kriptoparalar ve altın fiyatları arasındaki ilişki incelenmiştir. Çalışmada 2020 yılına ait veri seti kullanılmıştır. Veriler GVAR yöntemiyle analiz edilmiştir. COVID-19 krizinde kripto paraların hisse senedi portföyleri için çeşitlendirici bir rol oynadığını ve volatilitiyi azaltmada etkili olduğunu ortaya koymuştur. Bitcoin, kriz boyunca en büyük volatilitiyi yayıcı (net transmitter) olarak öne çıkarken, altının güvenli liman özelliğini koruduğu ve ağ içindeki volatilitiyi alımında belirgin bir artış gösterdiği tespit edilmiştir.

Kripto para birimleri ve altın arasındaki ilişki, incelenen literatürde hem dönemsel hem de bağlamsal farklılıklar göstermektedir. Genel olarak, Bitcoin'in altınla kıyaslandığında benzer bazı özelliklere sahip olduğu, ancak merkeziyetsizlik, 19 düzenlenmemiş yapı ve yüksek volatilitiyi gibi farklılıkları nedeniyle geleneksel varlıklardan ayrıldığı vurgulanmaktadır (Dyhrberg, 2016a). Bitcoin'in altın gibi değer saklama ve güvenli liman özellikleri taşıyabileceği bazı çalışmalarda belirtilse de (Dyhrberg, 2016b; Bouri vd., 2017), özellikle kriz dönemlerinde bu özelliklerin zayıfladığı ve geleneksel finansal varlıklarla paralel hareket ettiği de gözlemlenmiştir (Collon ve McGee, 2020). Pandemi dönemi çalışmalarında (Corbet vd., 2020; Ji vd., 2020; Ghorbel vd., 2022) Bitcoin'in güvenli liman özelliği konusunda farklı bulgular ortaya konulmuş, altının ise bu özelliğini koruduğu belirtilmiştir.

Sonuçların dönemler arasında değişmesinin temel nedenleri arasında Bitcoin'in piyasa olgunluğunun artması, küresel ekonomik koşulların farklılaşması ve yatırımcıların risk algısındaki değişimler yer almaktadır. Örneğin, COVID-19 krizi sırasında Bitcoin'in volatilitiyi yayıcı bir rol oynaması (Ghorbel vd., 2022) ve S&P 500 ile paralel hareket etmesi (Collon ve McGee, 2020), piyasanın belirsizlik dönemlerinde geleneksel varlıklar gibi tepki verdiğini göstermektedir. Ancak aynı dönemde, Bitcoin'in portföy çeşitlendirme aracı olarak kullanılabileceği de ifade edilmiştir (Corbet vd., 2020).

Bu literatür taramasında öne çıkan en önemli bulgular şunlardır: Bitcoin'in yüksek frekansta işlem görmesi ve portföy analizi için potansiyel taşıması (Dyhrberg, 2016a), kısa vadede sınırlı bir hedge aracı olabileceği (Dyhrberg, 2016b), kriz dönemlerinde güvenli liman özelliğini koruyamadığı (Collon ve McGee, 2020), ancak bazı durumlarda çeşitlendirme ve volatilité yönetimi açısından katkı sağlayabileceği (Ghorbel vd., 2022). Bu bulgular, Bitcoin'in geleneksel varlıklarla kıyaslandığında benzersiz bir konumda olduğunu ve dinamik piyasa koşullarında yatırım stratejileri açısından farklı şekillerde değerlendirilebileceğini ortaya koymaktadır.

Üçüncü bölümün üçüncü kısmında ise, kripto paranın petrol ile ilişkisini ele alan ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

### **2.3. KRİPTO PARA VE PETROL FİYATLARI**

Ciaian vd. (2018), çalışmalarında Bitcoin ve altcoin piyasaları arasındaki fiyat bağımlılıklarını kısa ve uzun vadeli etkileri analiz etmek için 2013-2016 dönemine ait günlük verilerle gerçekleştirilmiştir. ARDL modeli kullanılarak, 16 altcoin ve iki altcoin fiyat Endeksi'nin Bitcoin ile ilişkisi incelenmiştir. Bitcoin fiyat değişimlerinin altcoin piyasalarını kısa vadede belirgin şekilde etkilediği, ancak uzun vadede bu ilişkinin zayıfladığı görülmüştür. Çalışmada, küresel makroekonomik faktörlerin sanal para birimlerinin fiyat oluşumundaki rolü de ele alınmış, petrol fiyatı değişkeninin, enerji maliyetleri ve madencilik faaliyetleri üzerindeki etkilerine rağmen, fiyatlar üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etki yaratmadığı tespit edilmiştir. Bu bağlamda, Bitcoin'in piyasa dinamikleri üzerindeki hâkimiyetinin, altcoinlerin fiyat hareketlerinde belirleyici bir rol oynadığı gözlemlenmiştir.

Selmi vd. (2018), çalışmalarında Bitcoin ve altının petrol fiyat hareketlerine karşı hedge, güvenli liman ve çeşitlendirici rolleri, quantile-on-quantile regression (QQR) modeli ile incelenmiştir. Çalışma, 2011-2017 dönemine ait günlük petrol, Bitcoin ve altın fiyatlarını analiz etmiş ve Bitcoin'in ekstrem petrol fiyat hareketlerine karşı güvenli liman ve hedge özelliklerinin, altına kıyasla daha belirgin olduğunu ortaya koymuştur. Elde edilen bulgular, Bitcoin ve altının risk yönetimi ve portföy çeşitlendirme stratejilerinde etkin şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Ancak, bu özelliklerin etkisi, piyasa koşullarına ve petrol fiyatlarının düşük, normal veya yüksek seviyelerde olmasına göre değişiklik göstermektedir.

Guesmi vd. (2019), çalışmalarında Bitcoin'in çeşitli finansal varlıklarla (altın, petrol, döviz kurları, hisse senetleri) ilişkisini ve volatilité yayılma etkilerini incelemek için VARMA (1,1)-DCC-GJR-GARCH modeli kullanılmıştır. Araştırma, Bitcoin'in riskten korunma ve portföy çeşitlendirme aracı olarak etkili olduğunu, özellikle altın ve petrol gibi emtialarla kombinasyon halinde portföy riskini önemli ölçüde azalttığını göstermektedir. Petrol fiyatları ile Bitcoin arasındaki düşük ancak anlamlı hedge oranları, Bitcoin'in petrol fiyatlarına karşı risk yönetiminde sınırlı da olsa bir fayda sağlayabileceğini ortaya koymaktadır. Çalışma, 2012-2018 yılları arasında günlük fiyat verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Huynh vd. (2020), 4. Sanayi Devrimi bağlamında yapay zeka (AI), yeşil tahviller ve kripto paraların portföy çeşitlendirme üzerindeki rollerini incelemiştir. Çalışmada, Bitcoin, altın, petrol, yeşil tahviller ve NASDAQ AI Endeksi gibi varlıklar arasında volatilité aktarımı ve ağır kuyruk bağımlılıkları analiz edilmiştir. Çalışmada 19 Aralık 2017-16 Ocak 2020 dönemine ait günlük veri kullanılmış ve Tail Dependence (Copulas) ile Generalized Forecast Error Variance Decomposition (GFEVD) yöntemleri uygulanmıştır. Araştırma bulguları, bu varlıkların ekonomik çalkantılar sırasında yüksek risk taşıdığını, ancak uzun vadede portföy volatilitésini azaltabileceğini göstermektedir. Petrol fiyatlarının, Bitcoin ve yeşil tahvillerle sınırlı bir bağı olduğu ve portföy çeşitlendirmesine katkı sağladığı, ancak doğrudan bir hedge aracı olmadığı belirlenmiştir. Bu sonuçlar, yatırımcılar ve politika yapıcılar için dikkatli bir portföy yönetiminin gerekliliğini vurgulamaktadır.

Dutta vd. (2020), COVID-19 Pandemi'si bağlamında altın ve Bitcoin'in Brent ve WTI petrol piyasalarına karşı güvenli liman özelliklerini incelemiştir. Çalışmada, 2014 Aralık-2020 Mart dönemine ait veriler kullanılmış ve zamanla değişen korelasyonlar DCC-GARCH modeliyle analiz edilmiştir. Araştırma, altının petrol piyasaları için güvenli bir liman olarak hareket ettiğini, Bitcoin'in ise yalnızca çeşitlendirici bir rol oynadığını ortaya koymuştur. Altın ve petrol kombinasyonunun portföy riskini azaltmada etkili olduğu, ancak Bitcoin'in kriz dönemlerinde güvenli liman özelliklerinden yoksun olduğu tespit edilmiştir. Çalışma, COVID-19 gibi kriz durumlarında alternatif yatırım araçlarının rollerini anlamak açısından önemli bir katkı sunmaktadır.

Su vd. (2020), Bitcoin ve petrol fiyatları arasındaki zamanla değişen Granger nedensellik ilişkilerini incelemek için Bootstrap Rolling-Window Granger Causality yöntemi kullanmıştır. Çalışma, 2010-2020 dönemine ait aylık veri setini analiz etmiş ve Bitcoin ile petrol fiyatları arasında hem pozitif hem de negatif etkiler gözlemlemiştir. Pozitif etkiler, Bitcoin'in yüksek petrol fiyatlarına karşı bir riskten korunma aracı olarak işlev görebileceğini öne sürerken, negatif etkiler Bitcoin balonunun patlaması gibi olayların bu işlevi zayıflattığını göstermektedir. Bulgular, yatırımcılar için portföy çeşitlendirme stratejileri geliştirme ve hükümetler için piyasa istikrarını sağlama açısından önemli çıkarımlar sunmaktadır.

Akhtaruzzaman vd. (2021), altının COVID-19 pandemisi sırasında finansal piyasalarda hedge ve güvenli liman özelliklerini analiz etmek için DCC-GARCH modelini kullanmıştır. Çalışma, 2.01.2018-24.04.2020 dönemine ait saatlik verilerle altının S&P 500, Euro Stoxx 50, Nikkei 225, Çin FTSE A50 hisse senedi Endeksleri, WTI petrol fiyatları ve döviz kurları (EUR/USD, USD/JPY, USD/CNY) ile ilişkisini incelemiştir. Bulgular, altının COVID-19'un ilk aşamasında hisse senedi piyasaları için güvenli liman işlevi gördüğünü, ancak ikinci aşamada bu özelliğini kaybettiğini ortaya koymuştur. Ayrıca, altının WTI petrol fiyatlarıyla ilişkisi pandeminin ilk aşamasında negatif, ikinci aşamasında ise pozitif olarak tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, kriz dönemlerinde altının portföy çeşitlendirme ve risk yönetimindeki rolünün piyasa koşullarına bağlı olarak değiştiğini göstermektedir.

Le vd. (2021) yılında gerçekleştirdikleri çalışmada, finansal piyasalar arasında volatilité yayılımını ve bu bağlantıların kısa ve uzun vadeli etkilerini analiz etmiştir. Veri seti, 28 Kasım 2018 ile 29 Haziran 2020 tarihleri arasında toplanan günlük verilerden oluşmuş ve teknoloji Endeksi, Bitcoin, MSCI US, MSCI World Endeksleri, altın, petrol fiyatları, VIX ve yeşil tahviller dahil edilmiştir. Çalışmada, finansal varlıklar arasındaki bağlantıları incelemek için zaman serileri modeli ve frekans bağlantı modeli kullanılmıştır. Bulgular, Bitcoin ve teknoloji Endeksi'nin volatilité yayılımında katkı sağlayıcı olduğunu, altın, petrol ve yeşil tahvillerin ise volatilité yayılımında alıcı konumda olduğunu göstermiştir. Volatilité yayılımının kısa vadede daha belirgin olduğu ve uzun vadeli yatırımların risk azaltıcı bir etki sağladığı tespit edilmiştir. Petrol fiyatlarının diğer varlıklarla bağlantısının zayıf olduğu ve volatilité yayılımındaki etkisinin sınırlı olduğu belirtilmiştir.

Literatürde petrol ve kripto paralar arasında benzerlikler ve farklılıklar çeşitli çalışmalarda ele alınmıştır (Ciaian vd., 2018; Selmi vd., 2018; Guesmi vd., 2019; Huynh vd., 2020; Dutta vd., 2020; Su vd., 2020; Akhtaruzzaman vd., 2021; Le vd., 2021). Benzerlik açısından bakıldığında, her iki varlığın da küresel piyasalarda yüksek volatiliteye sahip olduğu ve portföy çeşitlendirmesinde risk dağıtımı amacıyla değerlendirilebildiği görülmektedir. Buna karşılık, temel ayrışmalar, fiziksel ve dijital varlık olma niteliğinden kaynaklanmaktadır. Petrol, reel sektörde doğrudan enerji kaynağı işlevi gören bir emtia olması nedeniyle OPEC politikaları ve jeopolitik gelişmelerden etkilenirken; kripto paralar, düzenleyici çerçeve belirsizlikleri, madencilik maliyetleri ve piyasa duyarlılığı gibi faktörlerin yönlendirdiği dijital varlıklardır. Ayrıca, kriz dönemlerinde petrol fiyatları küresel talep şoklarına duyarlı bir seyir izlerken, Bitcoin zaman zaman güvenli liman veya çeşitlendirici araç olarak değerlendirilmektedir. Ancak yüksek oynaklığı dolayısıyla bu rolü tutarlı biçimde sürdürememektedir. Bu çerçevede, petrol ve kripto para piyasalarının volatilité, risk dağıtımı ve küresel faktörlere karşı duyarlılık bakımından benzerlik gösterse de fiyat belirleyiciler, fiziksel/dijital özellikler ve düzenleyici yaklaşımlar bağlamında farklılaştıkları söylenebilir.

Üçüncü bölümün dördüncü kısmında ise, kripto paranın borsalar ile ilişkisini ele alan ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

## **2.4. KRIPTO PARA VE BORSA ARASINDAKİ İLİŞKİ**

Fry & Cheah (2016), Bitcoin ve Ripple kripto para birimleri arasında fiyat balonları ve negatif balonların varlığını ve dinamiklerini analiz etmek için matematiksel finans ve istatistiksel fizik modellerini kullanmıştır. Çalışma, 2014-2016 yılları arasında Bitcoin ve Ripple haftalık kapanış fiyatlarını içeren bir veri setine dayanmaktadır. Veriler, CoinDesk ve RippleCharts kaynaklarından alınmıştır. Çalışmada, logaritmik periyodik güç yasası modelleri ve maksimum olabilirlik tahmini gibi yöntemler kullanılmıştır. Bulgular, Ripple piyasasında meydana gelen düşüşlerin Bitcoin fiyatlarını daha da düşürdüğünü ve bu iki piyasa arasında bir bulaşıcılık etkisi olduğunu göstermektedir. Ripple'ın Bitcoin'e kıyasla aşırı değerlendirilmiş olduğu tespit edilmiş ve bu durumun fiyat düşüşlerine yol açtığı belirtilmiştir.

Conrad vd. (2018), kripto para piyasalarının volatilité dinamiklerini incelemek için GARCH-MIDAS modelini kullanarak Bitcoin volatilitésini kısa ve uzun dönem bileşenlere

ayırmıştır. Çalışma, 05.2013-12.2017 dönemine ait Bitcoin fiyatları ve işlem hacmi verilerini, S&P 500 ve Nikkei 225 Endeksleri, VIX volatilité Endeksi ve Baltic Dry Index gibi makroekonomik göstergelerle birleştirerek analiz etmiştir. Bulgular, S&P 500 volatilitésinin Bitcoin'in uzun dönem volatilitésini negatif etkilediğini, Bitcoin volatilitésinin ise pro-siklikál bir yapıya sahip olduğunu göstermiştir. Ayrıca, Bitcoin işlem hacminin uzun dönem volatilitéyi azaltıcı etkisi tespit edilmiştir.

Baur vd. (2018) çalışmasında, Bitcoin'in temel işlevinin bir değışim aracı mı yoksa spekülátif bir yatırım aracı mı olduğunu analiz etmektedir. Çalışmada 09.01.2009–28.12.2013 tarihleri arasındaki Bitcoin işlem verileri ile Temmuz 2010 – Haziran 2015 dönemine ait günlük fiyat verileri kullanılmaktadır. Bitcoin fiyatı WinkDex Endeksinden, diğér finansal varlıkların getirileri Bloomberg veri tabanından temin edilmiştir. Çalışmada öncelikle Bitcoin getirilerinin S&P 500, altın, petrol, çeşitli döviz kurları ve tahvil Endeksleri gibi geleneksel varlık sınıflarıyla korelasyonu, getirilerinin istatistiki özellikleri ve otokorelasyon yapısı incelenmiştir. Ardından, kamuya açık Bitcoin işlem defterinden elde edilen cüzdan hareketlerine dayanarak kullanıcı tipleri belirlenmiş ve bu kullanıcıların davranışları analiz edilmiştir. Çalışmada regresyon analizleriyle Bitcoin'in kriz zamanlarında güvenli liman özelliğı taşıyıp taşımadığı da test edilmiştir. Elde edilen bulgular, Bitcoin'in yüksek getiri ve volatilité özellikleri göstermesi, geleneksel varlıklarla düşük korelasyon sergilemesi ve kullanıcıların büyük çoğunluğunun Bitcoin'i yatırım amacıyla elde tutması nedeniyle, ağırlıklı olarak bir spekülátif yatırım aracı olarak kullanıldığını göstermektedir. Bununla birlikte, Bitcoin'in döviz volatilitésine ve hisse senedi şoklarına karşı sınırlı bir koruma sunduğı ve güçlü bir güvenli liman varlığı olmadığı sonucuna ulaşılmaktadır. Bu yönüyle çalışma, Bitcoin'in finansal sistem içindeki konumunu ve potansiyel makroekonomik etkilerini değèrlendirmek açısından literatüre özgün katkılar sunmaktadır.

Gil-Alana vd. (2020), kripto paralar ve hisse senedi Endeksleri arasındaki uzun vadeli bağlantıları analiz etmek için friksiyonel entegrasyon ve friksiyonel eşbütünleşme yöntemlerini kullanmıştır. Çalışmada, 7.05.2015-5.10.2018 dönemine ait Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Stellar ve Tether fiyatları ile S&P 500, VIX, S&P GSCI Emtia, S&P Tahvil ve S&P GSCI Altın Endeksleri incelenmiştir. Bulgular, kripto paraların birbirleriyle ve geleneksel hisse senedi Endeksleriyle eşbütünleşme ilişkisi göstermediğini ve bu varlıkların bağımsız hareket ettiğini

ortaya koymuştur. Kripto paraların geleneksel varlık sınıflarından bağımsız olması, yatırım portföylerinde çeşitlendirme stratejileri için avantaj sunmaktadır.

Yarovaya vd. (2021), COVID-19 pandemisinin kripto para piyasalarındaki sürü davranışını analiz etmek için Cross-Sectional Absolute Deviation (CSAD) modelini ve farklı regresyon tekniklerini kullanmıştır. Çalışma, 01.01.2019-13.03.2020 dönemine ait saatlik kapanış fiyatlarını içeren bir veri setine dayanmaktadır. Bitcoin, Ethereum, Litecoin gibi büyük kripto paraların USD, EUR, JPY ve KRW piyasalarındaki hareketleri incelenmiştir. Bulgular, COVID-19'un sürü davranışını genel olarak artırmadığını, ancak negatif piyasa performansı günlerinde daha belirgin hale geldiğini göstermiştir. USD ve Euro piyasalarında sürü davranışının son dönemlerde azaldığı, JPY ve KRW piyasalarında ise daha sınırlı etkiler olduğu belirtilmiştir.

Özetle, hisse senedi piyasaları, bazı durumlarda kripto para piyasalarının rakibi olarak görülmekte, bazı durumlarda ise benzer özellikler sergileyerek aynı doğrultuda hareket eden bağımsız yatırım araçları olarak değerlendirilmektedir.

Üçüncü bölümün son kısmında ise, kripto paranın sosyal medya ve internet ile ilişkisini ele alan ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

## **2.5. KRİPTO PARA, İNTERNET VE SOSYAL MEDYA**

Kristoufek (2013) çalışmasında, dijital para piyasalarının işleyişine dair yatırımcı ilgisini ölçmek amacıyla Bitcoin fiyatları ile Google Trends ve Wikipedia arama sıklıkları arasındaki nedensel ilişkiyi incelemektedir. Çalışmada, 1.05.2011-30.06.2013 tarihleri arasında Mt. Gox borsasından elde edilen Bitcoin günlük kapanış fiyatları, Google Trends'in haftalık ve Wikipedia'nın günlük arama verileriyle birleştirilmiştir. İlk olarak serilerin durağanlıkları ADF ve KPSS testleriyle değerlendirilmiş ve birim kök içerdiği tespit edilen seriler logaritmik dönüşüm ve fark alma işlemleriyle durağanlaştırılmıştır. Google Trends ile Bitcoin fiyatları arasında eşbütünleşme bulunmaması nedeniyle VAR modeli, Wikipedia verileri ile fiyatlar arasında eşbütünleşme ilişkisi gözlemlendiği için VECM yöntemi kullanılmıştır. Bulgular, hem Google Trends hem de Wikipedia aramaları ile Bitcoin fiyatları arasında pozitif ve çift yönlü bir ilişki olduğunu göstermektedir. Google Trends analizinde, arama hacmindeki %10'luk artışın Bitcoin fiyatlarını toplamda %2 oranında artırdığı, fiyat artışlarının da kullanıcı ilgisini artırdığı gözlenmiştir.

Wikipedia analizinde ise fiyatlardaki %10'luk artışın, Wikipedia sayfa görüntülemelerinde %0.5 oranında kalıcı artışa neden olduğu; ancak tersi yönde istatistiksel olarak anlamlı bir etki bulunmadığı belirtilmiştir. Ayrıca, fiyatların trend üzeri veya altı olması durumlarına göre ayrıştırılan pozitif ve negatif geri besleme analizleri, özellikle Wikipedia verileri için asimetrik tepkiler ortaya koyarak yatırımcı ilgisinin fiyat balonlarının oluşumu ve çöküşünde etkili olabileceğini göstermektedir. Bu bağlamda çalışma, dijital para piyasalarının temelden yoksun yapısında spekülasyon dinamiklerinin ve yatırımcı ilgisinin belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır.

Shen vd. (2018) tarafından gerçekleştirilen çalışmada yatırımcı dikkatinin Bitcoin piyasası üzerindeki etkisi sosyal medya üzerinden ölçülmektedir. Çalışmada, daha önce sıkça kullanılan internet arama verileri yerine yatırımcıların doğrudan etkileşimde bulunduğu bir mecra olarak görülen Twitter üzerinde paylaşılan Bitcoin içerikli iletilerin sayısı dikkate alınmaktadır. 04.09.2014-31.08.2018 tarihleri arasında Bitstamp borsasından elde edilen yüksek frekanslı işlem verileri kullanılarak günlük getiriler, işlem hacmi ve 5 dakikalık getirilere dayalı gerçekleşmiş oynaklık hesaplanmıştır. Yazarlar, bu değişkenler arasındaki ilişkileri incelemek için çok değişkenli otoregresif modeller tahmin etmiş ve hem doğrusal hem de doğrusal olmayan nedensellik testleri uygulamıştır. Elde edilen bulgular, önceki gün paylaşılan iletilerin Bitcoin'in ertesi günkü işlem hacmi ve oynaklığı üzerinde anlamlı etkiler yarattığını, ancak getiriler üzerinde istatistiksel olarak tutarlı bir etkisinin bulunmadığını ortaya koymaktadır. Ayrıca örneklem yapısal kırılma testi ile iki alt döneme ayrıldığında, iletilerin etkisinin yalnızca ikinci dönemde hem hacim hem de oynaklık üzerinde anlamlı hale geldiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar sosyal medya kaynaklı dikkat değişimlerinin Bitcoin piyasasının temel dinamikleri üzerinde belirleyici rol oynayabildiğini göstermektedir.

Dastgir vd. (2019), çalışmalarında Bitcoin'e yönelik kullanıcı ilgisi ile Bitcoin getirileri arasındaki nedensellik ilişkisini, 01.01.2013–31.12.2017 dönemine ait haftalık verilerle incelemektedir. Bitcoin fiyatları investing.com üzerinden, kullanıcı ilgisini temsil eden arama verileri ise Google Trends üzerinden elde edilmiştir. Ekonometrik yöntem olarak, dağılımın uç noktalarındaki ilişkiyi yakalamada üstün performans gösteren Copula tabanlı Granger nedensellik testi (CGCD) tercih edilmiştir. Bu yaklaşım, koşullu olasılık yoğunluklarının copula fonksiyonları aracılığıyla tahmin edilmesine ve çeşitli kuyruk bölgelerinde nedenselliğin sınanmasına olanak

tanımlanmaktadır. Bulgular, genel örneklemede kullanıcı ilgisi ile getiriler arasında çift yönlü nedensellik bulunduğunu, ancak bu ilişkinin özellikle düşük ve yüksek getiri aralıklarında (1%, 5%, 10% ve 90%, 95%, 99%) anlamlı olduğunu göstermektedir. Buna karşın, dağılımın orta bölgesinde (40%–80%) anlamlı bir nedensellik tespit edilmemiştir. Alt örneklemlere ayrılan analizler, Ağustos 2013 sonrası dönemdeki bulguların genel örnekleme hâkim olduğunu ortaya koyarken, dikkat çekici bir şekilde Bitcoin getirilerinin kullanıcı ilgisini öncelediği ve aşırı fiyat değişimlerinin yatırımcıların dikkatini çektiği sonucuna ulaşılmaktadır.

Philippas vd. (2019), Bitcoin fiyatlarının medya ilgisiyle ilişkisini açıklamak amacıyla, sıçrama içeren çift üstel difüzyon modeli uygulamaktadır. Çalışmada kullanılan veri seti, 01.01.2016-28.05.2018 tarihleri arasında Bloomberg üzerinden elde edilen günlük Bitcoin fiyatları ile Google Trends ve Twitter üzerindeki bitcoin ve btc aramalarından oluşan medya ilgisi göstergelerini içermektedir. Araştırmada sıçramaların şiddeti ve yönü, medyadaki bilgi akışının yoğunluğuna bağlı olarak modellenmiş, bu amaçla Kou (2002) tarafından geliştirilen sıçrama-difüzyon süreci temel alınmıştır. Elde edilen bulgular, Bitcoin fiyatlarının özellikle yüksek belirsizlik dönemlerinde medya ilgisi kaynaklı sıçramalara duyarlı olduğunu ve negatif yönlü sıçramaların baskın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, Granger nedensellik analizleri, Google Trends verisinin Bitcoin fiyatları üzerindeki etkisinin Twitter'dan daha belirgin olduğunu ortaya koymaktadır. Genel olarak, medya ilgisi kısa vadeli dalgalanmalar üzerinde etkili olmakla birlikte, yatırımcılar tarafından bilgi talebinin bir göstergesi olarak da değerlendirilmekte ve piyasa oynaklığı üzerinde anlamlı rol oynamaktadır. Bu bağlamda, medya temelli duyarlılık göstergeleri, Bitcoin gibi spekülasyon varlıklarının fiyat dinamiklerini açıklamada tamamlayıcı bir sinyal işlevi görmektedir.

Kaneko (2021) çalışmasında, Google Trends arama yoğunluklarının DeFi ve NFT ile ilişkili kripto para birimlerinin fiyatları üzerindeki etkisini değerlendirmek amacıyla zaman serisi modelleri kullanmaktadır. 08.2020-07.2021 tarihleri arasındaki günlük kapanış fiyatları ve haftalık Google Trends verileriyle oluşturulan veri seti, Bitcoin ve Ethereum dışında DeFi ve NFT kategorilerinde en yüksek piyasa değerine sahip 20 altcoini kapsamaktadır. Modelleme sürecinde, markaya özel ve genel piyasa düzeyindeki aramaların fiyatlara etkisini ölçmek üzere doğrusal Gaussyen durum uzaylı modeller uygulanmıştır. Bitcoin için oluşturulan model, bir önceki

haftanın Google arama trendlerinin fiyatları negatif etkilediğini göstermektedir. Ethereum modelinde, Bitcoin fiyatının pozitif etkisi belirgin olup, arama eğilimlerinin etkisi istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır. DeFi ve NFT temelli altcoinler için yapılan analizlerde, Bitcoin fiyatlarının önemli pozitif etkiler gösterdiği, ancak hem markaya özel hem de piyasa düzeyindeki arama hacimlerinin ortalama negatif etkili olduğu ve bu etkinin büyük ölçüde istatistiksel anlamlılık taşımadığı tespit edilmiştir. Modelin tahmin performansı, özellikle Bitcoin fiyatını dışsal değişken olarak içeren versiyonlarda daha düşük ortalama mutlak hata (MAE) ile doğrulanmıştır. Bu bulgular, arama eğilimlerinin fiyat tahmininde sınırlı etkisini ortaya koyarken, Bitcoin fiyatının belirleyici bir gösterge olduğunu vurgulamaktadır.

Kripto para fiyatları ile yatırımcı ilgisi arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmalar, dijital para piyasalarında spekülasyon dinamiklerinin belirleyici rol oynadığını göstermektedir. Kristoufek (2013), kullanıcı ilgisini Google Trends ve Wikipedia aramaları üzerinden ölçerek, çift yönlü pozitif bir ilişki ortaya koyarken, Wikipedia analizinde asimetrik etkiler saptamış ve yatırımcı ilgisinin balon oluşumunda etkili olduğunu belirtmiştir. Shen vd. (2018) ise sosyal medya etkileşimlerinin, özellikle işlem hacmi ve oynaklık üzerinde anlamlı etkiler yarattığını, ancak getiriler üzerinde tutarlı bir ilişki olmadığını ortaya koymuştur. Dastgir vd. (2019), uç değerlerde kullanıcı ilgisi ile getiriler arasında anlamlı çift yönlü nedensellik bulurken, özellikle düşük ve yüksek getiri dönemlerinde ilgide artış olduğunu vurgulamıştır. Philippas vd. (2019) tarafından uygulanan sıçrama-difüzyon modeli, medya ilgisinin özellikle negatif fiyat sıçramalarında etkili olduğunu ve Google Trends'in Twitter'dan daha güçlü bir sinyal sunduğunu göstermektedir. Son olarak, Kaneko (2021), özellikle DeFi ve NFT piyasalarında arama trendlerinin fiyatlar üzerinde sınırlı ve çoğunlukla anlamsız etkiler yarattığını, buna karşın Bitcoin fiyatının tüm modellerde belirleyici unsur olduğunu ifade etmiştir. Bu çalışmalar bütüncül olarak değerlendirildiğinde, yatırımcı ilgisi hem nedensel hem de tepkisel düzeyde fiyatları etkileyebilmekte, ancak bu ilişkinin zaman, platform ve kripto varlık türüne göre farklılaştığı ve çoğunlukla asimetrik özellikler taşıdığı anlaşılmaktadır.

Çalışmanın üçüncü bölümündeki literatür taramasına istinaden analizde kullanılacak açıklayıcı (bağımsız) değişken seçimi yapılmıştır. Yapılan literatür taramasına göre değişkenler sırasıyla, altın fiyatları, petrol fiyatları, hisse senedi fiyatları ve Google arama Endeksi olacağına

karar verilmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümünde değişkenlerin yapısı ve çalışmada kullanılacak metodoloji hakkında detaylı bilgi verilmiştir.



## ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

### VERİ ve YÖNTEM

Bu çalışmada kullanılan veri seti, hem kripto para piyasalarını temsil eden sınıf Endekslerinden hem de bu piyasalar üzerinde dışsal etkiler oluşturabilecek temel finansal ve davranışsal göstergelerden oluşmaktadır. Kripto para sınıfları, Kraken borsasının işlevsel sınıflandırmasına dayanarak beş ana gruba ayrılmış ve her bir grup için piyasa değerine göre en yüksek işlem hacmine sahip varlıklar seçilerek sınıf düzeyinde fiyat Endeksleri oluşturulmuştur. Dışsal şok değişkenleri kapsamında, küresel hisse senedi piyasalarının genel yönelimini temsil eden Standard & Poor's 500 Endeksi, teknoloji sektörüne özgü eğilimleri yansıtan NASDAQ Endeksi, yatırımcıların güvenli liman tercihinin ölçen altın fiyatları, küresel arz-talep dengesizliklerine duyarlı olan ham petrol fiyatları ve yatırımcı ilgisini davranışsal düzlemde yakalayabilmek amacıyla kullanılan Google Trends arama hacim Endeksi yer almaktadır. Bu göstergeler aracılığıyla hem geleneksel finansal piyasaların hem de yatırımcı duyarlılığının kripto para sınıfları üzerindeki etkileri bütüncül biçimde analiz edilmiştir.

#### 3.1. VERİ SETİ

Bu çalışmada kullanılan tüm finansal zaman serileri, güvenilir ve yaygın biçimde kullanılan bir kaynak olan Yahoo Finance veri sağlayıcısı üzerinden temin edilmiştir. Veriler, piyasadaki kısa vadeli oynaklıkları ve dinamik ilişkileri yansıtabilmesi amacıyla haftalık frekansta düzenlenmiş ve tüm serilerin zaman uyumu gözetilerek ortak gözlem aralıklarında işlenmiştir. Analiz kapsamına alınan dönem, Dünya Sağlık Örgütü'nün COVID-19 Pandemi'sinin sona erdiğini ilan ettiği 08.05.2023-21.05.2025 tarihleri arasındaki haftalık kapanış verilerini içermektedir. Bu dönemin tercih edilmesindeki temel gerekçe, pandeminin sona ermesiyle birlikte küresel ekonomik koşulların normalleşme eğilimine girmesi ve kripto para piyasalarının yeniden bağımsız fiyatlama davranışları sergilemeye başlamasıdır. Çalışma kapsamında kullanılan her bir değişken, hem kripto para piyasalarının yönünü etkileyebilecek dışsal şoklara karşı duyarlılığı test etmek hem de sınıflar arası tepki farklılıklarını ampirik olarak ölçmek amacıyla seçilmiştir. Aşağıda her bir değişken ayrı ayrı tanımlanmıştır.

Veriler, haftalık kapanış fiyatları esas alınarak elde edilmiş ve her bir seride eksik gözlemler kontrol edilerek analiz öncesi temizlenmiştir. Serilerin logaritmik dönüşümleri alınarak analizde kullanılacak oranlar hesaplanmış ve durağanlık testleriyle işlemeye hazır hale getirilmiştir.

Altın fiyatları, kriz dönemlerinde yatırımcıların güvenli liman arayışı doğrultusunda yöneldiği başlıca varlıklardan biri olup, özellikle jeopolitik belirsizliklerin yoğunlaştığı dönemlerde artan bir koruma aracı işlevi görmektedir (Baur ve Lucey, 2010).

Petrol fiyatları, küresel ticaret hacmi ve enerji arz-talep dengesine ilişkin sinyaller sunduğu için reel piyasalardaki gelişmeleri ve makroekonomik beklentileri yansıtan temel bir emtia göstergesi olarak kullanılmaktadır (Hamilton, 2009).

S&P 500 endeksi, Amerika Birleşik Devletleri'nin genel ekonomik durumu ve küresel finansal istikrar hakkında kapsamlı bilgi sağlayan en geniş piyasa temsili göstergelerden biridir (Fama ve French, 1989).

NASDAQ endeksi, özellikle teknoloji sektöründeki eğilimlerin ve yenilik odaklı şirket performanslarının izlenmesinde kritik rol oynayan bir endeks olarak, teknoloji yoğun sektörlerin finansal gelişimini yansıtmaktadır (Chen vd., 1986).

Google Trends verisi ise yatırımcı ilgisini ve piyasa duyarlılığını ölçmeye yönelik davranışsal bir gösterge olup, spekülasyon piyasalar üzerindeki ani bilgi akışlarının etkisini yansıttığı için kripto paraların fiyatlama dinamiklerinde güçlü bir belirleyici olarak kullanılmaktadır (Preis, Moat & Stanley, 2013).

Çalışmada tercih edilen altın, petrol, NASDAQ, S&P 500 ve Google Trends değişkenlerinin birlikte kullanımı, daha önce Bouri vd. (2022), Shen vd. (2019) ve Sabalioni vd. (2021) gibi çalışmalarda da kripto para piyasalarının hem geleneksel finansal göstergeler hem de yatırımcı ilgisi temelli davranışsal faktörler karşısındaki duyarlılığını ölçmek amacıyla birlikte ele alınmış, bu yönüyle kripto varlıkların fiyatlama dinamiklerinin çok boyutlu yapısını analiz etmede etkin bir çerçeve sunduğu ortaya konmuştur.

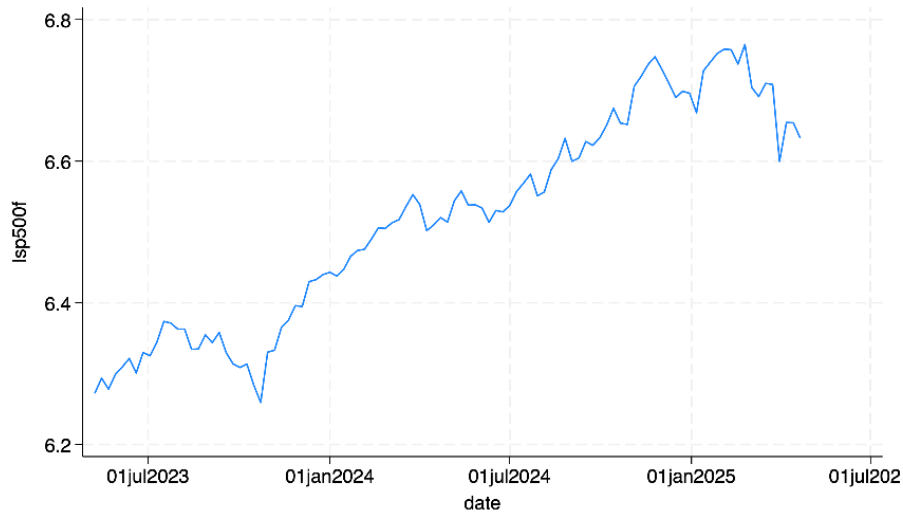
### 3.1.1. Bağımsız Değişkenler

Bu kısımda Standard & Poor 500, teknoloji sektörü Endeksi, altın fiyatları, petrol fiyatları ve Google Trends değişkeni serisi tanımlanmıştır.

#### 3.1.1.1. S&P 500 Endeksi (SP500F)

Amerikan borsasında işlem gören en büyük 500 şirketin hisse senetlerini içeren bu Endeks, küresel finansal piyasaların genel yönünü temsil eden temel bir göstergedir. Kripto paraların geleneksel piyasalara olan eşanlılık düzeyi ve risk aktarım kanallarının incelenmesinde kullanılmıştır. Şekil 3.1’de SP500F serisinin logaritmik dönüşümünün zaman serisine yer verilmiştir.

Şekil 3.1 SP500F Serisinin Logaritması Grafiği



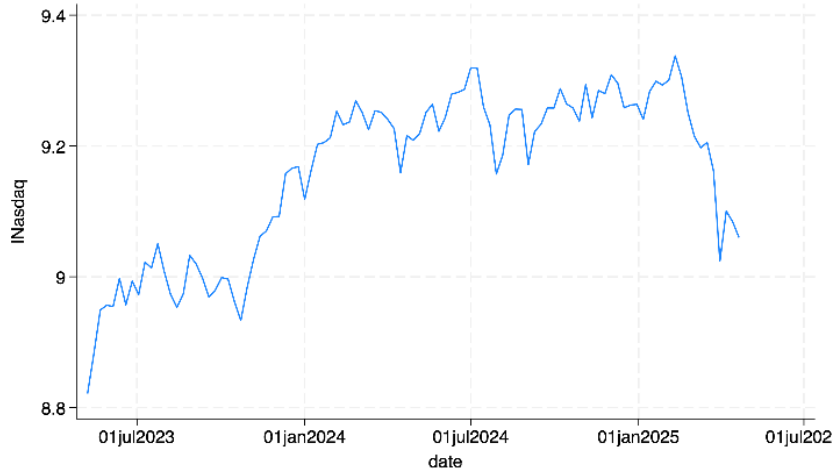
Şekil 1’e bakıldığında, 2023 Mayıs’tan 2025 Haziran’a kadar olan dönemde S&P 500 Endeksi’nin logaritmik kapalı değerlerinin haftalık frekansta genel olarak artış eğiliminde olduğu görülmektedir. Bu yükseliş, ABD hisse senedi piyasalarında söz konusu dönemde yatırımcı güveninin güçlü seyrettiğine ve fiyatların istikrarlı biçimde değer kazandığına işaret etmektedir. 2023 sonlarında kısa süreli bir düzeltme gözlenmekle birlikte, 2024 yılı boyunca yukarı yönlü hareket devam etmiş, 2025’in ilk aylarında ise dikkat çekici bir geri çekilme yaşanmıştır. Bu düşüş, muhtemelen dışsal bir şok, para politikası değişikliği veya makroekonomik belirsizlikle ilişkili olup, ardından sınırlı bir toparlanma izlenmiştir. Verinin logaritmik ölçekte olması, büyüme

oranlarının daha sağlıklı analiz edilmesini sağlamak ve bu bağlamda S&P 500'ün analiz dönemi boyunca bileşik getiri anlamında pozitif bir seyir izlediğini göstermektedir.

### 3.1.1.2. NASDAQ Bileşik Endeksi (NASDAQ)

Yüksek teknoloji şirketlerinin ağırlıkta olduğu bu Endeks, teknoloji sektöründeki fiyatlama davranışlarını yansıtmaktadır. Kripto paraların özellikle teknoloji odaklı yatırımcı profilleriyle ilişkilendirilmesi nedeniyle bu Endeks üzerinden sektörel etkileşim incelenmiştir. Şekil 3.2'de SP500F serisinin logaritmik dönüşümünün zaman serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.2 NASDAQ Serisinin Logaritması Grafiği**

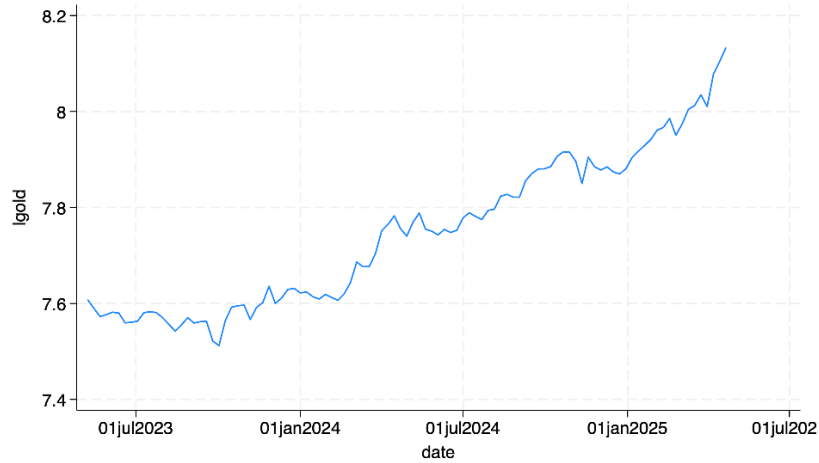


Şekil 3.2'ye bakıldığında, 2023 Mayıs'tan 2025 Haziran'a kadar olan dönemde NASDAQ Endeksi'nin logaritmik kapanış değerlerinin haftalık frekansta zaman içindeki seyri yer almaktadır. Görüldüğü üzere, 2023'ün ikinci yarısından 2024 ortalarına kadar belirgin bir yükseliş trendi hâkimdir ve bu süreçte teknoloji hisselerine yönelik yatırımcı talebinin güçlendiği anlaşılmaktadır. 2024'ün ikinci yarısından itibaren Endeks, dalgalı fakat yatay bir görünüm sergilemekte; 2025'in ilk çeyreğiyle birlikte ise sert bir düşüşe sahne olmaktadır. Bu düşüş, teknoloji sektörü özelinde oluşan risk algısında ciddi bir bozulmaya, olası bilanço zayıflıklarına ya da makroekonomik şoklara işaret ediyor olabilir. Verinin logaritmik dönüşümle sunulmuş olması, oran bazlı değişimlerin daha istikrarlı analizine imkân tanımakta ve bu bağlamda NASDAQ'ın 2023 ortasından 2025 başına kadar kademeli bir getiri ürettiği, ancak son dönemde kayıpların bu getirileri önemli ölçüde törpülediği görülmektedir.

### 3.1.1.3. Altın Fiyatları (GOLD)

Yatırımcılar tarafından geleneksel olarak güvenli liman olarak görülen altın, riskten kaçınma davranışlarının finansal piyasalar üzerindeki etkisini ölçebilmek amacıyla modele dahil edilmiştir. Kripto paraların, altının bu işlevine alternatif olup olmadığı analiz edilmiştir. Şekil 3.3'te altın fiyatları serisinin logaritmik dönüşümünün zaman serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.3 Altın Fiyatlarının Logaritması Grafiği**

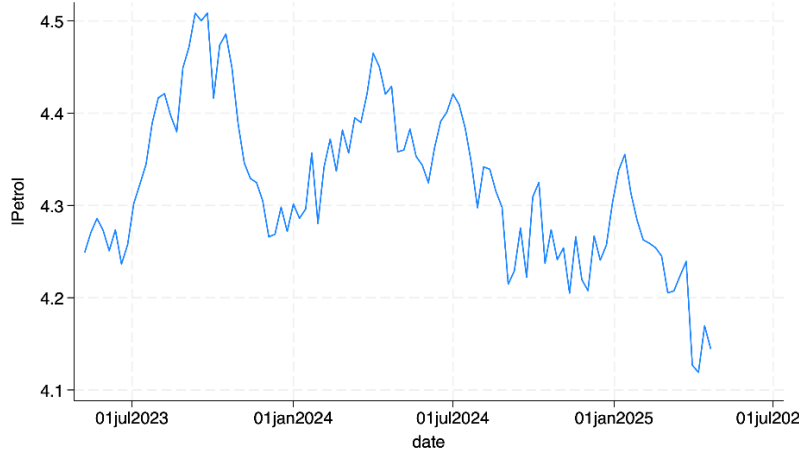


Şekil 3.3'e bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan altın ons fiyatlarının doğal logaritmasına ait zaman serisinin istikrarlı bir artış eğilimi sergilediği görülmektedir. Başlangıçta durağan bir seyir izleyen seri, 2024 yılının başlarından itibaren yukarı yönlü bir trend geliştirmiş ve takip eden dönemde bu eğilimi sürdürmüştür. Grafik, logaritmik dönüşüm uygulanmış olmasına rağmen fiyatların artış hızında belirgin bir ivmelenme olduğunu göstermekte ve altın piyasasında uzun vadeli yapısal bir değer kazanımına işaret etmektedir. Dalgalanmaların sınırlı ve geçici nitelikte olması, serinin geneline hakim olan istikrarlı yükselişin temel ekonomik ya da jeopolitik faktörlerle desteklendiğini düşündürmektedir.

### 3.1.1.4. Petrol Fiyatları (PETROL)

Petrol fiyatları hem küresel ekonomik aktivitenin hem de jeopolitik gelişmelerin doğrudan yansıdığı bir emtia göstergesidir. Bu değişken aracılığıyla, kripto para piyasalarının makroekonomik dalgalanmalara verdiği tepkiler analiz edilmiştir. Şekil 3.4'te petrol fiyatları serisinin logaritmik dönüşümünün zaman serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.4 Petrol Fiyatlarının Logaritması Grafiği**

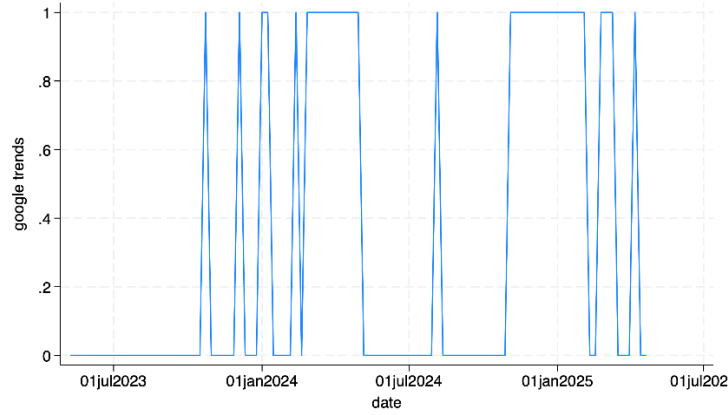


Şekil 3.4'e bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan petrol fiyatlarının doğal logaritmasına ait zaman serisinin dalgalı bir seyir izlemekle birlikte genel olarak azalan bir eğilim gösterdiği dikkat çekmektedir. 2023 yılı ortalarında zirve noktasına ulaşan logaritmik petrol fiyatları, 2024 yılı boyunca inişli çıkışlı hareketler sergilemiş; ancak bu dalgalanmalara rağmen aşağı yönlü trend belirginleşmiştir. 2025 yılına gelindiğinde düşüş eğilimi ivme kazanmış ve serinin en düşük değerlerine yaklaşıldığı gözlemlenmiştir. Bu durum, küresel enerji talebinde zayıflama, jeopolitik risklerin azalması veya alternatif enerji kaynaklarının etkisinin artması gibi unsurların petrol fiyatları üzerinde baskı yarattığını düşündürmekte ve ilgili dönemde piyasanın yapısal olarak zayıf bir görünüm arz ettiğine işaret etmektedir.

#### **3.1.1.5. Google Trends (GOOGLETRENDS)**

Yatırımcı ilgisini davranışsal açıdan yansıtan bu gösterge, belirli anahtar kelimeler için arama hacmi Endekslerine dayanmaktadır. Kripto paraların kamuoyundaki görünürlüğü ile fiyat hareketleri arasındaki eşanlılık ve yön ilişkileri bu değişken üzerinden değerlendirilmiştir. Şekil 3.5'te Google Trends serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.5 Google Trends Serisi Grafiği**



Şekil 3.5'e bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan ve Google Trends verilerine dayalı olarak oluşturulan ikili değişkenin zaman içerisindeki seyrinde dikkat çekici bir düzensizlik gözlenmektedir. Kukla değişken niteliğindeki bu seri, ilgili dönemde yapılan aramaların ortalamasının üzerinde olduğu zamanlara 1, altında kaldığı zamanlara ise 0 değeri atayarak, kullanıcı ilgisinin görece yoğunlaştığı periyotları ayırt etmeye olanak tanımaktadır. Grafik incelendiğinde, 2023 yılının ikinci yarısında arama ilgisinin kısa süreli ama sık tekrarlayan biçimde ortalamasının üzerine çıktığı, 2024 yılında ise daha uzun süreli ve daha seyrek olarak yüksek ilgi dönemlerinin yaşandığı görülmektedir. 2025 yılı itibarıyla ise kullanıcı ilgisinin yeniden kesikli biçimde arttığı, ancak bu artışların kısa süreli olduğu anlaşılmaktadır. Bu dalgalı yapı, dönemsel şokların, haber etkilerinin ya da spekülasyonların kamuoyu ilgisini geçici olarak artırdığını ve kalıcı bir kullanıcı ilgisinin oluşmadığını göstermektedir.

### 3.1.2. Bağımlı Değişkenler

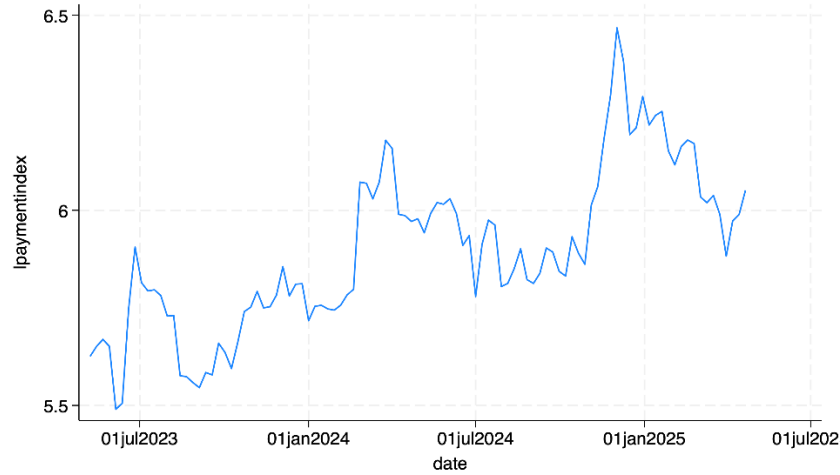
Çalışmada kripto para piyasasının işlevsel farklılaşmasını temsil etmek amacıyla oluşturulan sınıf Endeksleri, her biri beş token'dan oluşan toplam beş kripto para kategorisini içermektedir. Her bir sınıfı temsil eden Endeksin oluşturulmasında, ilgili beş token'ın haftalık logaritmik getiri serilerinin geometrik ortalaması alınmıştır. Geometrik ortalama, özellikle finansal zaman serilerinde getirilerin bileşik etkisini dikkate alması ve uç değerlerin etkisini aritmetik ortalama ile kıyasla daha az yansıtması nedeniyle tercih edilmiştir. Bu yöntem, yatırımcının bir token grubuna eşit sermaye ile yatırım yaptığı varsayımı altında, ortalama dönemsel getirisini daha gerçekçi biçimde yansıtmaktadır (Bodie, Kane & Marcus, 2014). Ayrıca, logaritmik getiri serilerinin kullanılması, zaman serilerinin toplamsal özelliklerini korurken, yüzdelik değişimlerin

çarpan etkisini kontrol altına almak amacıyla yaygın olarak tercih edilmektedir (Campbell, Lo & MacKinlay, 1997). Bu bağlamda her bir kategoriye ait Endeks, temsil ettiği token grubunun ortalama fiyat hareketini yansıtan ve sınıflar arası karşılaştırmayı mümkün kılan istatistiksel bir temsile dönüştürülmüştür.

### 3.1.2.1. Ödeme Token'leri

Ödeme Token'leri grubunda, geleneksel para transferlerine alternatif olarak tasarlanmış ve temel değer aktarım araçları arasında yer alan Bitcoin (BTC), Litecoin (LTC), Bitcoin Cash (BCH), Dash (DASH) ve Monero (XMR) yer almaktadır. Bu varlıklar, özellikle işlem hızları, gizlilik seviyeleri ve merkeziyetsizlik dereceleri ile ön plana çıkan, dijital ödeme sistemlerinin temel bileşenleridir. Şekil 3.6'da Ödeme Token'leri Logaritması serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.6 Ödeme Token'leri Logaritması Grafiği**



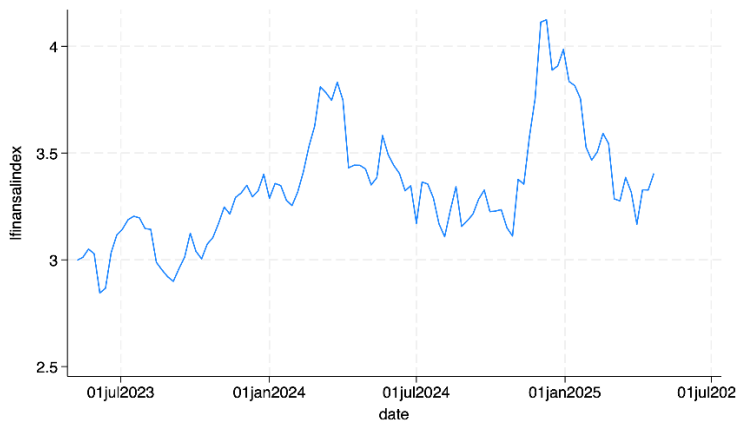
Şekil 3.6'ya bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan ve ödeme Token'leri grubuna ait bileşik Endeksin doğal logaritmasına ilişkin zaman serisinin dalgalı fakat genel olarak artış eğilimi gösteren bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Başlangıçta 5.5 seviyelerine yakın seyreden log-Endeks, 2023 yılı boyunca sınırlı bir artışla istikrarlı bir görünüm sergilemiş, 2024 yılıyla birlikte ise volatilitesi artarak yukarı yönlü dalgalanmalarla yükselmiştir. 2025 yılının başlarında serinin tepe noktasına ulaştığı, ardından ise belirli bir düzeltme süreci yaşandığı gözlemlenmektedir. Bu eğilim, ödeme Token'lerinin piyasa değerinde dönemsel artışlar yaşandığını ve özellikle 2024 sonu itibarıyla yatırımcı ilgisinde belirgin bir yoğunlaşma olduğunu

göstermektedir. Serideki yükselişin, Bitcoin, Litecoin, Dash ve diğer ödeme amaçlı kripto varlıkların kullanım alanlarının genişlemesi, benimsenme oranlarının artması ya da küresel makroekonomik gelişmelerden etkilenmesiyle ilişkili olabileceği düşünülmektedir.

### 3.1.2.2. Finansal Servis Token'leri

Finansal servis Token'leri grubunda, merkeziyetsiz finans (DeFi) protokollerinin işleyişinde aktif rol oynayan Uniswap (UNI), Aave (AAVE), Filecoin (FILE), Maker (MKR) ve Curve DAO Token (CRV) bulunmaktadır. Bu token'lar, borç verme, likidite sağlama, veri depolama ve algoritmik sabit para üretimi gibi işlevsel kullanımlar sunan uygulamaların ekonomik temelini oluşturmaktadır. Şekil 3.7'de Finansal Servis Token'leri Logaritması serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.7 Finansal Servis Token'leri Logaritması Grafiği**



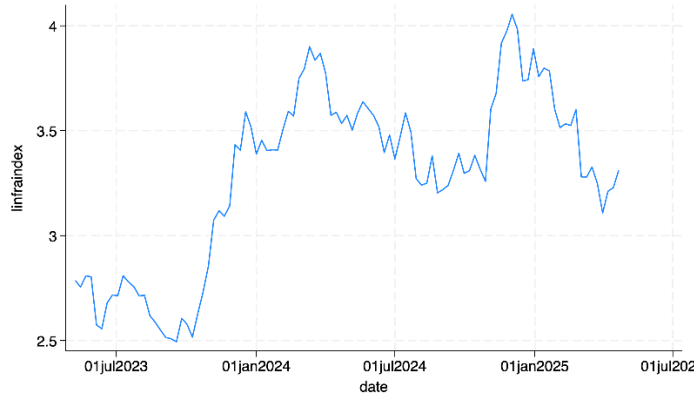
Şekil 3.7'ye bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan ve finansal hizmet Token'lerine ilişkin bileşik Endeksin doğal logaritmasına ait zaman serisinin dalgalı bir yapı sergilediği, ancak genel olarak artış yönlü bir eğilim taşıdığı görülmektedir. 2023 yılı boyunca sınırlı fakat istikrarlı bir yükseliş gözlemlenirken, 2024 yılı itibarıyla Endeks değerlerinde daha belirgin hareketlilikler yaşanmış ve 2025 yılı başında maksimum seviyeye ulaşılmıştır. Bu artış, finansal hizmetler alanında faaliyet gösteren Token'lerin yatırımcı nezdinde artan önemine işaret etmektedir. Ancak zirve sonrasında yaşanan keskin düşüş, piyasa beklentilerindeki değişim, düzenleyici baskılar ya da kâr realizasyonları gibi faktörlerin etkisini yansıtmakta olup, bu segmentin görece kırılganlığını ortaya koymaktadır. Buna rağmen, serinin

halen başlangıç seviyesinin üzerinde seyretmesi, finansal hizmet Token'lerinin uzun vadede değer üretme potansiyelini koruduğunu göstermektedir.

### 3.1.2.3. Altyapı Token'leri

Altyapı Token'leri doğrudan blockchain ağlarının çalışmasını ve akıllı sözleşme ekosistemlerini mümkün kılan temel protokolleri temsil etmektedir. Bu grupta yer alan Ethereum (ETH), Solana (SOL), Cardano (ADA), Avalanche (AVAX) ve Polkadot (DOT), farklı konsensüs mekanizmaları ve işlem hızları ile kripto para altyapısının gelişiminde belirleyici rol oynamaktadır. Şekil 3.8'de Altyapı Token'leri Logaritması serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.8 Altyapı Token'leri Logaritması Grafiği**



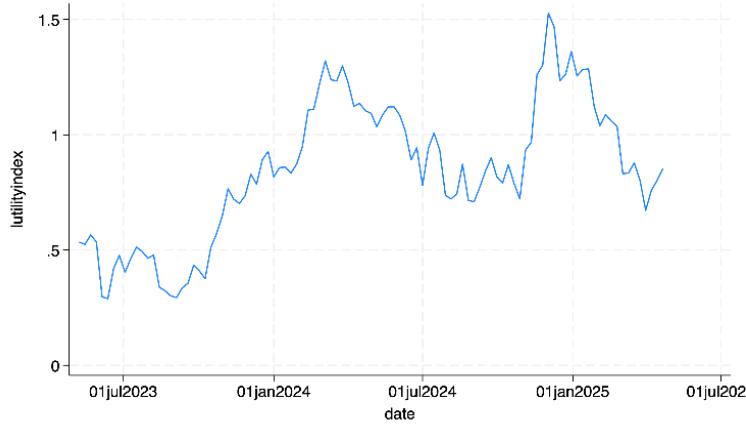
Şekil 8'e bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan ve altyapı Token'lerine ait bileşik Endeksin doğal logaritmasına ilişkin zaman serisinin belirgin dalgalanmalarla birlikte genel olarak artış eğilimi gösterdiği görülmektedir. 2023 yılı boyunca sınırlı bir artış eğilimi izleyen seri, 2024 yılının başlarında hızla yükselmiş ve kısa sürede zirve noktasına ulaşmıştır. Bu artış, blockchain altyapı projelerine yönelik yatırımcı güveninin güçlendiğini ve ağ protokollerine olan ilginin yoğunlaştığını göstermektedir. Takip eden dönemde ise seride gözlenen gerilemeler, piyasa düzeltmeleri ya da teknolojik gelişmelerin beklentileri karşılamaması gibi etkenlere bağlı olarak yorumlanabilir. 2025 yılı başlarında yeniden bir yükseliş hareketi gözlene de bu ivme sürdürülememiş ve Endeks değeri yılın ortasına doğru düşüş

göstermiştir. Buna rağmen, serinin genel seviyesi hâlâ başlangıç düzeyinin üzerinde seyretmekte olup, altyapı Token'lerinin piyasa içindeki yapısal önemini koruduğu anlaşılmaktadır.

#### 3.1.2.4. Fayda Sağlayıcı Token'lar

Fayda sağlayıcı token'lar, belirli bir hizmete veya uygulamaya erişim, veri paylaşımı veya işlem yapma gibi özel amaçlı kullanım haklarını temsil etmektedir. Binance Coin (BNB), Chainlink (LINK), VeChain (VET), The Graph (GRT) ve Basic Attention Token (BAT) bu grupta değerlendirilmiş ve farklı sektörlerde veri erişimi, lojistik, reklamcılık ve işlem maliyetlerinin optimize edilmesi gibi alanlarda kullanıma sahiptir. Şekil 3.9'da Fayda Sağlayıcı Token'leri Logaritması serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.9 Fayda Sağlayıcı Token'lar Logaritması Grafiği**



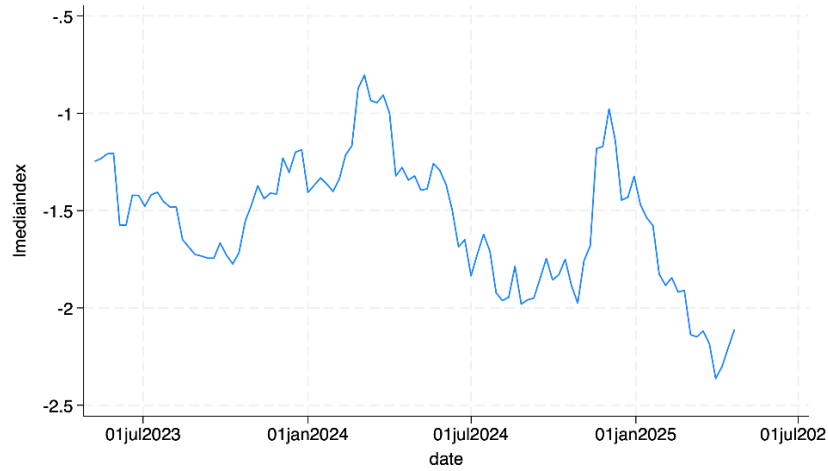
Şekil 3.9'a bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan ve hizmet Token'lerine ait bileşik Endeksin doğal logaritmasına ilişkin zaman serisinin dalgalı bir yapıya sahip olduğu ve bu dalgalanmalara rağmen genel olarak pozitif yönlü bir eğilim sergilediği görülmektedir. 2023 yılı boyunca düşük seviyelerde seyreden log-Endeks, 2024'ün ilk çeyreğinden itibaren belirgin bir artış göstermiş ve yıl ortasında ilk zirve noktasına ulaşmıştır. Takip eden süreçte dalgalanmalar devam etmiş, ancak 2025 yılı başlarında Endeks değeri bir kez daha yüksek seviyelere ulaşarak yatırımcı ilgisinin sürdüğünü ortaya koymuştur. Buna karşın yılın ortasına doğru yaşanan düşüş, hizmet Token'lerinin spekülasyon hassasiyetinin yüksek olduğuna ve piyasa koşullarına karşı duyarlılık taşıdığına işaret etmektedir. Bununla birlikte, Endeksin

başlangıç seviyesinin üzerinde kalması, hizmet odaklı blockchain projelerinin uzun vadeli potansiyelini ve piyasa içindeki yerini koruduğunu göstermektedir.

### 3.1.2.5. Medya Token'leri

Medya ve eğlence Token'leri kategorisi, dijital içerik üretimi, sanal gerçeklik, oyun ve müzik endüstrisi gibi yaratıcı sektörlerde faaliyet gösteren projeleri kapsamaktadır. The Sandbox (SAND), Chiliz (CHZ), Decentraland (MANA), Audius (AUDIO) ve Enjin (ENJ), bu segmentin önde gelen temsilcileri arasında yer almakta; kullanıcı katılımını ve içerik üretimini teşvik eden yapılar üzerinden medya ekonomisine yeni bir boyut kazandırmaktadır. Şekil 10'da Medya Token'leri Logaritması serisine yer verilmiştir.

**Şekil 3.10 Medya Token'leri Logaritması Grafiği**



Şekil 3.10'a bakıldığında, 05.2023-06.2025 tarihleri arasındaki dönemi kapsayan medya Token'lerine ilişkin bileşik Endeksin doğal logaritmasına ait zaman serisinin, genel olarak azalan bir eğilim sergilediği ve bu süreçte yüksek düzeyde oynaklık gösterdiği görülmektedir. 2023 yılı boyunca sınırlı düzeyde negatif değerlerde seyreden Endeks, 2024 yılının başlarında görece toparlanarak kısa süreli artışlar yaşamış, ancak bu yükselişler kalıcı olmamış ve 2024 ortalarından itibaren aşağı yönlü bir seyir izlenmiştir. 2025 yılı başında bir kez daha geçici bir toparlanma gözlemlense de yılın ortasına doğru düşüş ivme kazanmış ve seri en düşük seviyelerine yaklaşmıştır. Bu eğilim, medya temelli blockchain projelerinin yatırımcı nezdinde yeterli güveni oluşturamadığını, sektöre yönelik talebin zayıf seyrettiğini ve piyasa koşullarındaki

dalgalanmalara karşı kırılğan bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Endeksin negatif bölgede seyretmeye devam etmesi, bu kategoride yer alan varlıkların piyasa değerlerinin görece düşük ve istikrarsız olduğunu ortaya koymaktadır.

Üçüncü bölümün ikinci kısmı analizde kullanılan metodolojiye ayrılmıştır.

### **3.2. METODOLOJİ**

Çalışmada kullanılan ekonometrik yöntemler üç aşamalı olarak ele alınmaktadır. İlk aşamada, analizde yer alan zaman serilerinin durağanlık özellikleri Augmented Dickey-Fuller (ADF) testi ile sınanmıştır. Bu kapsamda, serilerin düzeyde veya farkı alındıktan sonra durağan olup olmadığı belirlenmiş ve buna göre uygun dönüşümler uygulanmıştır. İkinci aşamada, kategorilere ayrılmış kripto para Endekslerinin belirleyici faktörler karşısındaki tepkilerinin karşılaştırmalı olarak incelenebilmesi amacıyla Zellner'in (1962) geliştirdiği Seemingly Unrelated Regression (SUR) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem, kategoriler arasında hata terimleri bakımından olası eşzamanlı korelasyonları dikkate alarak daha verimli tahminler sunmaktadır (Moon ve Perron, 2004: 295-296). SUR modeline entegre edilen Wald (1949) Wald testi aracılığıyla ise farklı kripto para gruplarının tahmincileri arasında istatistiksel olarak anlamlı farklar olup olmadığı sınanmıştır. Üçüncü aşamada ise, değişkenler arasındaki dinamik ilişkileri analiz etmek üzere Vektör Otoregresif (VAR) modeli tahmin edilmiştir. VAR modeli çerçevesinde, Granger nedensellik testleri ile nedensel ilişkilerin yönü ve anlamlılığı değerlendirilmiş; ardından etki-tepki fonksiyonları (IRF) kullanılarak şokların zaman içindeki etkileri ayrıntılı biçimde analiz edilmiştir. Bu metodolojik çerçeve sayesinde, kripto para piyasalarında kategorik düzeyde oluşan tepkiler bütüncül ve karşılaştırmalı biçimde ortaya konulmuştur.

#### **3.2.1. Durağanlığın Sınanması**

Zaman serisi analizlerinde istatistiksel olarak anlamlı ve güvenilir sonuçlara ulaşılabilmesi için kullanılan değişkenlerin durağan olması temel bir ön koşuldur. Durağanlık, bir serinin ortalama ve varyansının zamanla sabit kalması ve kovaryansın yalnızca gecikmelere bağlı olması durumudur. Bu bağlamda, serilerin birim kök içerip içermediğini test etmek amacıyla en yaygın kullanılan yöntemlerden biri Augmented Dickey-Fuller (ADF) testidir (Dickey & Fuller, 1979).

ADF testi, serideki otokorelasyonu gidermek için gecikmeli fark terimlerini modele dahil ederek klasik Dickey-Fuller testini genişletir. ADF testi aşağıdaki regresyon modeli ile ifade edilir:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Bu denklemde  $\Delta y_t$  serinin birinci farkını,  $\alpha$  sabit terimi,  $\beta t$  deterministik trend bileşenini,  $\gamma y_{t-1}$  katsayısı gecikmesiz düzey teriminin katsayısını ve  $\sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i}$  ise gecikmeli fark terimlerinin katsayılarını temsil etmektedir.  $\gamma$  Katsayısının anlamlı biçimde sıfırdan küçük olması, serinin durağan olduğunu göstermektedir.  $H_0$  hipotezi  $\gamma = 0$  olup serinin birim kök içerdiğini, dolayısıyla durağan olmadığını ifade ederken;  $H_1$  hipotezi  $\gamma < 0$  olup serinin durağan olduğunu savunur. Test sonucunda elde edilen t-istatistiği, kritik değerlerle karşılaştırılarak durağanlık değerlendirilmesi yapılmaktadır. Bu çerçevede ADF testi, serinin analiz öncesi dönüştürülmesi gerekip gerekmediğine karar vermede temel bir araçtır.

### 3.2.2. SUR ve WALD Testi

Bu çalışmada, farklı kripto para kategorilerinin dışsal değişkenlere karşı tepkilerinin eşanlı olarak modellenenebilmesi amacıyla SUR yöntemi kullanılmıştır. SUR modeli, her bir regresyon denkleminde yer alan bağımlı değişkenlerin birbirinden farklı olmasına rağmen hata terimleri arasında korelasyon bulunabileceği varsayımına dayanır (Zellner, 1962). Bu özellik, kripto para kategorilerinin piyasa dinamiklerine benzer biçimde tepki verebileceği varsayımı ile örtüşmektedir. SUR modeli, klasik OLS tahminine kıyasla, eşzamanlı korelasyonların varlığı durumunda daha tutarlı ve etkin tahminler sağlar. Model, aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ Y_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 \\ X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 \\ X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 \\ X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 \\ X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 i \\ \beta_2 i \\ \beta_3 i \\ \beta_4 i \\ \beta_5 i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \end{bmatrix}$$

Bu bağlamda, her bir denklem farklı bir kripto para kategorisini temsil etmekte,  $Y_i$  bağımlı değişken vektörünü,  $X_i$  bağımsız değişken matrisini,  $\beta_i$  katsayılar vektörünü ve  $\varepsilon_i$  hata terimini göstermektedir. Denklem hataları arasında korelasyon olması, sistemin eşanlı tahminini

gerektirmektedir (Zellner, 1962). Bu araştırmada kullanılan SUR sisteminin denklemler gösterimi ise aşağıdaki gibidir;

$$dlpaymentindex_t = \alpha + \beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot$$

$$dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j} + \varepsilon_t$$

$$dlfinansalindex_t = \alpha + \beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot$$

$$dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j} + \varepsilon_t$$

$$dlutilityindex_t = \alpha + \beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot$$

$$dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j} + \varepsilon_t$$

$$dlinfraindex_t = \alpha + \beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot$$

$$dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j} + \varepsilon_t$$

$$dlmediaindex_t = \alpha + \beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot$$

$$dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j} + \varepsilon_t$$

SUR modeli tahmin edildikten sonra, farklı kripto para kategorilerinin dışsal değişkenlere verdikleri tepkilerin istatistiksel olarak birbirinden farklı olup olmadığını test etmek amacıyla Wald testi uygulanmıştır. Wald testi, parametrik kısıtların doğruluğunu sınamak için kullanılan ve özellikle büyük örneklerde geçerli olan bir hipotez testidir (Wald, 1949). Temel varsayım altında, tahmin edilen parametre vektörü ile bu parametreler üzerine getirilen kısıtların arasındaki sapmanın anlamlılığı test edilir. Wald testi, özellikle çoklu denklem sistemlerinde kısıtlı ve kısıtsız modellerin karşılaştırılmasına olanak tanıyan güçlü bir araçtır (Greene, 2018). Wald test istatistiği aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$W = (R\hat{\beta} - q)' \left[ R \hat{V}(\hat{\beta}) R' \right]^{-1} (R\hat{\beta} - q)$$

Bu denklemde  $\hat{\beta}$  kısıtsız modelden elde edilen parametre tahminleri vektörünü, R, bu parametrelere uygulanan doğrusal kısıtları tanımlayan matrisini, q, bu kısıtların sabit vektörünü ve  $\hat{V}\hat{\beta}$ , parametre tahminlerinin varyans-kovaryans matrisini göstermektedir. Test istatistiği, sıfır hipotezi altında  $\chi^2$  dağılımına uyar ve belirli bir anlamlılık düzeyinde elde edilen istatistik, ilgili

kritik değeri aşıyorsa sıfır hipotezi reddedilir. Bu bağlamda, Wald testi özellikle SUR gibi çok denklemin yer aldığı modellerde, kategoriler arası tepkilerin istatistiksel olarak farklılık gösterip göstermediğinin belirlenmesinde önemli bir araçtır.

### **3.3. VAR MODELİ VE GRANGER NEDENSELLİĞİ**

Bu bölüm iki alt başlıktan oluşmakta olup, ilk kısımda Vektör Otoregresif (VAR) modeli kullanılarak değişkenler arasındaki dinamik ilişkiler incelenmekte, ikinci kısımda ise Granger nedensellik testi aracılığıyla bu değişkenler arasındaki yönlü nedensellik ilişkileri değerlendirilmektedir. VAR modeli, her bir değişkenin hem kendi gecikmeli değerleri hem de sistemdeki diğer değişkenlerin gecikmeleriyle açıklandığı çok değişkenli zaman serisi analizinde yaygın biçimde kullanılan bir tekniktir (Sims, 1980). Bu modelin tercih edilme nedeni, analiz kapsamındaki kripto para kategorileri ile makroekonomik değişkenler arasında zamana bağlı karşılıklı etkileşimlerin yönünü ve süresini ortaya koyma kabiliyetidir. Ayrıca, yapısal varsayımlara gerek duymadan esnek bir çerçeve sunması VAR modelini bu tez bağlamında uygun bir araç haline getirmektedir. Granger nedensellik testi ise, bir serinin geçmiş değerlerinin başka bir serinin mevcut değerlerini anlamlı biçimde açıklayıp açıklayamayacağını test ederek, istatistiksel nedensellik ilişkilerinin yönünü belirlemeye olanak tanımaktadır (Granger, 1969). Bu yöntem, Kristoufek (2013) tarafından Bitcoin fiyatları ile Google Trends ve Wikipedia arama ilgisi arasındaki karşılıklı ilişkileri analiz etmek üzere uygulanmış ve medya ilgisinin fiyatlar üzerinde anlamlı bir etkisi olduğu gösterilmiştir. Benzer şekilde, bu tezde de hem yatırımcı ilgisinin hem de makroekonomik faktörlerin kripto para fiyat Endeksleri üzerindeki etkisinin zamansal düzlemde değerlendirilmesi amacıyla VAR ve Granger nedensellik analizlerine başvurulmuştur.

#### **3.3.1. VAR Modeli**

Çalışmada çok değişkenli beş VAR modeli uygulanmıştır. İlk denklemden diğer kategorilerin etkileri dışlanmış ve yalnızca ödeme Token'lerinin dışsal şoklara verdiği tepki analiz edilmiştir. Bu yaklaşım, ödeme odaklı kripto varlıkların ekonomik ve finansal değişkenler karşısındaki bağımsız dinamiklerini incelemek için geliştirilmiştir. Dolayısıyla tahmin edilen denklemler şu şekilde formüle edilmiştir:

$$dlpaymentindex_t = \alpha + \sum_{j=1}^p (\beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j}) + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$dlfinansalindex_t = \alpha + \sum_{j=1}^p (\beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$dlutilityindex_t = \alpha + \sum_{j=1}^p (\beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j}) + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$dlinfraindex_t = \alpha + \sum_{j=1}^p (\beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j}) + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$dlmediaindex_t = \alpha + \sum_{j=1}^p (\beta_{1j} \cdot dlgold_{t-j} + \beta_{2j} \cdot dlpetrol_{t-j} + \beta_{3j} \cdot dlsp500f_{t-j} + \beta_{4j} \cdot dlnasdaq_{t-j} + \beta_{5j} \cdot dlgoogletrends_{t-j}) + \varepsilon_t \quad (5)$$

Yukarıda (1) ila (5) numaralı denklemlerle temsil edilen Vektör Otoregresif (VAR) modeli yapısı, beş farklı kripto para kategorisinin dışsal şoklara verdiği tepkileri ayrı ayrı değerlendirmek amacıyla kurgulanmıştır. Birinci denklemde (1) ödeme Token'lerinin logaritmik getirisi bağımlı değişken olarak modellenmiş ve bu kategorinin altın, petrol, S&P500 vadeli Endeksi, Nasdaq ve Google Trends gibi dışsal belirleyicilere verdiği gecikmeli tepkiler analiz edilmiştir. İkinci denklemde (2) benzer biçimde finansal hizmet Token'lerinin tepkileri incelenmiş ve bu varlık grubunun makroekonomik ve davranışsal göstergelere duyarlılığı ölçülmüştür. Üçüncü denklem (3), fayda sağlayıcı Token'leri için yapılandırılmış olup, bu tür projelerin özellikle ekonomik temelli fiyatlama dinamiklerine nasıl tepki verdiği araştırılmıştır. Dördüncü denklem (4) altyapı Token'lerini ele almakta ve bu grubun şoklara karşı daha teknik ve ağ temelli bir değerlendirme yapısıyla nasıl etkilendiğini göstermektedir. Son olarak, beşinci denklem (5) medya Token'lerini konu edinmekte ve sosyal etkileşim, topluluk ilgisi gibi unsurlarla ilişkili olan bu varlıkların dışsal değişkenlere karşı olan duyarlılığını ortaya koymaktadır. Her bir denklemde kullanılan bağımsız değişkenler, tüm kategoriler için ortak olmakla birlikte, katsayıların büyüklüğü ve anlamlılık düzeyleri üzerinden kategoriler arası farklılıklar analiz edilmektedir.

### 3.3.2. Granger Nedenselliği

Zaman serisi değişkenleri arasındaki nedensellik ilişkisini belirlemek amacıyla Granger (1969) tarafından geliştirilen Granger nedensellik testi uygulanmaktadır. Bu test, X değişkeninin geçmiş değerlerinin Y değişkenini anlamlı biçimde açıklayıp açıklayamadığını sınavarak, X'in Y'nin nedeni olup olmadığını istatistiksel olarak değerlendirmeye olanak tanır. Hipotezleri şu şekilde kurulmaktadır:

$H_0$ : X, Y'nin Granger nedeni değildir.

$H_1$ : X, Y'nin Granger nedenidir.

Hipotezler, F-istatistiği kullanılarak test edilir ve  $H_0$  reddedildiğinde X'in Y üzerinde nedensel bir etkisi olduğu sonucuna ulaşılır.

Bu bölümde, çalışmada kullanılan ekonometrik yöntemler sistematik biçimde ele alınmış ve serilerin durağanlık analizinden başlayarak SUR regresyonu, Wald testi ile Granger nedensellik testine dayalı VAR modeli çerçevesinde kurulan analiz yapısı ayrıntılı olarak sunulmuştur. Uygulanan yöntemlerin teorik temelleri açıklanmış ve çalışmanın ampirik stratejisi gerekçelendirilmiştir. Bir sonraki bölümde ise, söz konusu metodolojik çerçeve doğrultusunda elde edilen bulgular değerlendirilmekte ve farklı kripto para kategorilerinin dışsal şoklara verdikleri tepkiler karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir.

## DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

### UYGULAMA

Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri seti üzerinde gerçekleştirilen ampirik analizlerin bulgularına yer verilmektedir. İlk olarak, değişkenlerin temel özelliklerini ortaya koymak amacıyla tanımlayıcı istatistikler sunulmuş, ardından zaman serilerinin durağanlık düzeyleri birim kök testleri aracılığıyla değerlendirilmiştir. Devamında, farklı kripto para kategorilerinin dışsal belirleyicilere verdikleri tepkilerin karşılaştırmalı biçimde analiz edilebilmesi amacıyla SUR yöntemi uygulanmış ve Wald testi yardımıyla kategoriler arası istatistiksel farklılıklar sınanmıştır. Son olarak, değişkenler arasındaki dinamik ilişkileri belirleyebilmek amacıyla VAR modeli tahmin edilmiş; Granger nedensellik analizleri ve etki-tepki fonksiyonları aracılığıyla nedensellik yönü ve şoklara verilen tepkilerin zamansal deseni incelenmiştir. Bu bölüm, çalışmanın temel ampirik sonuçlarının ortaya konulduğu ve yorumlandığı kısımdır.

#### 4.1. DURAĞANLIK TESTİ

Ampirik analiz öncesinde, modelde yer alan tüm serilerin durağanlık özellikleri ADF testi aracılığıyla değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, her bir serinin birim kök içerip içermediği test edilerek, analizde kullanılacak uygun dönüşüm düzeyine karar verilmiştir. Görsel analizlerde belirgin trend bileşenine sahip olduğu gözlemlenen seriler için, ADF testine deterministik trend terimi dâhil edilerek trendli sınama tercih edilmiştir. Bu yaklaşım, serideki yapısal eğilimleri dikkate alarak durağanlık testinin daha güvenilir sonuçlar vermesini sağlamaktadır. Trend içermeyen seriler için ise yalnızca sabit terimli veya terimsiz ADF versiyonları uygulanmıştır. Tablo 4.1’de serilerin durağanlık testi sonuçlarına yer verilmiştir.

**Tablo 4.1 ADF Test Sonuçları**

| Değişken/Prob Değeri | I(0)  | log   | dlog  |
|----------------------|-------|-------|-------|
| Paymentindex         | 0.228 | 0.240 | 0.000 |
| Finansalindex        | 0.167 | 0.192 | 0.000 |
| Utilityindex         | 0.276 | 0.415 | 0.000 |
| Mediaindex           | 0.327 | 0.443 | 0.000 |
| İnfraindex           | 0.366 | 0.490 | 0.000 |
| Petrol               | 0.302 | 0.318 | 0.000 |
| Gold <sup>1</sup>    | 0.999 | 0.997 | 0.000 |
| SP500F <sup>1</sup>  | 0.588 | 0.543 | 0.000 |
| NASDAQ <sup>1</sup>  | 0.136 | 0.080 | 0.000 |
| GOOGLE TRENDS        | -     | -     | -     |

<sup>1</sup> ilgili seriler trendli sınanmıştır.

Tablo 4.1'e göre, ödeme Token'leri endeksine ait düzey serisinin durağanlığı sınanıldığında, test istatistiğine karşılık gelen p-değerinin ( $0.240 > 0.05$ ) olması nedeniyle serinin birim kök içerdiği ve durağan olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Ancak serinin birinci farkı alındığında elde edilen p-değeri ( $0.000 < 0.05$ ), serinin durağan hale geldiğini göstermektedir. Finansal hizmet Token'lerine ilişkin seride de benzer bir bulgu elde edilmiştir. Düzey değerleri ( $0.192 > 0.05$ ) durağanlık kriterlerini karşılamamakta; ancak birinci farkı alındığında ( $0.000 < 0.05$ ) serinin durağan olduğu görülmektedir. Bu sonuç, finansal kategorideki kripto varlıkların da zaman içinde durağan olmayan, ancak getiriler düzeyinde analiz edilebilecek bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Fayda Sağlayıcı Token'lerinin serisi de ( $0.415 > 0.05$ ) prob değerine bakıldığında düzeyde durağan değildir. ADF testi, bu serinin de birim kök içerdiğini göstermektedir. Fakat birinci farkı alındıktan sonra ( $0.000 < 0.05$ ) prob değerine bakıldığında serinin durağanlık kazandığı tespit edilmiştir. Bu sonuç, utility Token'lerinin da fiyat seviyeleri açısından değil, getirileri açısından anlamlı analizlere imkân tanıdığını ortaya koymaktadır. Medya Token'lerinin bileşik Endeksi için yapılan ADF testi sonucunda da elde edilen prob değerine bakıldığında ( $0.442 > 0.05$ ) serinin durağan olmadığı saptanmıştır. Serinin birim kök içerdiği ve dolayısıyla ekonomik şoklara uzun vadeli belirsiz tepkiler verebileceği anlaşılmaktadır. Ancak birinci farkı alındığında elde edilen prob değeri ( $0.000 < 0.05$ ) %5 anlamlılık seviyesinde durağan hale geldiği tespit edilmiştir. Altyapı Token'lerinin serisi de düzeyde durağan değildir. Petrol fiyatlarına ilişkin seride de benzer şekilde düzeyde durağanlık tespit edilememiştir. Bu durum, petrol fiyatlarının zaman içerisinde trend ve şoklardan

etkilenerek istikrarsız bir yapı gösterdiğini düşündürmektedir. Ancak serinin farkı alındığında durağanlık sağlanmıştır. Altın fiyatları için yapılan test, düzey serisinin elde edilen ( $0.999 > 0.05$ ) prob değerine göre durağan olmadığını göstermektedir. Ancak birinci farkı alındığında prob değeri ( $0.000 < 0.05$ ) serinin durağan hale geldiği gözlemlenmiştir. S&P500 Endeksine ilişkin seride de düzeyde durağanlık sağlanamamıştır. Bu Endeksin fiyat düzeyinde rastgele dalgalanma gösterdiği, ancak birinci farkının durağan olduğu anlaşılmıştır. Nasdaq Endeksinde ise düzey serisi görece daha düşük p-değeri üretmiş olsa da yine de anlamlı düzeyde durağanlık sağlanamamış; bu nedenle farkı alınarak analizde kullanılması gerekmiştir. Son olarak, Google Trends verisi kukla değişken olarak tanımlandığından, bu seriye ADF testi uygulanmamıştır. Değişken yalnızca 0 ve 1 değerleri aldığından, durağanlık testi anlamlı sonuç vermeyecektir. Bu nedenle modelde düzey değerleriyle kullanılmaktadır.

Serilerin durağanlık özellikleri belirlendikten sonra, analiz öncesi değişkenlerin yapısal özelliklerini ortaya koymak amacıyla tanımlayıcı istatistikler incelenmiştir.

#### **4.2. TANIMLAYICI İSTATİSTİKLER**

Bu bölümde, analizde kullanılan kripto para Endeksleri ile makroekonomik ve Google Trends'ten elde edilmiş davranışsal göstergelere ilişkin tanımlayıcı istatistikler sunulmaktadır. İlgili serilerin ortalama, medyan, maksimum ve minimum değerleri ile standart sapma, çarpıklık ve basıklık gibi temel dağılım özellikleri incelenmiştir. Tanımlayıcı istatistiklerin değerlendirilmesi, serilerin merkezi eğilim ve yayılma ölçütleri açısından yapısal özelliklerini anlamaya imkân tanımakta; aynı zamanda değişkenlerin volatilité düzeyi ve olası uç değer varlığı hakkında ön bilgi sağlamaktadır. Bu çerçevede, her bir kripto para grubunun piyasa davranışlarıyla ilişkili temel istatistiksel özellikleri ortaya konulmuştur. Serilerin tanımlayıcı istatistiklerine Tablo 4.2'de yer verilmiştir.

**Tablo 4.2 Tanımlayıcı İstatistikler**

| <b>Değişken</b> | <b>Gözlem Sayısı</b> | <b>Ortalama</b> | <b>Std. Sapma</b> | <b>Varyans</b> | <b>Çarpıklık</b> | <b>Basıklık</b> |
|-----------------|----------------------|-----------------|-------------------|----------------|------------------|-----------------|
| dlsp500f        | 102                  | 0.0035          | 0.0238            | 0.000567       | -0.8504          | 7.4083          |
| dlNasdaq        | 102                  | 0.0023          | 0.0369            | 0.001364       | -0.5545          | 3.9564          |
| dlPetrol        | 102                  | -0.0010         | 0.0384            | 0.001476       | -0.3349          | 2.9782          |
| dlgold          | 102                  | 0.0051          | 0.0203            | 0.000413       | 0.1602           | 3.5811          |
| dlmediaindex    | 102                  | -0.0085         | 0.1266            | 0.016028       | 0.1531           | 5.2815          |
| dlutilityindex  | 102                  | 0.0031          | 0.0933            | 0.008707       | -0.0691          | 3.7359          |
| dlinfracindex   | 102                  | 0.0051          | 0.1085            | 0.011779       | 0.0055           | 4.0994          |
| dlfinansalindex | 102                  | 0.0040          | 0.1087            | 0.011816       | -0.0015          | 4.1381          |
| dlpaymentindex  | 102                  | 0.0042          | 0.0788            | 0.006209       | 0.3149           | 4.5859          |

Tablo 4.2’deki Tanımlayıcı İstatistikler incelendiğinde, analizde kullanılan tüm serilerin ortalama değerlerinin sıfıra oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum, serilerin logaritmik farklarından (yani getirilerinden) türetilmiş olmasının doğal bir sonucudur. Kripto para kategorileri içerisinde ortalama getirisi negatif olan tek grup medya Token’leri olurken, diğer tüm kategoriler pozitif yönlü ortalama getiri sergilemiştir. Altın ve hisse senedi Endeksleri gibi geleneksel finansal varlıkların da pozitif ama düşük getiriler sunduğu dikkati çekmektedir.

Serilerin volatilitelerini yansıtan standart sapma değerleri açısından en yüksek oynaklık medya Endeksinde (0.1266) gözlemlenmiştir. Altyapı ve finansal hizmet Token’leri de benzer şekilde yüksek standart sapma değerleri ile dikkat çekmektedir. Buna karşılık en düşük volatiliteye sahip olan değişken altın fiyatlarıdır (0.0203), bu da altının görece daha istikrarlı bir yatırım aracı olma özelliğini yansıtmaktadır.

Çarpıklık değerleri, dağılımların simetrik olup olmadığını gösterirken, burada yer alan serilerin çoğunda simetriden sapmalar sınırlı düzeydedir. S&P500 ve Nasdaq getirileri sol kuyruklu, yani negatif çarpık dağılım gösterirken; ödeme ve medya Endeksleri pozitif çarpıklık sergilemiştir. Basıklık değerleri ise çoğu seride 3'ün üzerinde olup, özellikle S&P500 (7.41) ve medya Endeksi (5.28) gibi serilerde uç değerlerin yoğunlaştığını göstermektedir. Bu durum, dağılımların sivri yapılar içerdiğini ve aşırı dalgalanmalara açık olduklarını ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak, serilerin dağılım özellikleri finansal zaman serilerine özgü tipik yapıları yansıtmakta; özellikle volatilité ve uç değer duyarlılığı bakımından kripto para kategorileri arasında anlamlı farklar bulunduğu işaret etmektedir. Bu farkların, şoklara verilen tepkilerin şiddetini ve istikrarını etkileyebileceği öngörülmektedir.

Değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistiklerin incelenmesinin ardından, kripto para kategorilerinin dışsal belirleyicilere karşı verdikleri tepkilerin karşılaştırmalı olarak analiz edilebilmesi amacıyla çok denklemlî regresyon yaklaşımına geçilmiştir.

#### **4.3. SUR MODELİ**

Bu bölümde, farklı kripto para kategorilerinin dışsal belirleyicilere verdikleri tepkileri karşılaştırmalı biçimde analiz edebilmek amacıyla SUR yöntemi uygulanmıştır. SUR modeli, her bir kategoriye ait denklemlerde hata terimlerinin eşanlı olarak ilişki taşıyabileceği varsayımı altında tahmin yapılmasına olanak sağlamış ve bu yapı sayesinde klasik yöntemlere kıyasla daha tutarlı sonuçlar elde edilmiştir. Analiz kapsamında ilk olarak her bir kategori için tahmin edilen katsayılar değerlendirilmiş, ardından bu katsayıların kategoriler arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılık gösterip göstermediği Wald testi aracılığıyla sınanmıştır. Bu çerçevede, kripto para gruplarının dışsal şoklara karşı verdikleri tepkilerin benzer mi yoksa ayrışan bir yapıda mı olduğu ampirik olarak ortaya konulmuştur. SUR modeli aracılığıyla, farklı kripto para sınıfları ile altın, petrol, hisse senedi borsaları, internetteki haberler ve Google Trends değişkeniyle temsil edilen arama yoğunluğu arasındaki ilişkinin tahmin sonuçları Tablo 4.3'te yer almaktadır.

**Tablo 4.3 SUR Modeli Değerlendirme Kriteri**

| <b>Denklem<br/>(Bağımlı<br/>Değişken)</b> | <b>Gözlem<br/>Sayısı</b> | <b>Parametre<br/>Sayısı</b> | <b>RMSE</b> | <b>R<sup>2</sup></b> | <b><math>\chi^2</math></b> | <b>p-<br/>değeri</b> |
|-------------------------------------------|--------------------------|-----------------------------|-------------|----------------------|----------------------------|----------------------|
| dmediaindex                               | 98                       | 5                           | 40.224      | 0.74                 | 293.22                     | 0.002                |
| dutilityindex                             | 98                       | 5                           | 5.684       | 0.5905               | 148.53                     | 0.018                |
| dinfraindex                               | 98                       | 5                           | 4.806       | 0.8107               | 441.18                     | 0.000                |
| dfinansaindex                             | 98                       | 5                           | 0.363       | 0.747                | 304.18                     | 0.024                |
| dpaymentindex                             | 98                       | 5                           | 0.046       | 0.5662               | 134.42                     | 0.019                |

Tablo 4.3'te, SUR yöntemiyle tahmin edilen beş farklı kripto para kategorisine ait regresyon modellerinin temel istatistikleri sunulmaktadır. Her denklemde bağımlı değişken olarak ilgili kategoriye ait getiri serisi kullanılmış ve modellerin dışsal değişkenler karşısındaki açıklayıcılığı değerlendirilmiştir. Modellerin açıklayıcılığı R<sup>2</sup> ölçütüyle değerlendirilmiştir. R<sup>2</sup> değeri, bağımlı değişkendeki toplam varyansın ne kadarının bağımsız değişkenler tarafından açıklandığını gösteren ve modelin açıklayıcılığını değerlendirmede kullanılan bir istatistiktir. 0 ile 1 arasında değer alır; bu değer 1'e yaklaştıkça modelin açıklayıcılığı güçlenir, 0'a yaklaştıkça ise açıklama gücü zayıflar (Field, 2000). Açıklayıcılık düzeyini gösteren R<sup>2</sup> değerleri incelendiğinde, en yüksek değer altyapı Token'leri denklemine aittir (0.8107). Bu sonuç, altyapı projelerinin dışsal belirleyiciler tarafından oldukça yüksek oranda açıklandığını göstermektedir. Finansal hizmet (0.747) ve medya (0.74) Endeksleri de benzer şekilde yüksek açıklayıcılığa sahiptir. Buna karşılık, ödeme (0.5662) ve yardımcı hizmet (0.5905) Token'lerinin modelleri de makul bir açıklama gücüne sahiptir. Tahmin hatalarının ortalamasını yansıtan RMSE değerleri dikkate alındığında, en yüksek hata medya Token'lerinde görülmektedir (40.224). Bu durum, medya kategorisinin yüksek oynaklık barındırdığını ve model tarafından daha zor öngörüldüğünü göstermektedir. En düşük tahmin hatası ise ödeme Token'leri denkleminde elde edilmiştir (0.046) ve bu yapı görece daha öngörülebilir bir dinamik sergilemektedir. Her bir modelde raporlanan  $\chi^2$  test istatistikleri ve

buna karşılık gelen anlamlılık düzeyleri değerlendirildiğinde, tüm modellerin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu bulgu, bağımsız değişkenlerin her bir kripto para kategorisi üzerindeki etkisinin anlamlı olduğunu teyit etmektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, altyapı, medya ve finansal hizmet Token'lerinin dışsal değişkenlere duyarlılığı güçlü ve sistematik biçimde ortaya konulurken; ödeme ve yardımcı hizmet Token'leri daha sınırlı fakat yine de anlamlı tepkiler vermektedir. Bu farklılık, kripto para gruplarının yapısal özellikleri ve piyasa işlevleri doğrultusunda ayrıştığını göstermektedir.

**Tablo 4.4 SUR Modeli Sonuçları (dpaymentindex)**

| dpaymentindex     |         |           |       |          |
|-------------------|---------|-----------|-------|----------|
| Bağımsız Değişken | Katsayı | Std. Hata | z     | p-değeri |
| dgold             | -0.024  | 0.031     | -0.77 | 0.439    |
| dPetrol           | 0.16    | 0.81      | 0.2   | 0.845    |
| dNasdaq           | 0.02    | 0.00      | 3.19  | 0.002*   |
| dsp500f           | 0.56    | 0.17      | 3.27  | 0.001*   |
| googletrends      | 52.46   | 9.92      | 5.29  | 0.000*   |
| _cons             | -32.74  | 81.79     | -0.4  | 0.689    |

\*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

**Tablo 4.5 SUR Modeli Sonuçları (Dfinansalindex)**

| Dfinansalindex    |         |           |       |          |
|-------------------|---------|-----------|-------|----------|
| Bağımsız Değişken | Katsayı | Std. Hata | z     | p-değeri |
| dgold             | -0.01   | 0.00      | -1.81 | 0.070    |
| dPetrol           | -0.02   | 0.12      | -0.20 | 0.842    |
| dNasdaq           | 0.00    | 0.00      | 1.75  | 0.080    |
| dsp500f           | 0.05    | 0.02      | 2.50  | 0.019**  |
| googletrends      | 7.91    | 1.40      | 5.64  | 0.000*   |
| _cons             | -1.69   | 11.57     | -0.15 | 0.884    |

\*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

**Tablo 4.6 SUR Modeli Sonuçları (dinfraindex)**

| dinfraindex       |         |           |       |          |
|-------------------|---------|-----------|-------|----------|
| Bağımsız Değişken | Katsayı | Std. Hata | z     | p-değeri |
| dgold             | -0.01   | 0.00      | -1.49 | 0.137    |
| dPetrol           | -0.23   | 0.10      | -2.33 | 0.020**  |
| dNasdaq           | 0.01    | 0.00      | 7.44  | 0.000*   |
| dsp500f           | 0.00    | 0.02      | 0.23  | 0.816    |
| googletrends      | 9.10    | 1.19      | 7.67  | 0.000*   |
| _cons             | -13.66  | 9.78      | -1.40 | 0.163    |

\*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

**Tablo 4.7 SUR Modeli Sonuçları (dutilityindex)**

| dutilityindex     |         |           |       |          |
|-------------------|---------|-----------|-------|----------|
| Bağımsız Değişken | Katsayı | Std. Hata | z     | p-değeri |
| dgold             | 0.00    | 0.00      | -0.63 | 0.530    |
| dPetrol           | 0.00    | 0.01      | -0.56 | 0.578    |
| dNasdaq           | 0.00    | 0.00      | 5.64  | 0.000*   |
| dsp500f           | 0.00    | 0.00      | 0.18  | 0.856    |
| dgoogletrends     | 0.64    | 0.09      | 7.07  | 0.000*   |
| _cons             | -1.08   | 0.74      | -1.45 | 0.146    |

\*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

**Tablo 4.8 SUR Modeli Sonuçları (dmediaindex)**

| dmediaindex       |          |           |          |          |
|-------------------|----------|-----------|----------|----------|
| Bağımsız Değişken | Katsayı  | Std. Hata | z        | p-değeri |
| dgold             | -0.01000 | 0.00375   | -3.27000 | 0.00100* |
| dPetrol           | -0.00300 | 0.00100   | -3.03000 | 0.00200* |
| dNasdaq           | 0.0389   | 0.00942   | 4.13000  | 0.00000* |
| dsp500f           | -0.00040 | 0.00020   | -1.84000 | 0.06600  |
| dgoogletrends     | 0.07740  | 0.01200   | 6.46000  | 0.00000* |
| _cons             | 0.59890  | 0.09880   | 6.06000  | 0.00000* |

\*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.4, Tablo 4.5, Tablo 4.6, Tablo 4.7 ve Tablo 4.8'e bakıldığında, her denklemde bağımlı değişken ilgili kategoriye ait getiri serisi, bağımsız değişkenler ise altın, petrol, Nasdaq, S&P500 vadeli fiyatları ve Google Trends olarak tanımlanmıştır.

**Ödeme token'ları** modelinde Bu grupta Google Trends değişkeni en güçlü ve istatistiksel olarak anlamlı belirleyici olup katsayısı 52.46 ve p-değeri 0.000'dir. Bu durum, kullanıcı ilgisindeki artışların ödeme Token'lerinin getirisini olumlu etkilediğini göstermektedir. Nasdaq ve S&P500 Endeksleri de sırasıyla 0.02 ve 0.56 katsayılarıyla anlamlı etkiler üretmektedir ( $p < 0.01$ ). Altın ve petrol ise anlamlı bir etki oluşturmamaktadır.

**Finansal hizmet token'ları** modelinde Bu grupta en belirgin etkiler yine Google Trends (7.91 katsayı,  $p < 0.01$ ) ve S&P500 (0.05 katsayı,  $p = 0.019$ ) üzerinden gözlemlenmektedir. Altın ve Nasdaq sınırda anlamlılık düzeyindedir (sırasıyla  $p = 0.070$  ve  $p = 0.080$ ) ancak petrol değişkeni bu grupta da etkisiz kalmaktadır.

**Altyapı token'ları:** Altyapı grubunda Nasdaq ve Google Trends değişkenleri oldukça güçlü ve anlamlı etkiler üretmektedir. Özellikle Google Trends'in katsayısı 9.10 ve p-değeri 0.000'dır. Nasdaq'ın etkisi de yüksek olup ( $p < 0.01$ ) altyapı projelerinin piyasa Endekslerine duyarlılığını göstermektedir. Petrol değişkeni bu denklemde negatif ve anlamlı etki göstermekte (katsayı -0.23,  $p = 0.020$ ), bu da enerji piyasasındaki oynaklıkların altyapı projeleri üzerinde baskı oluşturabileceğini düşündürmektedir.

**Yardımcı hizmet token'ları:** Bu grupta en güçlü etkiler yine Google Trends (katsayı 0.64,  $p = 0.000$ ) ve Nasdaq ( $p = 0.000$ ) değişkenleri üzerinden gerçekleşmektedir. Diğer tüm değişkenler anlamlı değildir. Bu sonuç, bu kategoriye olan yatırımcı ilgisinin sosyal arama davranışlarıyla doğrudan ilişkili olduğunu ve Nasdaq'taki hareketlerle paralel bir yapı sergilediğini göstermektedir.

**Medya token'ları:** Bu grupta tüm bağımsız değişkenler istatistiksel olarak anlamlı ya da sınırda anlamlıdır. En güçlü etki yine Google Trends değişkenine aittir (katsayı 0.0774,  $p < 0.01$ ). Ayrıca altın ve petrol negatif ve anlamlı etkiler üretmektedir (sırasıyla  $p = 0.001$  ve  $p = 0.002$ ), bu da geleneksel piyasalardaki hareketlerin medya projeleriyle ters yönlü bir ilişki taşıdığını göstermektedir. Nasdaq pozitif ve güçlü bir etki yaratırken, S&P500 sınırda anlamlılık düzeyinde kalmaktadır ( $p = 0.066$ ).

Genel olarak değerlendirildiğinde, beş modelin tamamında en güçlü ve istikrarlı belirleyici unsurun Google Trends verisi olduğu görülmektedir. Nasdaq Endeksi de çoğu kategori üzerinde anlamlı bir etkiye sahiptir. Buna karşılık, petrol ve altın değişkenleri sınırlı sayıda modelde anlamlı etkiler üretmekte ve özellikle medya ve altyapı gibi daha hassas kategorilerde belirleyici olabilmektedir. Bu bulgular, yatırımcı ilgisinin ve piyasa Endekslerinin kripto para kategorileri üzerindeki etkilerinin farklılaştığını ve bu ayrışmanın yapısal düzeyde anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Modelin varsayımları arasında yer alan kalıntıların korelasyonu, korelasyon matrisi aracılığıyla test edilmiştir. Korelasyon matrisi tablo 4.5'te yer almaktadır.

**Tablo 4.9 Korelasyon Matrisi**

|                                  | dmediaindex | dutilityindex | dinfraindex | dfinansalindex | dpaymentindex |
|----------------------------------|-------------|---------------|-------------|----------------|---------------|
| dmediaindex                      | 1           | 0.8898        | 0.8232      | 0.7904         | 0.7599        |
| dutilityindex                    | 0.8898      | 1             | 0.8494      | 0.8228         | 0.7803        |
| dinfraindex                      | 0.8232      | 0.8494        | 1           | 0.7447         | 0.6664        |
| dfinansalindex                   | 0.7904      | 0.8228        | 0.7447      | 1              | 0.7499        |
| dpaymentindex                    | 0.7599      | 0.7803        | 0.6664      | 0.7499         | 1             |
| Breusch-Pagan Bağımsızlık Testi: |             |               |             | 611.528        | 0.0000*       |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.9'a bakıldığında, elde edilen hata terimleri korelasyon matrisi ve Breusch-Pagan bağımsızlık testi sonucuna göre, SUR modelinin uygulanmasını gerektiren yapısal koşulların sağlandığı açıkça görülmektedir.

Beş denklemlili sistemde, her bir kripto para kategorisine ait hata terimleri arasında yüksek düzeyde pozitif korelasyonlar bulunmaktadır. Özellikle Medya ve Yardımcı Hizmet Endeksleri arasında gözlenen 0.8898'lik korelasyon düzeyi oldukça yüksektir. Benzer şekilde

altyapı ve yardımcı hizmet (0.8494), medya ve altyapı (0.8232) ile finansal ve fayda sağlayıcı (0.8228) kategorileri arasındaki hata terimleri de güçlü bir eşzamanlı ilişki sergilemektedir. Bu değerler, modellerin hata yapılarının birbirinden bağımsız olmadığını ve sistematik olarak ilişkili olduğunu göstermektedir.

Sistemdeki hata kovaryans yapısının anlamlı olup olmadığını test eden Breusch-Pagan bağımsızlık testi sonucunda hesaplanan istatistik 611.528 olup, buna karşılık gelen p-değeri 0.0000'dır. Bu sonuç, sıfır hipotezi olan “denklem hataları bağımsızdır” ifadesinin çok güçlü biçimde reddedilmesine yol açmaktadır. Dolayısıyla, klasik ayrı ayrı regresyonlar yerine, hata terimleri arasındaki eşzamanlı ilişkiyi dikkate alan SUR yaklaşımının kullanılması hem teorik hem de ampirik olarak haklılık kazanmaktadır.

Bu bulgular, kripto para kategorileri arasında yalnızca gözlenen değişkenler düzeyinde değil, modelde açıklanamayan bileşenler düzeyinde de anlamlı ortaklıklar olduğunu ve bu piyasa yapılarının birlikte değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır.

Modeller arasında katsayıların anlamlı bir farka sahip olup olmadığı, Wald testi aracılığıyla sınanmıştır. Wald testi sonuçları tablo 4.6’da raporlanmıştır.

**Tablo 4.10 Wald Testi Sonuçları Matrisi**

| Değişken      | $\chi^2$ | Prob    |
|---------------|----------|---------|
| dgold         | 21.54    | 0.0002* |
| dPetrol       | 24.70    | 0.0000* |
| dNasdaq       | 122.79   | 0.0000* |
| dsp500f       | 26.37    | 0.0000* |
| dgoogletrends | 59.83    | 0.0000* |

\* %1 serbestlik düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.10’a bakıldığında, Wald testi sonuçları beş dışsal değişkenin her birinin kripto para kategorileri üzerinde farklı etkiler yarattığını istatistiksel olarak göstermektedir. Test sonuçlarına göre, tüm değişkenler için elde edilen ki-kare istatistikleri oldukça yüksek olup, her birinin karşılık gelen p-değeri %1 anlamlılık düzeyinin çok altında kalmaktadır. Bu durum, sıfır hipotezi olan “ilgili değişkenin tüm kripto para gruplarında aynı etkiye sahip olduğu” yönündeki varsayımın reddedilmesini sağlamaktadır.

Altın fiyatlarına ilişkin katsayılar arasında anlamlı fark bulunduğu Wald testi ile ortaya konmuş ( $\chi^2 = 21.54$ ,  $p = 0.0002$ ) ve bu değişkenin farklı kategoriler üzerinde farklı yön ve büyüklükte etkiler yarattığı anlaşılmıştır. Petrol fiyatları için benzer şekilde anlamlı sonuç elde edilmiş ( $\chi^2 = 24.70$ ,  $p = 0.0000$ ) ve bu değişkenin altyapı ve medya kategorilerinde özellikle belirleyici olduğu daha önceki regresyon analizleriyle tutarlılık göstermektedir.

Finansal piyasa göstergeleri olan Nasdaq ( $\chi^2 = 122.79$ ) ve S&P500 vadeli fiyatları ( $\chi^2 = 26.37$ ) için test istatistikleri oldukça yüksektir. Bu sonuçlar, bu göstergelerin kripto para grupları üzerinde homojen olmayan etkiler yarattığını göstermekte, dolayısıyla kategori bazında ayrışmanın bulunduğunu ortaya koymaktadır.

Son olarak, Google Trends değişkeni için elde edilen ki-kare değeri (59.83) ve sıfıra çok yakın p-değeri, yatırımcı ilgisinin tüm gruplar üzerinde farklı boyutlarda etkili olduğunu göstermektedir. Bu bulgular, arama ilgisinin bazı gruplarda fiyatları anlamlı ölçüde yukarı çekerken, diğer gruplarda daha sınırlı veya dolaylı etki gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Genel olarak Wald testi bulguları, beş dışsal faktörün kripto para kategorileri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı ve farklılaştırıcı etkiler yarattığını göstermekte, bu da kripto varlıkların işlevsel ayırımına dayalı olarak modellenmesinin gerekçesini ampirik olarak desteklemektedir.

SUR modeli kapsamında elde edilen bulgular, kripto para kategorilerinin dışsal belirleyicilere karşı verdikleri tepkilerin anlamlı biçimde farklılaştığını ortaya koymuştur. Bu doğrultuda, değişkenler arasındaki dinamik ve zamana bağlı ilişkilerin yönünü belirleyebilmek amacıyla bir sonraki aşamada VAR modeline geçilmiştir.

#### **4.4. VAR MODELİ**

Bu bölümde, değişkenler arasındaki eşanlı ve dinamik ilişkilerin belirlenebilmesi VAR modeli tahmin edilmiştir. VAR modeli, her bir değişkenin yalnızca kendi geçmiş değerleriyle değil, sistemde yer alan diğer değişkenlerin geçmiş değerleriyle de açıklanmasına olanak tanıyan çok değişkenli bir zaman serisi yaklaşımıdır. Modelin kurulumu öncesinde optimum gecikme uzunluğu Akaike Bilgi Kriteri başta olmak üzere çeşitli bilgi kriterlerine göre

belirlenmiş ve en uygun yapıda model tahmin edilmiştir. Elde edilen VAR modelinin geçerliliği, istikrar koşullarını sağlayıp sağlamadığını göstermek amacıyla ters karakteristik köklerin birim çember içinde yer alıp almadığına bakılarak sınanmıştır. VAR modeli tahmin edildikten sonra, değişkenler arasındaki yönlü nedensellik ilişkilerini belirlemek amacıyla Granger nedensellik testleri uygulanmış ve sonuçlar tablo halinde sunulmuştur. Son olarak, sistemdeki değişkenlerden birinde meydana gelen birim şokun diğer değişkenler üzerindeki zamana bağlı etkisini gözlemleyebilmek için etki-tepki analizleri gerçekleştirilmiş ve dinamik etkileşimler grafiksel olarak yorumlanmıştır. Optimum gecikme uzunluğu seçim kriterleri tablo 4.7’de yer almaktadır.

**Tablo 4.11 Optimum Gecikme Uzunluğu Seçim Kriteri Tablosu**

| Lag | LL      | LR          | df  | p-değeri | FPE      | AIC        | HQIC       | SBIC       |
|-----|---------|-------------|-----|----------|----------|------------|------------|------------|
| 0   | 441.047 | -           | -   | -        | 4.30E-18 | -8.77647   | -8.65911   | -8.4863    |
| 1   | 768.796 | 655.5       | 121 | 0.000    | 3.00E-19 | -12.2535   | -6.97229   | 0.80326    |
| 2   | 846.576 | 155.56      | 121 | 0.019    | 1.70E-19 | -12.1138   | -9.41452   | -5.4404    |
| 3   | 957.661 | 222.17      | 121 | 0.000    | 2.60E-19 | -11.9115   | -7.92123   | -2.0464    |
| 4   | 1095.42 | 275.52<br>* | 121 | 0.000    | 6.4e-20* | -12.9958 * | -11.5875 * | -9.51403 * |

Tablo 4.11’e bakıldığında, VAR modeline ilişkin optimum gecikme uzunluğunun belirlenmesinde kullanılan kriterler arasında tutarlı bir yönelim olduğu görülmektedir. Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Final Prediction Error (FPE), Hannan-Quinn (HQIC) ve Schwarz Bayes (SBIC) kriterlerinin tamamı, modelin en iyi performansı 4 gecikme düzeyinde verdiğini göstermektedir. Özellikle AIC değeri -12.9958 ile en düşük seviyeye ulaşmış, aynı şekilde FPE değeri de en küçük değeri 6.4e-20 olarak dördüncü gecikmede almıştır. Likelihood-ratio (LR) testi de artan gecikme düzeylerinde anlamlı iyileşmeler sağlandığını ve dördüncü gecikmenin istatistiksel olarak anlamlı katkı sunduğunu ortaya koymaktadır. Tüm bilgi kriterlerinin aynı gecikme düzeyinde minimuma ulaşması, modelin 4 gecikmeli spesifikasyonunun hem tahmin gücü hem de istatistiksel güvenilirlik açısından en uygun yapı olduğunu göstermektedir. Bu nedenle, VAR modelinde dört gecikmeli yapı esas alınarak tahmin süreci yürütülmüştür. Optimum gecikme uzunluğunun belirlenmesi ardından, en uygun var modeli kurulmuştur.

**Tablo 4.12 Ödeme Tokenleri VAR Modeli**

| Bağımsız Değişken | Gecikme | Katsayı | Standart Hata | z-istatistiği | p-değeri |
|-------------------|---------|---------|---------------|---------------|----------|
| dpaymentindex     | L1      | 0.00    | 0.18          | -0.02         | 0.986    |
|                   | L2      | -0.67   | 0.17          | -3.93         | 0.000*   |
|                   | L3      | -0.41   | 0.18          | -2.29         | 0.022**  |
|                   | L4      | 0.38    | 0.18          | 2.10          | 0.036**  |
| dgold             | L1      | -0.84   | 0.38          | -2.21         | 0.029**  |
|                   | L2      | 0.14    | 0.37          | 0.37          | 0.709    |
|                   | L3      | -0.32   | 0.37          | -0.87         | 0.385    |
|                   | L4      | 0.12    | 0.41          | 0.28          | 0.779    |
| dPetrol           | L1      | -0.07   | 0.21          | -0.33         | 0.739    |
|                   | L2      | 0.07    | 0.19          | 0.38          | 0.706    |
|                   | L3      | -0.48   | 0.19          | -2.52         | 0.012**  |
|                   | L4      | -0.06   | 0.19          | -0.33         | 0.744    |
| dNasdaq           | L1      | 0.24    | 0.26          | 0.91          | 0.365    |
|                   | L2      | 0.06    | 0.26          | 0.24          | 0.808    |
|                   | L3      | 0.25    | 0.26          | 0.97          | 0.334    |
|                   | L4      | 0.52    | 0.23          | 2.30          | 0.021**  |
| dsp500f           | L1      | -0.53   | 0.40          | -1.33         | 0.182    |
|                   | L2      | -0.56   | 0.41          | -1.37         | 0.172    |
|                   | L3      | 0.04    | 0.39          | 0.11          | 0.911    |
|                   | L4      | -0.36   | 0.38          | -0.94         | 0.348    |
| googletrends      | L1      | -0.03   | 0.02          | -1.57         | 0.117    |
|                   | L2      | 0.10    | 0.02          | 4.68          | 0.000*   |
|                   | L3      | -0.08   | 0.03          | -2.95         | 0.003*   |
|                   | L4      | 0.02    | 0.02          | 0.93          | 0.355    |
| Sabit Terim       | -       | 0.03    | 0.02          | 1.52          | 0.127    |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.12'e bakıldığında, ödeme Token'lerinin getirilerini açıklayan VAR denkleminde ait tahmin sonuçları sunulmaktadır. Dört gecikmeli yapı çerçevesinde tahmin edilen bu modelde, hem kendi geçmiş değerleri hem de dışsal değişkenlerin gecikmeli etkileri analiz edilmiştir. Bağımlı değişkenin kendi gecikmeleri incelendiğinde, birinci gecikmenin etkisi anlamsız çıkarken, ikinci ve üçüncü gecikmeler negatif ve istatistiksel olarak anlamlı etkiler üretmiştir. Bu durum, ödeme Token'lerinin geçmişteki negatif getiri hareketlerinin kısa vadede devam etme eğiliminde olduğunu göstermektedir. Dördüncü gecikme ise pozitif ve anlamlı

bulunmuştur; bu da gecikmeli düzeltme etkisinin zamanla ortaya çıktığını düşündürmektedir. Altın fiyatlarının birinci gecikmesi modelde negatif ve anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.029$ ), bu da altın fiyatlarındaki artışların kısa vadede ödeme Token'leri üzerinde aşağı yönlü bir baskı yarattığını göstermektedir. Diğer gecikmelerin etkisi ise anlamlı değildir. Petrol fiyatları yalnızca üçüncü gecikmede anlamlı ve negatif bir etki göstermiştir ( $p = 0.012$ ). Bu bulgu, enerji piyasasındaki gelişmelerin gecikmeli olarak kripto para piyasalarına yansındığını ve ödeme Token'leri üzerinde baskı yarattığını göstermektedir. Nasdaq Endeksi'nin dördüncü gecikmesinde pozitif ve anlamlı bir katsayı elde edilmiştir ( $p = 0.021$ ), bu da hisse senedi piyasalarındaki olumlu hareketlerin belirli bir süre sonra ödeme Token'leri üzerinde olumlu etki yarattığını göstermektedir. Diğer gecikmeler anlamlı değildir. S&P500 vadeli fiyatlarına ait hiçbir gecikmenin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi gözlemlenmemiştir. Bu durum, bu değişkenin ödeme Token'leri ile doğrudan veya gecikmeli bir etkileşim içerisinde olmadığını göstermektedir. Google Trends değişkeni açısından değerlendirildiğinde, ikinci gecikme pozitif ve oldukça anlamlıdır ( $p = 0.000$ ), üçüncü gecikme ise negatif ve anlamlıdır ( $p = 0.003$ ). Bu sonuç, kullanıcı ilgisinin fiyatlara kısa vadede pozitif yönlü etki yaptığını, ancak bir süre sonra bu etkinin tersine dönerek düzeltme etkisi yarattığını göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, modelde özellikle kendi geçmiş değerleri, altın ve petrol fiyatları ile kullanıcı ilgisinin anlamlı belirleyiciler olarak öne çıktığı; Nasdaq'ın da belirli bir gecikmeyle etkili olduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgular, ödeme Token'lerinin hem finansal piyasa göstergelerine hem de yatırımcı ilgisine duyarlı bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

Ödeme Token'lerinin ardından, finansal hizmet Token'lerinin getirilerini açıklamaya yönelik tahmin edilen VAR modeli sonuçlarına yer verilmektedir.

**Tablo 4.13 Finansal Hizmet Tokenleri VAR Modeli**

| Bağımsız Değişken | Gecikme | Katsayı | Standart Hata | z-istatistiği | p-değeri |
|-------------------|---------|---------|---------------|---------------|----------|
| dfinansalindex    | L1      | -0.40   | 0.19          | -2.11         | 0.037    |
|                   | L2      | -0.13   | 0.19          | -0.68         | 0.496    |
|                   | L3      | -0.16   | 0.19          | -0.83         | 0.408    |
|                   | L4      | -0.01   | 0.18          | -0.04         | 0.972    |
| dgold             | L1      | -0.03   | 0.56          | -0.06         | 0.951    |
|                   | L2      | 0.01    | 0.54          | 0.02          | 0.987    |
|                   | L3      | -0.63   | 0.54          | -1.18         | 0.239    |
|                   | L4      | -0.34   | 0.60          | -0.56         | 0.575    |
| dPetrol           | L1      | 0.02    | 0.30          | 0.07          | 0.948    |
|                   | L2      | -0.25   | 0.28          | -0.90         | 0.369    |
|                   | L3      | -1.01   | 0.28          | -3.62         | 0.000*   |
|                   | L4      | -0.21   | 0.28          | -0.73         | 0.463    |
| dNasdaq           | L1      | 0.27    | 0.38          | 0.72          | 0.473    |
|                   | L2      | 0.22    | 0.38          | 0.57          | 0.566    |
|                   | L3      | 0.01    | 0.37          | 0.02          | 0.980    |
|                   | L4      | 1.02    | 0.33          | 3.11          | 0.002*   |
| dsp500f           | L1      | -1.26   | 0.58          | -2.18         | 0.028**  |
|                   | L2      | -0.69   | 0.60          | -1.14         | 0.253    |
|                   | L3      | 0.36    | 0.56          | 0.64          | 0.522    |
|                   | L4      | -0.55   | 0.55          | -1.00         | 0.317    |
| googletrends      | L1      | -0.01   | 0.03          | -0.29         | 0.775    |
|                   | L2      | 0.09    | 0.03          | 2.87          | 0.004*   |
|                   | L3      | 0.08    | 0.04          | 1.99          | 0.046**  |
|                   | L4      | 0.01    | 0.04          | 0.33          | 0.742    |
| Sabit Terim       | -       | 0.05    | 0.03          | 1.87          | 0.062    |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.13'a bakıldığında, finansal hizmet Token'lerinin geçmiş değerlerinin, bu grubun getirileri üzerinde sınırlı ancak kısmen anlamlı etkiler yarattığı görülmektedir. Dört gecikme içerisinde yalnızca birinci gecikme negatif ve anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.037$ ). Bu durum, önceki dönem getirisinin mevcut dönemde zayıf düzeyde negatif yönlü etkiye bulunduğu anlamına gelmektedir. Altın ve petrol fiyatlarının gecikmeli etkileri genel olarak anlamsızdır; ancak petrolün üçüncü gecikmesinde elde edilen katsayı -1.01 olup, bu etki yüksek

düzeyde anlamlıdır ( $p = 0.000$ ). Bu sonuç, enerji piyasasındaki gecikmeli şokların finansal token'lar üzerinde baskılayıcı bir etki yarattığını ortaya koymaktadır. Nasdaq Endeksi yalnızca dördüncü gecikmesinde anlamlı etki üretmiştir (katsayı 1.02,  $p = 0.002$ ). Bu da hisse senedi piyasalarında yaşanan olumlu gelişmelerin, zaman içinde bu varlık grubuna yansıyan pozitif etkiler yarattığını göstermektedir. Benzer şekilde, S&P500 vadeli fiyatları için yalnızca birinci gecikmede negatif ve anlamlı bir etki bulunmuştur ( $p = 0.028$ ), bu da geleneksel piyasalardaki kısa vadeli dalgalanmaların finansal token fiyatlarını aşağı yönlü etkileyebileceğini göstermektedir. Google Trends değişkeni ikinci ve üçüncü gecikmelerde anlamlı ve pozitif katsayılarla sahiptir (sırasıyla  $p = 0.004$  ve  $p = 0.046$ ). Bu bulgu, kullanıcı ilgisinin artmasının kısa vadeli fiyatlanmalar üzerinde olumlu etkiler doğurduğunu ortaya koymaktadır. Dördüncü gecikmenin etkisi anlamsızdır. Genel olarak değerlendirildiğinde, finansal hizmet Token'lerinin özellikle enerji piyasaları, Nasdaq Endeksi ve yatırımcı ilgisi gibi faktörlere duyarlılık gösterdiği; ayrıca Bitcoin fiyatlarının bu kategoriyle yakın ve zamana yayılan bir ilişki içinde olduğu anlaşılmaktadır. Bu yapı, merkeziyetsiz finans alanındaki projelerin hem piyasa genelinden hem de yatırımcı davranışlarından etkilenmeye açık olduğunu göstermektedir.

Finansal hizmet Token'lerinin ardından, altyapı Token'lerinin getirilerini açıklamaya yönelik tahmin edilen VAR modeli sonuçlarına yer verilmektedir.

**Tablo 4.14 Altyapı Tokenleri VAR Modeli**

| Bağımsız Değişken | Gecikme | Katsayı | Standart Hata | z-istatistiği | p-değeri |
|-------------------|---------|---------|---------------|---------------|----------|
| dinfraindex       | L1      | 0.04    | 0.25          | 0.15          | 0.882    |
|                   | L2      | 0.29    | 0.24          | 1.24          | 0.217    |
|                   | L3      | -0.08   | 0.23          | -0.33         | 0.738    |
|                   | L4      | 0.00    | 0.23          | -0.02         | 0.988    |
| dgold             | L1      | 0.81    | 0.54          | 1.49          | 0.135    |
|                   | L2      | -1.05   | 0.53          | -1.98         | 0.043**  |
|                   | L3      | -1.04   | 0.53          | -1.97         | 0.047**  |
|                   | L4      | -0.20   | 0.59          | -0.33         | 0.739    |
| dPetrol           | L1      | 0.58    | 0.29          | 1.99          | 0.039**  |
|                   | L2      | -0.18   | 0.27          | -0.68         | 0.498    |
|                   | L3      | -0.82   | 0.27          | -2.99         | 0.003*   |
|                   | L4      | -0.21   | 0.28          | -0.74         | 0.457    |
| dNasdaq           | L1      | 0.23    | 0.37          | 0.61          | 0.541    |
|                   | L2      | 0.19    | 0.37          | 0.53          | 0.595    |
|                   | L3      | 0.14    | 0.37          | 0.39          | 0.698    |
|                   | L4      | 0.82    | 0.32          | 2.55          | 0.011**  |
| dsp500f           | L1      | -1.37   | 0.57          | -2.40         | 0.016**  |
|                   | L2      | -0.83   | 0.59          | -1.41         | 0.158    |
|                   | L3      | -1.08   | 0.55          | -1.97         | 0.045**  |
|                   | L4      | -0.47   | 0.54          | -0.88         | 0.381    |
| googletrends      | L1      | -0.06   | 0.03          | -2.22         | 0.026**  |
|                   | L2      | 0.14    | 0.03          | 4.42          | 0.000*   |
|                   | L3      | -0.11   | 0.04          | -2.94         | 0.003*   |
|                   | L4      | 0.02    | 0.03          | 0.56          | 0.577    |
| Sabit Terim       | -       | 0.04    | 0.03          | 1.57          | 0.115    |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.14 incelendiğinde, altyapı Token'lerinin getirilerini açıklayan VAR modeli kapsamında elde edilen katsayı tahminleri ve istatistiksel anlamlılık düzeyleri sunulmaktadır. Bağımlı değişkenin kendi gecikmeli değerleri modelde istatistiksel olarak anlamlı bir etki yaratmamıştır; bu durum altyapı Token'lerinin fiyat dinamiklerinin kendi geçmiş değerlerinden çok, dışsal faktörlere bağlı olarak şekillendiğini göstermektedir. Altın fiyatlarının ikinci ve

üçüncü gecikmeleri negatif ve anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.043$  ve  $p = 0.047$ ). Bu sonuç, altın fiyatlarındaki artışların gecikmeli biçimde altyapı Token'leri üzerinde aşağı yönlü baskı oluşturduğunu göstermektedir. Petrol fiyatları için ilk gecikme pozitif ve anlamlıdır ( $p = 0.039$ ), üçüncü gecikme ise negatif ve güçlü bir anlamlılığa sahiptir ( $p = 0.003$ ). Bu bulgular, enerji piyasasındaki oynaklığın altyapı projeleri üzerinde hem olumlu hem de olumsuz etkiler yaratabileceğini göstermektedir. Nasdaq Endeksi yalnızca dördüncü gecikmesinde anlamlı bir pozitif etki üretmiştir (katsayı 0.82,  $p = 0.011$ ). Bu durum, hisse senedi piyasalarında yaşanan olumlu gelişmelerin zamanla altyapı Token'lerine yansıdığını göstermektedir. S&P500 Endeksi ise birinci ve üçüncü gecikmelerde negatif ve anlamlı etkilere sahiptir ( $p = 0.016$  ve  $p = 0.045$ ). Bu bulgular, geleneksel piyasa hareketlerinin altyapı Token'leri üzerindeki aşağı yönlü etkisine işaret etmektedir. Google Trends değişkeni açısından değerlendirildiğinde, yatırımcı ilgisinin hem pozitif hem negatif etkiler ürettiği gözlemlenmektedir. Birinci ve üçüncü gecikmelerde anlamlı negatif etkiler ( $p = 0.026$  ve  $p = 0.003$ ), ikinci gecikmede ise pozitif ve güçlü bir etki ( $p = 0.000$ ) bulunmaktadır. Bu durum, yatırımcı ilgisinin kısa vadede fiyatlar üzerinde dalgalı bir etki yarattığını göstermektedir. Sonuç olarak, altyapı Token'lerinin fiyat dinamiklerinin, özellikle enerji piyasası, altın fiyatları, hisse senedi Endeksleri ve yatırımcı ilgisi gibi dışsal faktörlerden anlamlı biçimde etkilendiği görülmektedir. Bu yapı, altyapı projelerinin piyasa duyarlılığı yüksek ve makroekonomik gelişmelere karşı hassas bir konumda olduğunu ortaya koymaktadır.

Altyapı Token'lerinin ardından, fayda sağlayıcı Token'lerinin getirilerini açıklamaya yönelik tahmin edilen VAR modeli sonuçlarına yer verilmektedir.

**Tablo 4.15 Fayda Sağlayıcı Tokenler VAR Modeli**

| Bağımsız Değişken | Gecikme | Katsayı | Standart Hata | z-istatistiği | p-değeri |
|-------------------|---------|---------|---------------|---------------|----------|
| dutilityindex     | L1      | -0.71   | 0.27          | -2.66         | 0.008*   |
|                   | L2      | -0.56   | 0.27          | -2.09         | 0.010*   |
|                   | L3      | -0.10   | 0.30          | -0.34         | 0.732    |
|                   | L4      | -0.15   | 0.28          | -0.52         | 0.606    |
| dgold             | L1      | 0.48    | 0.47          | 1.02          | 0.306    |
|                   | L2      | -0.94   | 0.45          | -2.08         | 0.009*   |
|                   | L3      | -0.96   | 0.45          | -2.13         | 0.008*   |
|                   | L4      | -0.14   | 0.50          | -0.27         | 0.787    |
| dPetrol           | L1      | 0.12    | 0.25          | 0.48          | 0.633    |
|                   | L2      | -0.46   | 0.23          | -1.98         | 0.047*   |
|                   | L3      | -0.49   | 0.23          | -2.1          | 0.036*   |
|                   | L4      | -0.02   | 0.24          | -0.07         | 0.942    |
| dNasdaq           | L1      | 0.64    | 0.32          | 2.01          | 0.025*   |
|                   | L2      | 0.33    | 0.31          | 1.03          | 0.301    |
|                   | L3      | -0.02   | 0.31          | -0.08         | 0.939    |
|                   | L4      | 0.58    | 0.28          | 2.1           | 0.036*   |
| dsp500f           | L1      | -1.28   | 0.48          | -2.67         | 0.001*   |
|                   | L2      | -1.13   | 0.50          | -2.25         | 0.002*   |
|                   | L3      | -0.03   | 0.47          | -0.05         | 0.956    |
|                   | L4      | -0.20   | 0.46          | -0.42         | 0.673    |
| googletrends      | L1      | -0.02   | 0.02          | -0.94         | 0.347    |
|                   | L2      | 0.11    | 0.03          | 4.3           | 0.000*   |
|                   | L3      | -0.12   | 0.03          | -3.64         | 0.000*   |
|                   | L4      | 0.04    | 0.03          | 1.34          | 0.181    |
| Sabit Terim       | -       | 0.04    | 0.02          | 1.92          | 0.055    |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.15’da, fayda sağlayıcı Token’lerinin getirilerini açıklamaya yönelik tahmin edilen VAR modeline ait katsayılar ve istatistiksel anlamlılık düzeyleri yer almaktadır. Modelde bağımlı değişkenin birinci ve ikinci gecikmeleri negatif ve anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.008$  ve  $p = 0.010$ ). Bu durum, yardımcı hizmet Token’lerinin geçmişteki negatif hareketlerini

kısa vadede devam ettirme eğiliminde olduğunu ve kendi iç dinamiklerinde süreklilik taşıyan düşüş eğilimlerinin olduğunu göstermektedir.

Altın fiyatları açısından ikinci ve üçüncü gecikmelerde elde edilen katsayılar anlamlı ve negatiftir ( $p = 0.009$  ve  $p = 0.008$ ). Bu sonuç, altın fiyatlarındaki artışların yardımcı hizmet Token'leri üzerinde gecikmeli olarak olumsuz bir etki yarattığını ortaya koymaktadır. Petrol fiyatları için de ikinci ve üçüncü gecikmelerde benzer şekilde anlamlı ve negatif etkiler gözlenmiştir ( $p = 0.047$  ve  $p = 0.036$ ). Bu bulgular, enerji ve emtia piyasalarındaki gelişmelerin bu kategori üzerindeki baskılayıcı etkisini teyit etmektedir. Nasdaq Endeksi modelde anlamlı ve pozitif iki etki üretmiştir: birinci ve dördüncü gecikmeler sırasıyla  $p = 0.025$  ve  $p = 0.036$  düzeyinde anlamlı bulunmuştur. Bu da hisse senedi piyasalarındaki olumlu hareketlerin zamanla yardımcı hizmet Token'lerine yansıdığını göstermektedir. Buna karşılık, S&P500 Endeksi'nin birinci ve ikinci gecikmeleri negatif ve istatistiksel olarak anlamlıdır ( $p = 0.001$  ve  $p = 0.002$ ). Bu durum, geleneksel piyasalardaki oynaklıkların kısa vadede bu token kategorisi üzerinde olumsuz etkiler yaratabileceğini göstermektedir. Google Trends değişkeni için ikinci gecikme pozitif ve oldukça anlamlıdır ( $p = 0.000$ ), üçüncü gecikme ise negatif ve benzer düzeyde anlamlıdır ( $p = 0.000$ ). Bu çift yönlü etki, yatırımcı ilgisinin yardımcı hizmet Token'leri üzerinde önce yükseliş tetikleyici, ardından düzeltici etkiler yarattığını göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, yardımcı hizmet Token'lerinin hem içsel fiyatlama dinamiklerine hem de makroekonomik göstergelere duyarlılık gösterdiği anlaşılmaktadır. Özellikle altın ve petrol gibi geleneksel varlıklar ile Nasdaq ve Google Trends gibi piyasa ve davranışsal göstergeler, bu varlık grubunun fiyatlarını şekillendiren temel dışsal belirleyiciler arasında yer almaktadır.

Altyapı Token'lerinin ardından, son olarak medya Token'lerinin getirilerini açıklamaya yönelik tahmin edilen VAR modeli sonuçlarına yer verilmektedir.

**Tablo 4.16 Mediaindex VAR Modeli**

| Bağımsız Değişken | Gecikme | Katsayı | Standart Hata | z-istatistiği | p-değeri |
|-------------------|---------|---------|---------------|---------------|----------|
| dmediaindex       | L1      | 0.03    | 0.24          | 0.12          | 0.904    |
|                   | L2      | 0.02    | 0.23          | 0.08          | 0.934    |
|                   | L3      | 0.04    | 0.23          | 0.16          | 0.871    |
|                   | L4      | -0.81   | 0.23          | -3.51         | 0.000*   |
| dgold             | L1      | 0.63    | 0.06          | 11.1          | 0.027**  |
|                   | L2      | 1.2     | 0.31          | 3.87          | 0.018**  |
|                   | L3      | 0.10    | 0.56          | 0.19          | 0.851    |
|                   | L4      | -0.23   | 0.62          | -0.38         | 0.707    |
| dPetrol           | L1      | 0.10    | 0.31          | 0.32          | 0.748    |
|                   | L2      | -0.04   | 0.28          | -0.14         | 0.891    |
|                   | L3      | -1.22   | 0.29          | -4.21         | 0.000*   |
|                   | L4      | -0.29   | 0.29          | -0.98         | 0.328    |
| dNasdaq           | L1      | 0.78    | 0.39          | 2.01          | 0.041**  |
|                   | L2      | -0.18   | 0.39          | -0.47         | 0.638    |
|                   | L3      | -0.02   | 0.39          | -0.04         | 0.968    |
|                   | L4      | 0.85    | 0.34          | 2.5           | 0.012**  |
| dsp500f           | L1      | -1.58   | 0.60          | -2.64         | 0.005*   |
|                   | L2      | -0.14   | 0.62          | -0.22         | 0.824    |
|                   | L3      | 1.15    | 0.58          | 1.99          | 0.047**  |
|                   | L4      | -0.41   | 0.57          | -0.72         | 0.469    |
| googletrends      | L1      | -0.04   | 0.03          | -1.24         | 0.214    |
|                   | L2      | 0.16    | 0.03          | 4.99          | 0.000*   |
|                   | L3      | -0.17   | 0.04          | -4.23         | 0.000*   |
|                   | L4      | 0.03    | 0.04          | 0.80          | 0.426    |
| Sabit Terim       | -       | 0.02    | 0.03          | 0.71          | 0.478    |

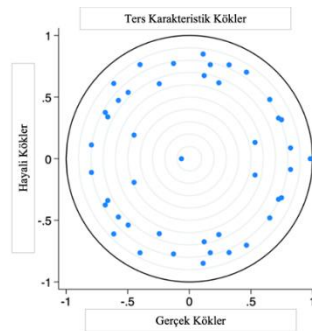
\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.16 incelendiğinde, medya Token'lerinin getirilerini açıklamak üzere kurulan VAR modeline ait tahmin sonuçları sunulmaktadır. Modelde bağımlı değişkenin yalnızca dördüncü gecikmesi anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.000$ ) ve bu katsayının negatif olması, önceki dönemlerdeki güçlü pozitif hareketlerin ardından bir düzeltme etkisinin devreye girdiğini

göstermektedir. Altın fiyatları açısından ilk iki gecikme anlamlı ve pozitif etki üretmiştir ( $p = 0.027$  ve  $p = 0.018$ ). Bu bulgular, altın fiyatlarındaki yükselişlerin kısa vadede medya Token'leri üzerinde olumlu bir etki yarattığını göstermektedir. Üçüncü ve dördüncü gecikmeler ise anlamlı değildir. Petrol fiyatları açısından yalnızca üçüncü gecikme anlamlı ve negatiftir ( $p = 0.000$ ). Bu durum, enerji fiyatlarındaki gecikmeli artışların medya Token'leri üzerinde aşağı yönlü baskı oluşturduğunu göstermektedir. Nasdaq Endeksi modelde önemli bir rol oynamakta olup birinci ve dördüncü gecikmeler anlamlı ve pozitifdir ( $p = 0.041$  ve  $p = 0.012$ ). Bu sonuç, hisse senedi piyasalarındaki olumlu hareketlerin medya Token'lerine hem kısa hem de orta vadede pozitif etki ettiğini göstermektedir. S&P500 Endeksi açısından ise birinci gecikme negatif ve anlamlıdır ( $p = 0.005$ ), üçüncü gecikme ise pozitif ve anlamlı bulunmuştur ( $p = 0.047$ ). Bu çift yönlü etki, piyasa oynaklığının medya Token'leri üzerindeki karmaşık etkisini ortaya koymaktadır. Google Trends değişkeni açısından ikinci gecikme pozitif ve üçüncü gecikme negatif ve istatistiksel olarak oldukça anlamlıdır (her ikisi de  $p < 0.001$ ). Bu durum, kullanıcı ilgisinin medya Token'leri üzerinde önce kısa vadeli yükselişleri desteklediğini, ardından bu etkinin düzeltici bir rol oynadığını göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, medya Token'lerinin getirileri üzerinde hem makroekonomik hem de davranışsal faktörlerin güçlü ve anlamlı etkileri bulunmaktadır. Altın ve Nasdaq gibi piyasa göstergeleri bu kategori üzerinde pozitif yönlü etkiler yaratırken, petrol fiyatları ve kullanıcı ilgisi gibi değişkenler zamanla ters yönlü baskı unsuru haline gelebilmektedir. Bu durum, medya Token'lerinin yüksek duyarlılığa ve çift yönlü etkileşim dinamiklerine sahip olduğunu göstermektedir.

VAR modellerinin kurgulanması ardından, modellerin durağanlığı ters karakteristik kökler grafiği yardımıyla test edilmiştir.

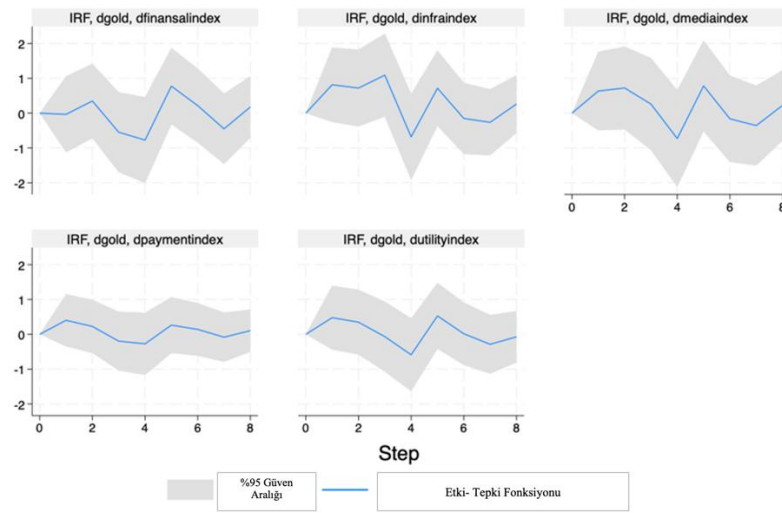
**Şekil 4.1 VAR Modelinin Ters Karakteristik Kökleri**



Şekil 4.1'e bakıldığında, tahmin edilen VAR modeline ait ters karakteristik köklerin tamamının birim çemberin içinde yer aldığı görülmektedir. Bu yapı, modelin istikrar koşullarını sağladığını ve zaman içinde dışsal şoklara verdiği tepkilerin sönümlenerek azaldığını göstermektedir. Diğer bir ifadeyle, modelin dinamik yapısı patlayıcı değildir ve uzun vadede dengeye dönme eğilimi taşımaktadır. Bu sonuç, VAR sisteminin güvenilir biçimde tahmin edildiğini ve etki-tepki fonksiyonları ile Granger nedensellik testlerinin geçerli bir zemine dayandığını teyit etmektedir. Lütkepohl (2005), tüm köklerin mutlak değerlerinin birden küçük olması gerektiğini vurgulayarak bu koşulun, VAR modellerinde öngörü güvenliği açısından vazgeçilmez bir gereklilik olduğunu ifade etmektedir. Bu bağlamda, istikrar testi bulguları, modelin hem teorik gerekçelere hem de ampirik uygulama ilkelerine uygun biçimde kurulduğunu ortaya koymaktadır.

Son olarak dışsal şokların etkisi, etki-tepki fonksiyonları aracılığıyla gözlemlenmiştir. Etki tepki fonksiyonları her bir bağımsız değişken için ayrı oluşturulmuştur. İlk olarak altın piyasasında meydana gelen şokların grafiği yer almaktadır.

**Şekil 4.2 Altın Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi**

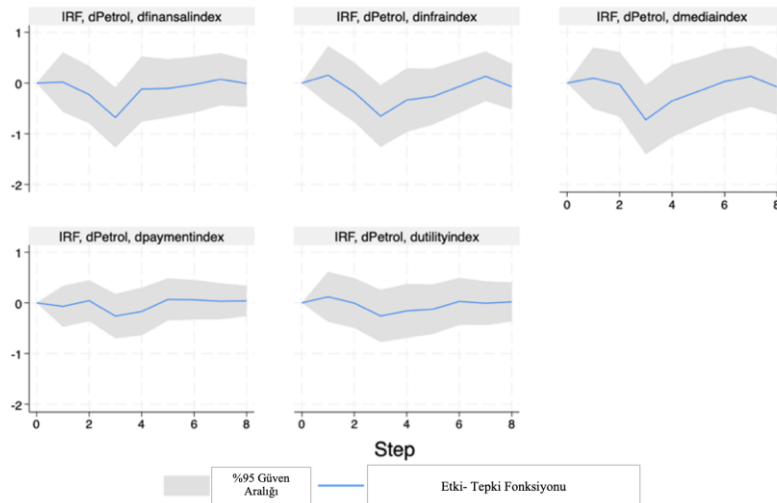


Şekil 4.2'de, altın fiyatlarına bir birim şok verildiğinde beş farklı kripto para kategorisinin getiri serilerinde zaman içinde ortaya çıkan tepkiler impulse-response fonksiyonları aracılığıyla gösterilmektedir. Grafiklerde mavi çizgi etki-tepki fonksiyonunu, gri alan ise %95 güven aralığını temsil etmektedir. Her bir grafikte dikkat çeken temel unsur,

tepkilerin tamamının güven aralığının sıfır eksenini kapsıyor olmasıdır. Başka bir ifadeyle, altın fiyatlarındaki ani ve beklenmedik bir değişimin, kripto para kategorileri üzerindeki etkileri istatistiksel olarak anlamlı değildir. Etki-tepki fonksiyonlarının sıfır çizgisine olan yakınlığı ve güven aralıklarının bu çizgiyi kapsaması, bu şokun kripto varlıklar üzerinde kalıcı ya da sistematik bir etki üretmediğini göstermektedir. Finansal hizmetler, altyapı ve medya Token’leri ilk birkaç adımda kısa süreli pozitif ya da negatif tepki verme eğilimi gösterse de, bu tepkiler istatistiksel olarak anlamlılık kriterini karşılamamaktadır. Ödeme ve yardımcı hizmet Token’lerinde ise yanıtlar daha sönümlenmiş ve durağandır. Bu durum, altın piyasasındaki dalgalanmaların kripto para kategorilerinin fiyat dinamiklerine belirgin bir şekilde yansımadığını göstermektedir. Bu bulgu, kripto varlıkların altın gibi geleneksel güvenli liman araçlarına alternatif değil, daha çok bağımsız ve ayrılmış bir finansal enstrüman grubu olarak değerlendirilebileceğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, altın fiyatlarında meydana gelen şokların kripto piyasaları üzerinde sistematik ve anlamlı bir aktarım mekanizması oluşturmadığı söylenebilir. Bu sonuç, özellikle kriz dönemlerinde yatırımcıların kripto varlıkları güvenli liman olarak konumlandırma davranışlarının sınırlı düzeyde olduğunu ima etmektedir.

Altın şoku ardından, Petrol şokunun etkisine yer verilmiştir.

**Şekil 4.3 Petrol Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi**

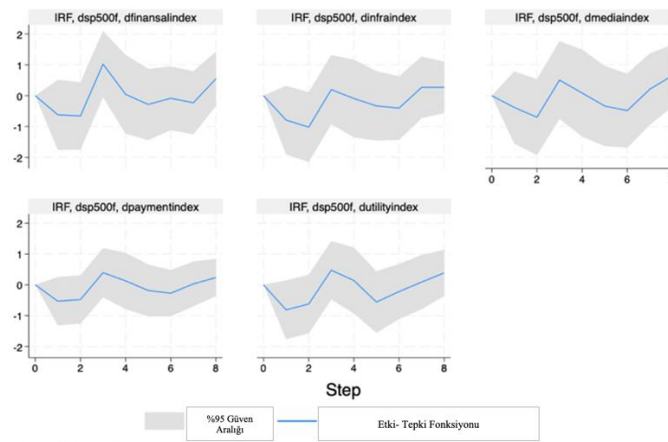


Şekil 4.3’te, petrol fiyatlarında meydana gelen bir birimlik şokun beş farklı kripto para kategorisinin getirilerine olan zamana bağlı etkileri impulse-response fonksiyonları aracılığıyla

analiz edilmiştir. Mavi çizgi beklenen tepkiyi, gri alan ise %95 güven aralığını temsil etmektedir. Özellikle dikkat çeken bulgu, medya Token'leri ve finansal hizmet Token'leri için üçüncü adımda güven aralığının tamamen sıfırın altında kalmasıdır. Bu durum, petrol fiyatlarındaki ani bir artışın her iki kategori üzerinde gecikmeli ve istatistiksel olarak anlamlı bir negatif etki yarattığını göstermektedir. Başka bir ifadeyle, bu iki varlık grubu enerji piyasalarındaki fiyat şoklarına karşı kırılgan bir yapı sergilemekte ve özellikle üçüncü dönemde bu şokun etkisi belirginleşmektedir. Bu tepki, enerji fiyatlarındaki artışın yatırımcı davranışı üzerindeki baskılayıcı etkilerinden veya sermaye yönelimlerinin geleneksel piyasalara kaymasından kaynaklanıyor olabilir. Diğer üç kripto para kategorisi olan altyapı, ödeme ve yardımcı hizmet Token'leri için ise petrol şokunun etkisi tüm dönemler boyunca istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu kategorilerde etki-tepki fonksiyonu sıfıra yakın seyretmekte ve güven aralıkları sıfır çizgisini kapsayarak anlamlılığa ulaşmamaktadır. Bu durum, bu kategorilerin petrol fiyatlarındaki kısa vadeli dalgalanmalardan etkilenmediğini veya daha dirençli bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, medya ve finansal hizmet Token'lerinin enerji piyasası gelişmelerine karşı duyarlılığı dikkat çekerken; altyapı, ödeme ve yardımcı hizmet Token'leri petrol fiyatlarına karşı görece daha bağımsız bir fiyatlama dinamiği sergilemektedir. Bu bulgu, enerji şoklarının kripto para ekosistemi içindeki etkilerinin homojen olmadığını ve kategoriler arası duyarlılık farkının politika yapıcılar ve yatırımcılar açısından dikkate alınması gereken önemli bir unsur olduğunu ortaya koymaktadır.

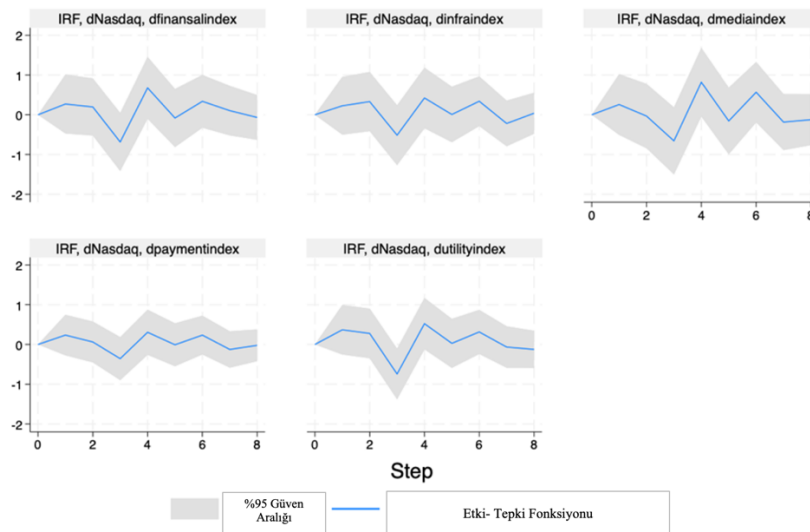
Petrol şoku etkisinden sonra, finansal borsaların etkisi raporlanmıştır.

**Şekil 4.4 SP500F Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi**



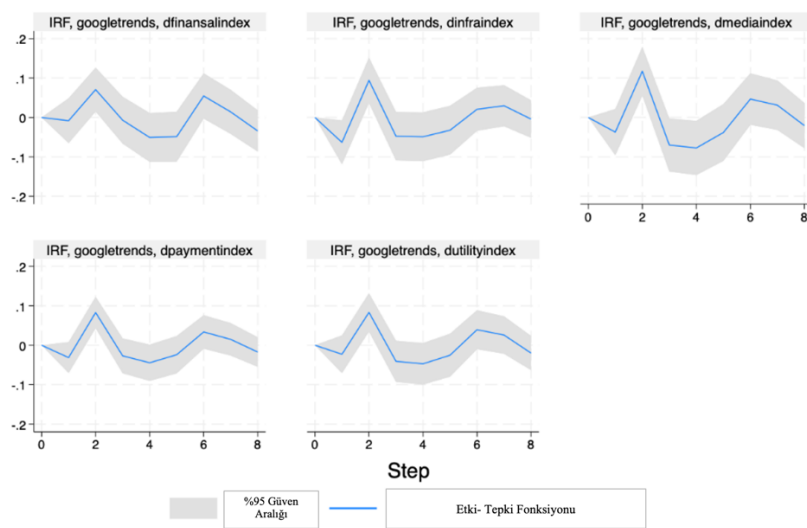
Şekil 4.4'te, S&P500 finansal Endeksinde meydana gelen bir birimlik şokun, beş farklı kripto para kategorisinin getirileri üzerindeki zamana bağlı etkileri impulse-response fonksiyonlarıyla analiz edilmiştir. Mavi çizgi, beklenen tepkiyi; gri alan ise %95 güven aralığını göstermektedir. Grafiklerde öne çıkan temel bulgu, yalnızca finansal hizmet Token'lerinin bu şoka anlamlı bir tepki verdiği'dir. Söz konusu kategoride, ilk iki adımdaki etki istatistiksel olarak anlamlı olup güven aralığı sıfırın dışında kalmaktadır. Bu durum, geleneksel finansal piyasaların oynaklıklarının, merkeziyetsiz finans projeleri gibi finansal hizmet odaklı kripto varlıklar üzerinde kısa vadede belirgin ve yönlü etkiler oluşturduğunu göstermektedir. Bu etki muhtemelen sermaye akımlarının yön değiştirmesi veya finansal risk algısındaki ani değişimlerden kaynaklanmaktadır. Diğer dört kategori olan altyapı, medya, ödeme ve yardımcı hizmet Token'leri için ise impulse-response fonksiyonlarının tamamı güven aralığı içerisinde kalmaktadır. Bu da S&P500 finansal Endeksindeki şokların bu kategorilerde fiyatları istatistiksel olarak anlamlı biçimde etkilemediğini göstermektedir. Bu sonuç, söz konusu kripto para gruplarının geleneksel finansal sistemle daha sınırlı bir entegrasyon içinde olduğunu ve fiyat dinamiklerinin farklı belirleyicilere bağlı olarak şekillendiğini göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, S&P500'deki finansal piyasa kaynaklı şoklar yalnızca finansal hizmet Token'lerini etkilemekte; diğer kategorilerde ise bu şokun belirgin ve anlamlı bir yansıması görülmemektedir. Bu farklılaşma, kripto para piyasası içinde işlevsel ayrımın ne kadar belirgin olduğunu ve bazı alt kategorilerin geleneksel piyasalarla daha entegre hareket ettiğini ortaya koymaktadır.

**Şekil 4.5 NASDAQ Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi**



Şekil 4.5'te, Nasdaq Endeksinde meydana gelen bir birimlik pozitif şokun, beş farklı kripto para kategorisinin getirileri üzerindeki etkileri impulse-response fonksiyonları yardımıyla analiz edilmiştir. Grafiklerde mavi çizgi tepkilerin yönünü ve büyüklüğünü, gri bant ise %95 güven aralığını göstermektedir. Grafiklerin genel yapısı incelendiğinde, Nasdaq Endeksinde meydana gelen şokların tüm kripto para grupları üzerinde anlamlı bir etki üretmediği görülmektedir. Her bir kategoriye ait impulse-response fonksiyonları, ilk birkaç dönemde sınırlı dalgalanma gösterse de, tüm güven aralıkları sıfır eksenini içine almakta ve bu nedenle istatistiksel anlamlılıktan uzaktır. Bu bulgu, Nasdaq'taki kısa vadeli dalgalanmaların kripto piyasası genelinde fiyatları belirleyici biçimde yönlendirmediğini göstermektedir. Bununla birlikte, görsel olarak özellikle medya ve yardımcı hizmet Token'leri kategorilerinde şok sonrası pozitif yönlü sınırlı tepkiler gözlenmektedir; ancak bu tepkilerin güven aralığı istatistiksel anlamlılık eşiğini aşmadığı için yorumlar spekülasyon düzeyinde kalmaktadır. Benzer şekilde, altyapı ve ödeme Token'leri gruplarında da zayıf ve istikrarsız tepkiler söz konusudur. Sonuç olarak, Nasdaq şoklarının kripto para kategorileri üzerinde anlamlı ve kalıcı etkiler üretmediği anlaşılmaktadır. Bu bulgu, Nasdaq Endeksi'nin temsil ettiği teknoloji ağırlıklı geleneksel piyasa yapısının, kripto varlıkların fiyatlaması mekanizması üzerinde doğrudan belirleyici olmadığını ve bu iki piyasadaki fiyatlaması davranışlarının farklı dinamiklerle şekillendiğini ortaya koymaktadır. Bu çerçevede, kripto varlıkların Nasdaq gibi hisse senedi Endekslerinden görece bağımsız hareket ettiği söylenebilir.

**Şekil 4.6 GOOGLETRENDS Şokunun Beş Kripto Para Üzerindeki Etkisi**



Şekil 4.6’te, Google Trends verisinde meydana gelen ani bir artışın, yani kullanıcı ilgisindeki şokun beş farklı kripto para kategorisinin getirileri üzerindeki kısa vadeli etkileri impulse-response fonksiyonlarıyla analiz edilmiştir. Mavi çizgi yatırımcı ilgisine verilen tepkileri, gri alan ise %95 güven aralığını göstermektedir. Grafiklerde dikkat çeken temel bulgu, ilk birim şok sonrasında tüm kategorilerde pozitif yönlü, kısa vadeli ve anlamlı tepkilerin ortaya çıkmasıdır. Özellikle altyapı, medya ve yardımcı hizmet Token’leri, şokun hemen ardından 1. adımdaki tepkilerinde istatistiksel olarak anlamlı düzeye ulaşmaktadır; çünkü bu noktada güven aralığı sıfır çizgisini dışarıda bırakmaktadır. Ödeme ve finansal hizmet Token’leri için de benzer şekilde sınırlı ancak pozitif anlamlı ilk tepkiler gözlemlenmektedir. Bu durum, kripto varlıkların özellikle ani ilgi artışlarına karşı oldukça hızlı ve senkronize tepki verdiğini, yani piyasada spekülative fiyatlama davranışlarının güçlü biçimde devreye girdiğini göstermektedir. İzleyen dönemlerde, etki-tepki fonksiyonları azalarak sönümlenmekte ve güven aralıkları tekrar sıfır çizgisi etrafında dengelenmektedir. Bu durum, kullanıcı ilgisindeki artışın kısa vadeli fiyat sıçramaları yarattığını; ancak bu etkinin kalıcı olmadığını ve piyasada geçici fiyat köpüklerine neden olduğunu göstermektedir. Bu tür tepki örüntüsü, literatürde davranışsal finans çerçevesinde tanımlanan "attention-induced mispricing" kavramı ile uyumlu bir biçimde, yatırımcı ilgisinin fiyatlara geçici yön verdiği bir piyasa yapısını işaret etmektedir (Da et al., 2011). Sonuç olarak, Google Trends şoklarının tüm kripto kategorilerinde ani ve anlamlı fiyat tepkilerine yol açması, bu piyasaların yatırımcı ilgisine yüksek derecede duyarlı olduğunu ve spekülative eğilimlerin fiyat oluşumunda belirleyici rol oynadığını açıkça ortaya koymaktadır. Bu durum, kripto piyasalarının özellikle bilgiye dayalı değil, duygu ve eğilim temelli kararlarla hareket ettiğini ve bu yönüyle rasyonel fiyatlama mekanizmasından uzaklaşabildiğini göstermektedir.

Uygulama bölümünde son olarak uzun vadeli ilişkinin varlığı Granger Nedenselliği ile test edilmiştir. Granger Nedenselliği test sonuçları tablo 4.13’te yer almıştır.

**Tablo 4.13 Granger Nedenselliği Test Sonuçları**

| Denklem (Bağımlı) | (Bağımsız)   | $\chi^2$ İstatistiği | (df) | p-değeri |
|-------------------|--------------|----------------------|------|----------|
| dmediaindex       | dgold        | 9.625                | 4    | 0.408    |
|                   | dPetrol      | 17.999               | 4    | 0.001*   |
|                   | dNasdaq      | 11.139               | 4    | 0.031**  |
|                   | dsp500f      | 1.446                | 4    | 0.907    |
|                   | googletrends | 33.409               | 4    | 0.000*   |
|                   | btc          | 26.196               | 4    | 0.000*   |
|                   | Tümü         | 139.25               | 40   | 0.000*   |
| dutilityindex     | dgold        | 1.23                 | 4    | 0.873    |
|                   | dPetrol      | 10.902               | 4    | 0.028**  |
|                   | dNasdaq      | 16.721               | 4    | 0.015**  |
|                   | dsp500f      | 10.086               | 4    | 0.038**  |
|                   | googletrends | 23.047               | 4    | 0.000*   |
|                   | btc          | 20.165               | 4    | 0.000*   |
|                   | Tümü         | 97.519               | 40   | 0.000*   |
| dinfraindex       | dgold        | 6.687                | 4    | 0.153    |
|                   | dPetrol      | 9.434                | 4    | 0.050**  |
|                   | dNasdaq      | 6.947                | 4    | 0.139    |
|                   | dsp500f      | 3.515                | 4    | 0.476    |
|                   | googletrends | 22.594               | 4    | 0.000*   |
|                   | btc          | 22.832               | 4    | 0.000*   |
|                   | Tümü         | 102.75               | 40   | 0.000*   |
| dfinansalindex    | dgold        | 1.663                | 4    | 0.797    |
|                   | dPetrol      | 1.441                | 4    | 0.909    |
|                   | dNasdaq      | 10.902               | 4    | 0.028**  |
|                   | dsp500f      | 15.184               | 4    | 0.026**  |
|                   | googletrends | 10.084               | 4    | 0.039**  |
|                   | btc          | 10.497               | 4    | 0.033**  |
|                   | Tümü         | 92.494               | 40   | 0.000*   |
| dpaymentindex     | dgold        | 2.192                | 4    | 0.701    |
|                   | dPetrol      | 16.921               | 4    | 0.014**  |
|                   | dNasdaq      | 16.284               | 4    | 0.018**  |
|                   | dsp500f      | 4.605                | 4    | 0.330    |
|                   | googletrends | 23.183               | 4    | 0.000*   |
|                   | btc          | 25.422               | 4    | 0.000*   |
|                   | Tümü         | 100.35               | 40   | 0.000*   |

\* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. \*\* %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 4.13'te her bir kripto para sınıfına karşılık gelen endekslerin (mediaindex, utilityindex, infraindex, finansalindex, paymentindex) bağımlı değişken olarak ele alındığı Granger nedensellik testlerine ilişkin Wald istatistiklerini ve bunlara ait anlamlılık düzeylerini içermektedir. Her bir bağımlı değişken için altı adet bağımsız değişkenin (altın, petrol, NASDAQ, S&P500, Google Trends ve Bitcoin) nedensellik yönünden etkileri ayrı ayrı test edilmiştir. Elde edilen bulgular, işlevsel sınıflar arasında belirgin ayrışmalar olduğunu göstermekle birlikte, belirli dışsal faktörlerin neredeyse tüm sınıflar üzerinde istatistiksel olarak anlamlı nedensellik ilişkileri kurduğunu ortaya koymaktadır.

Mediaindex için sonuçlar değerlendirildiğinde, altın hariç tüm değişkenlerin istatistiksel olarak anlamlı nedensellik ilişkisi sunduğu görülmektedir. Özellikle Google Trends ( $p=0.000$ ) ve Bitcoin ( $p=0.000$ ) değişkenleri medya Token'lerinin fiyatlamaında çok güçlü belirleyiciler olarak öne çıkmaktadır. Utilityindex için altın yine anlamlı bir nedensellik oluşturmazken, diğer tüm değişkenler (petrol, NASDAQ, S&P500, Google Trends, BTC) anlamlı bulunmuştur; bu durum fayda sağlayıcı Token'lerin geniş çaplı makro-finance duyarlılığa sahip olduğunu göstermektedir.

Infraindex özelinde ise petrol ( $p=0.050$ ), Google Trends ( $p=0.000$ ) ve Bitcoin ( $p=0.000$ ) değişkenleri anlamlı çıkarken, altın, NASDAQ ve S&P500 için anlamlılık bulunmamaktadır. Bu sonuç, altyapı Token'lerinin daha sınırlı ve seçici bir dışsal duyarlılığa sahip olduğunu göstermektedir. Finansalindex için ise dikkat çekici biçimde altın ve petrol etkisiz kalırken, borsa endeksleri (NASDAQ ve SP500), Google Trends ve Bitcoin anlamlı nedensellik ilişkileri sunmaktadır. Bu durum, finansal hizmet Token'lerinin özellikle teknoloji ağırlıklı endekslerle daha senkronize hareket ettiğini düşündürmektedir.

Son olarak Paymentindex için ise petrol ( $p=0.014$ ), NASDAQ ( $p=0.018$ ), Google Trends ( $p=0.000$ ) ve Bitcoin ( $p=0.000$ ) anlamlı iken, altın ve S&P500 istatistiksel olarak anlamlı değildir. Ödeme Token'lerinin özellikle enerji ve teknoloji piyasalarındaki gelişmelerden ve kullanıcı ilgisinden daha çok etkilendiği anlaşılmaktadır.

Tüm bu değerlendirmeler sonucunda, işlevsel farklılıklar bazı sınıflarda daha net bir biçimde ortaya çıksa da Google Trends ve Bitcoin değişkenlerinin her bir token sınıfı üzerinde

anlamalı etkiler yarattığı, yani piyasa genelinde yatırımcı ilgisi ve piyasa yönüyle ilgili ortak dinamiklerin baskın olduğu görülmektedir.



## SONUÇ

Bu tez çalışması, kripto para piyasasında yer alan dijital varlıkların işlevsel sınıflandırmalarına dayalı olarak dışsal ekonomik ve finansal şoklara verdikleri tepkilerin ampirik bir düzlemde analiz edilmesini amaçlamıştır. Bu bağlamda, Kraken Borsası tarafından önerilen ödeme, finansal, altyapı, fayda sağlayıcı ve medya Token'lerinden oluşan beşli sınıflandırma temel alınmış; söz konusu grupların fiyat davranışları, yatırım kararları ve portföy çeşitlendirmesi açısından taşıdığı anlam analiz edilmiştir (Kraken, 2021). Çalışma kapsamında 2023–2025 dönemine ait haftalık veri seti kullanılmış, seriler Yahoo Finance API ve Google Trends üzerinden Python ve Stata programları aracılığıyla toplanarak analiz edilmiştir. Uygulama aşamasında ADF testi ile serilerin durağanlığı sınanmış, ardından Vektör Otoregresif (VAR) modelleri yardımıyla Granger nedensellik ilişkileri ve etki tepki fonksiyonları incelenmiş, nihayetinde SUR ve Wald testleri aracılığıyla farklı token sınıflarının şoklara verdiği tepkiler karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Analiz sonuçları, kripto para piyasasında işlevsel farklılıklar taşıyan token grupları arasında belirli ölçülerde tepkisel ayrışma bulunsa da kolektif şoklara karşı büyük ölçüde bütünleşik yanıtlar üretildiğini ortaya koymuştur. Özellikle petrol, altın ve hisse senedi endekslerinden gelen şokların tüm sınıflar üzerinde benzer yönlü ve zamansal etki yarattığı, bu durumun ise piyasaların spekülative karakteriyle açıklanabileceği anlaşılmaktadır. Kristoufek (2013) ve Bouri vd. (2022) gibi çalışmalarda da vurgulanan bu spekülative yapının, kripto varlıkların güvenli liman ya da portföy dengeleyici işlevlerini sınırlandırdığı görülmektedir. Bununla birlikte, altyapı ve fayda sağlayıcı token'lar gibi belirli grupların şoklara daha geç veya daha sınırlı tepki verdiği, pazarlama harcamalarının yoğunlaştığı medya ve ödeme Token'lerinin ise Google Trends değişkeniyle daha yüksek duyarlılık sergilediği tespit edilmiştir. Bu bulgular, özellikle dijital reklam stratejileri, hedefli sponsorluk kampanyaları ve içerik tabanlı kullanıcı etkileşimi açısından medya Token'lerinin farklılaşan yapısını somutlaştırmaktadır (Sabalionis vd, 2021).

Elde edilen bulgular, literatürde yer alan Kristoufek (2013), Bouri vd. (2022) ve Sabalionis vd. (2021) gibi çalışmalarla büyük ölçüde örtüşmektedir. Bu çalışmalarda da vurgulandığı gibi, kripto para piyasası yüksek düzeyde spekülative bir karaktere sahip olup, yatırımcı ilgisindeki ani dalgalanmalara karşı aşırı duyarlılık göstermektedir. Özellikle bu

tezde, Google Trends verisine karşı tüm token gruplarının hızlı ve istatistiksel olarak anlamlı tepkiler verdiği tespit edilmiş, bu bulgu davranışsal fiyatlama dinamiklerinin piyasa genelinde geçerli olduğunu ortaya koymuştur. Ayrıca Nasdaq ve SP500 gibi geleneksel finansal göstergeler karşısında ise sınırlı ve kısa vadeli etkiler gözlemlenmiştir; bu durum, kripto varlıkların geleneksel piyasa faktörlerine karşı zayıf bağlarla tepki verdiğini göstermektedir.

Literatürde Jana ve Sahu'dan (2023) farklı olarak, bu çalışmada token grupları işlevsel temelde ayrıştırılarak analiz edilmiştir. Ancak, şoklara verilen tepkilerin büyük ölçüde senkronize olması ve kategoriler arası yüksek korelasyon düzeyi, fonksiyonel ayrımın yatırım stratejileri açısından henüz yeterince belirleyici olmadığını göstermektedir. Bu yönüyle çalışma, Sabalioni vd. (2021) gibi içerik temelli ayrımların, yatırımcı ilgisi ve dijital medya stratejileri ile daha güçlü ilişkili olduğunu, altyapı veya finansal işlevler kadar anlamlı bir ekonomik ayrışma yaratmadığını da göstermektedir.

SUR regresyonu sonuçları incelendiğinde, her bir kripto para kategorisinin dışsal değişkenlere karşı duyarlılığının farklılaştığı görülmektedir. Regresyon katsayıları, özellikle Nasdaq, SP500 ve Google Trends gibi piyasa ilgisi göstergelerinin medya, yardımcı hizmet ve finansal hizmet Token'leri üzerinde anlamlı etkiler yarattığını ortaya koymaktadır. Google Trends değişkeni tüm denklemlerde pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş, bu da kullanıcı ilgisinin kripto getirileri üzerinde sistematik bir belirleyici olduğunu göstermiştir. Öte yandan, petrol ve altın gibi reel varlıklara yönelik etkiler daha sınırlı ya da kategorilere göre değişen yönlerde olmuştur. Breusch-Pagan testi sonuçları da hata terimleri arasında güçlü korelasyon olduğunu göstermiş ve SUR yaklaşımının kullanımını ampirik olarak desteklemiştir.

VAR modeline ilişkin bulgular, kripto para gruplarının zaman içerisindeki dinamik tepkilerini anlamaya olanak tanımıştır. Modele dair gecikmeli değişken katsayıları, özellikle bazı dışsal değişkenlerin belirli kategoriler üzerinde zamanla anlamlı etkiler ürettiğini ortaya koymuştur. Google Trends'in ikinci ve üçüncü gecikmeleri, Nasdaq'ın dördüncü gecikmesi ve Bitcoin fiyatlarının çeşitli dönemlerdeki etkileri bu kapsamda dikkat çekmiştir. Bununla birlikte, bazı gruplarda kendi geçmiş değerlerinin bile anlamlı etkiler üretmemesi, fiyatların içsel süreklilikten ziyade dışsal uyarıcılara bağımlı olduğunu göstermiştir. Dört gecikmeli

yapının istikrar koşullarını sağladığı, ters karakteristik kök analizinde birim çemberin içinde kalan tüm köklerle doğrulanmıştır.

Etki tepki fonksiyonu analizleri, kısa vadeli fiyat hareketlerinin davranışsal yönünü ortaya koymuştur. Özellikle Google Trends şoku karşısında beş grubun da anlık ve istatistiksel olarak anlamlı tepkiler üretmesi, piyasanın yatırımcı ilgisine son derece hassas olduğunu göstermektedir. Bu tepkiler 1. veya 2. adımda ortaya çıkmakta, ardından hızla sönümlenmektedir. Petrol fiyatı şokunun medya ve finansal token'lar üzerindeki üçüncü adım etkisi anlamlıdır, bu da bazı grupların reel piyasa gelişmelerine sınırlı duyarlılığı olduğunu göstermektedir. Diğer taraftan, Nasdaq ve SP500 gibi finansal piyasa göstergeleri karşısında çoğu kategori anlamsız ya da kısa süreli tepkiler üretmiştir.

Sonuç olarak, hem regresyon katsayıları hem zaman serisi dinamikleri hem de impulse-response bulguları, kripto para piyasalarının spekülasyon yapısını kuvvetle ortaya koymaktadır. Fiyatların yatırımcı ilgisindeki dalgalanmalara karşı yüksek hassasiyetle tepki vermesi, ancak geleneksel piyasa şokları veya makroekonomik göstergelere karşı çoğunlukla tepkisiz kalması, bu varlık sınıfının davranışsal ve beklenti odaklı fiyatlandığını göstermektedir. Özellikle Google Trends verisine verilen hızlı, ani ve geçici tepkiler, kripto piyasalarında rasyonel olmayan fiyatlamaların, yani aşırı duyarlılık ya da dijital sürü davranışının baskın olduğunu göstermektedir. Bu bulgular, kripto varlıkların klasik finansal modelleme yaklaşımlarından ziyade davranışsal finans çerçevesinde analiz edilmesinin daha yerinde olacağına işaret etmektedir.

Bu çalışmadan elde edilen bulgular ışığında, bazı öneri ve değerlendirmeler aşağıda sunulmuştur:

Öncelikle, kripto para piyasasının spekülasyon yapısı literatürde sıklıkla vurgulanan bulgularla örtüşmektedir. Özellikle Kristoufek (2013), Urquhart (2016) ve Dyhrberg (2016) gibi çalışmalarda da belirtildiği üzere, yatırımcı ilgisi ve piyasa duyarlılığı kripto fiyatları üzerinde belirleyici bir etkiye sahiptir. Bu tezde ulaşılan sonuçlar da, Google Trends verisine verilen ani ve anlamlı tepkiler, diğer geleneksel piyasa şoklarına kıyasla çok daha güçlü ve hızlı gerçekleştiği için, kripto varlıkların davranışsal fiyatlama mekanizmalarına duyarlı olduğunu doğrulamaktadır.

Bu çerçevede, her ne kadar bu çalışmada kripto para piyasası beş ayrı işlevsel kategoriye ayrılmış ve bunlar ayrıışık biçimde analiz edilmiş olsa da, şoklara verilen tepkilerin büyük ölçüde senkronize olması, bu varlıkların hala bütünleşik bir piyasa mantığıyla işlem gördüğünü göstermektedir. Kategoriler arasında belirli yapısal ayrışmalar bulunsa da, özellikle yatırımcı ilgisi gibi davranışsal değişkenler karşısında tüm grupların benzer yönlü ve benzer zamanlı tepkiler vermesi, piyasada hâlen sektörel farklılıkların tam olarak yerleşmediğini ortaya koymaktadır.

Bu nedenle, yatırım stratejisi açısından, her bir kripto para kategorisini ayrı varlıkmiş gibi ele alıp portföy çeşitlendirmesi yapmak şu aşamada rasyonel görünmemektedir. Kategoriler arasındaki yüksek korelasyon ve ortak spekülâtif dinamikler, bu ayrıştırmının henüz yeterince anlamlı ve sürdürülebilir olmadığını göstermektedir. Bunun yerine, yatırımcıların tüm kripto para piyasasını tek bir yüksek riskli ve yüksek volatiliteye sahip varlık sınıfı olarak görmeleri hem getiri beklentilerini yönetme hem de risk kontrolü açısından daha sağlıklı olacaktır.

Bununla birlikte, uzun vadede piyasanın olgunlaşmasıyla birlikte proje temelli ve fonksiyonel ayrışmaların daha belirgin hale gelmesi beklenebilir. Bu durum gerçekleştiğinde, altyapı, finansal hizmet veya medya gibi sektörlere özgü yatırım temaları geliştirilebilir. Ancak mevcut yapıda, kategorik ayrım daha çok analitik sınıflandırma amacı taşımakta, yatırım stratejisi açısından henüz somut bir çeşitlilik imkânı sunmamaktadır.

Çalışmada, kripto paraların işlevsel sınıflarına göre dışsal ekonomik ve finansal şoklara verdikleri tepkilerin farklılaştığını, özellikle ödeme ve fayda sağlayıcı token gruplarının altın, petrol, borsa endeksleri ve internet arama yoğunluğu gibi dışsal değişkenlere karşı diğer sınıflara kıyasla daha düşük düzeyde duyarlılık gösterdiği ortaya koyulmuştur. Bu durum, söz konusu iki sınıfın görelî fiyat istikrarı nedeniyle yatırım portföylerinde riskten kaçınma ve korunma amacıyla değerlendirilebileceğine işaret etmektedir. Özellikle, fayda sağlayıcı token'lerin belirli bir hizmete erişim aracı olarak somut kullanım temeline dayanması ve ödeme token'lerinin sınırlı arz yapısı nedeniyle spekülâtif dalgalanmalara karşı daha dirençli olduğu görülmektedir. Corbet vd (2018) tarafından da ifade edildiği üzere, bazı dijital varlıklar kriz dönemlerinde geleneksel finansal araçlarla ters yönlü hareket ederek güvenli liman işlevi üstlenebilmektedir. Bu çerçevede, yatırımcılar için önerilebilecek strateji; yüksek belirsizlik,

enflasyonist baskı ve piyasa oynaklığının arttığı dönemlerde ödeme ve fayda sağlayıcı token gruplarına yönelerek portföylerini çeşitlendirmek ve sistematik risklerden korunmaktır. Bu sonuçlar, token sınıflarının yalnızca teknolojik veya işlevsel farklılıklarına göre değil, aynı zamanda makroekonomik koşullarla kurdukları etkileşim düzeyine göre de yatırım kararlarında ayrı ayrı değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır.

Bulgular ayrıca, medya ve altyapı token'lerinin dışsal şoklara karşı daha duyarlı hareket ettiğini, bu grupların yatırım açısından daha yüksek getiri potansiyeline sahip olmakla birlikte daha yüksek oynaklık riski barındırdığını ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, bu sınıflar spekülasyon kazanç beklentisiyle kısa vadeli pozisyon alan yatırımcılar için cazip olabilecekken, riskten kaçınan ve uzun vadeli getiri istikrarı arayan yatırımcılar açısından daha temkinli yaklaşılması gereken varlıklar olarak değerlendirilebilir. Özellikle altyapı token'lerinin teknoloji geliştirme ve ağ genişleme süreçlerinden doğrudan etkilendiği; medya token'lerinin ise sosyal duyarlılık, kullanıcı etkileşimi ve piyasa söylemlerine karşı oldukça hassas olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, yatırımcıların sadece fiyat grafiklerine değil, aynı zamanda token sınıflarının işlevsel yapısına, arz-talep dengesine, kullanım alanına ve kullanıcı tabanının gelişim hızına da dikkat etmeleri gerektiği açıktır.

Ayrıca, sınıflar arası şoklara verilen tepkilerin istatistiksel olarak anlamlı ölçüde farklılık göstermesi, bu varlıkların birbirlerinin yerine ikame edilemeyeceğini, dolayısıyla kripto paraların “tek bir bütün” olarak değerlendirilmesinin yatırım kararları açısından yanıltıcı olabileceğini göstermektedir. Bu sonuçlar ışığında, yatırımcılar için önerilecek temel stratejilerden biri, yalnızca tek bir token türüne yönelmek yerine farklı sınıflardan oluşan dengeli bir dijital portföy yapılandırmak; böylelikle sistematik riskleri azaltmak ve piyasa oynaklığı karşısında daha dirençli bir pozisyon almaktır. Özellikle ödeme ve fayda sağlayıcı token'ler, portföyün durağan kısmını oluşturabilirken; finansal, medya ve altyapı token'leri daha yüksek getiri arayışı içinde olan yatırımcılar tarafından dinamik bileşenler olarak değerlendirilebilir. Bu tür çok katmanlı portföy stratejileri, literatürde Corbet vd (2019) ve Bouri vd (2022) tarafından da önerildiği üzere, geleneksel finansal piyasalarda uygulanan varlık tahsisi ilkelerinin kripto varlıklar için yeniden yorumlanması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Son olarak, kripto varlıkların henüz kurumsallaşmamış yapısı, regülasyon eksikliği ve piyasa olgunluğunun sınırlılığı gibi unsurlar dikkate alındığında, yatırımcıların yalnızca

ekonomik göstergelere değil, aynı zamanda yasal çerçevelerdeki gelişmelere, merkeziyetsiz yapıların olgunlaşma düzeyine ve platformların güvenilirliğine de dikkat etmeleri gerekmektedir. Özellikle Avrupa Birliği'nin 2023 yılında yürürlüğe soktuğu Kripto Varlık Piyasaları Düzenlemesi (MiCA) gibi küresel regülasyon girişimleri, belirli token gruplarına yasal statü kazandırmakta ve yatırım güvenliğini artırmaktadır (European Commission, 2023). Bu bağlamda, yatırımcılar sadece piyasa analizleriyle değil, aynı zamanda regülasyon takibi, proje değerlendirmesi ve kullanıcı tabanı gelişimi gibi çok yönlü kriterlerle karar vermelidir. Böylece, kripto para piyasasında karşı karşıya kalınabilecek sistemik riskler en aza indirilebilir, uzun vadeli finansal sürdürülebilirlik sağlanabilir.

Bu bulgular ışığında, politika yapıcılar, yatırımcılar ve platform geliştiricilere yönelik olarak aşağıdaki öneriler sunulabilir:

- **Düzenleyici Kurumlar:** Kripto para piyasasında sınıflar arası fiyat tepkilerinin büyük ölçüde homojenleşmiş olması ve özellikle medya ve altyapı token'lerinde gözlenen yüksek oynaklık, düzenleyici çerçevenin yalnızca teknik değil, davranışsal göstergeleri de kapsayacak biçimde genişletilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, yatırımcıların irrasyonel eğilimlere açık yapısı dikkate alınarak, finansal okuryazarlık odaklı eğitim programları, şeffaflık artırıcı kamusal veri platformları ve özellikle sosyal medya kaynaklı yönlendirmelere karşı duyarlı erken uyarı sistemleri geliştirilmelidir. Google Trends gibi arama yoğunluğu temelli davranışsal göstergeler, piyasa duyarlılığını ölçen öncü göstergeler olarak regülasyon temelli risk izleme araçlarına entegre edilebilir. Ayrıca algoritmik yatırım kararlarını manipülasyona açık hale getiren otomatik işlem sistemlerinin sınırlandırılması ya da denetlenmesi de yatırımcı korunması açısından kritik bir adımdır.

- **Yatırımcılar:** Çalışma bulguları, işlevsel sınıflandırmaların henüz yatırım kararlarında belirleyici düzeyde farklılık yaratmadığını, özellikle kriz anlarında token fiyatlarının birlikte hareket ettiğini ortaya koymaktadır. Bu nedenle, yatırımcıların kripto paraları birbirinden yalıtılmış, bağımsız varlıklar olarak değil; bütünleşik ve yüksek riskli bir piyasa davranışı içerisinde değerlendirmeleri gerekmektedir. Portföy düzeyinde anlamlı bir risk azaltımı sağlamak isteyen yatırımcılar açısından, kripto varlıkların geleneksel finansal araçlarla (örneğin altın, devlet tahvili, hisse senedi)

birlikte değerlendirildiği çok katmanlı çeşitlendirme stratejileri daha rasyonel olacaktır. Özellikle ödeme ve fayda sağlayıcı token'lerin görece istikrarlı yapısı dikkate alınarak, bu varlıkların portföyün temel taşıyıcı bileşenleri olarak konumlandırılması; diğer yüksek oynaklığa sahip sınıfların ise sınırlı oranlarda, spekülative nitelikli varlıklar olarak portföye dahil edilmesi önerilmektedir.

- **Platform Geliştiriciler ve Medya Token Projeleri:** Medya temelli token'lerin Google Trends gibi davranışsal göstergelerle güçlü ilişki içinde olması, bu projelerde kullanıcı etkileşimi, içerik üretimi ve topluluk katılımına dayalı algoritmaların önemini artırmaktadır. Bu nedenle medya token projeleri, yalnızca teknik altyapı yatırımlarıyla değil, aynı zamanda duyarlılık temelli veri analitiği sistemleriyle de desteklenmelidir. Kullanıcı ilgisini ölçen, zamanlama ve içerik türüne göre dinamik biçimde reklam ve ödül stratejileri oluşturan algoritmik sistemler geliştirilmelidir. Aynı zamanda, sponsorlu içeriklerin piyasa değerlemesi üzerindeki etkisini denetleyecek şeffaflık ilkeleri tesis edilmeli; kullanıcı tabanının organik büyümesini önceleyen modeller teşvik edilmelidir.

- **Akademik Araştırmalar:** İşlevsel sınıflandırmaların, yatırımcı davranışları ve piyasa psikolojisi ile etkileşimli biçimde yeniden tanımlanması gereklidir. Özellikle fayda sağlayıcı ve medya token'lerindeki fiyat dinamiklerinin, teknik kullanım değerinden ziyade kullanıcı sayısı, etkileşim yoğunluğu ve sosyal medya duyarlılığı gibi değişkenlerle şekillendiği göz önüne alındığında, davranışsal temelli yeni sınıflandırma modellerinin geliştirilmesi önemli bir araştırma alanı olarak ortaya çıkmaktadır. Bu çerçevede, sosyal medya içeriklerinden türetilmiş duyarlılık göstergeleri, forum analizleri, etkileşim yoğunluğu ölçümleri ve algoritmik haber endeksleri gibi değişkenlerin ekonomi temelli modellere entegre edildiği ampirik çalışmalar literatüre önemli katkılar sağlayacaktır. Ayrıca, fonksiyonel sınıfların kriz dönemlerinde gösterdiği yapısal tepkileri karşılaştırmalı olarak ele alan çok dönemli ve yüksek frekanslı veri analizleri, piyasanın spekülative doğasının derinlemesine anlaşılmasını mümkün kılacaktır.

Sonuç olarak bu çalışma, kripto para piyasasının davranışsal ve kolektif fiyatlama eğilimlerini işlevsel sınıflandırmalar çerçevesinde değerlendiren bütüncül bir çerçeve sunmuş;

piyasada gözlenen spekülâtif bütünleşmenin, geleneksel finansal teorilerden ziyade davranışsal finans perspektifiyle analiz edilmesinin daha uygun olacağını ampirik olarak ortaya koymuştur. Piyasanın kurumsal olgunluğa erişmesiyle birlikte, fonksiyonel kategorilerin ekonomik anlamının artması ve bu grupların farklı piyasa şoklarına karşı daha belirgin tepkiler üretmesi beklenmektedir.



## KAYNAKÇA

- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., Lucey, B. M., & Sensoy, A. (2021). Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID–19 crisis? *Economic Modelling*, 102, 105588. <https://doi.org/10.1016/J.ECONMOD.2021.105588>
- Al-Shboul, M., Assaf, A., & Mokni, K. (2022). When bitcoin lost its position: Cryptocurrency uncertainty and the dynamic spillover among cryptocurrencies before and during the COVID-19 pandemic. *International Review of Financial Analysis*, 83, 102309. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102309>
- Alonso-Monsalve, S., Suárez-Cetrulo, A. L., Cervantes, A., & Quintana, D. (2020). Convolution on neural networks for high-frequency trend prediction of cryptocurrency exchange rates using technical indicators. *Expert Systems with Applications*, 149, 113250. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2020.113250>
- Antonopoulos, A. M., & Wood, G. (2018). *Mastering Ethereum: Building Smart Contracts and DApps*. O'Reilly Media.
- Arner, D. W., Barberis, J., & Buckley, R. P. (2017). FinTech, RegTech and the reconceptualization of financial regulation. *Northwestern Journal of International Law and Business*, 37(3), 371–414.
- Auer, R., Farag, M., Lewrick, U., Orazem, L., & Zoss, M. (2022). Banking in the shadow of Bitcoin? The institutional adoption of cryptocurrencies. *Bank for International Settlements*.
- Baur, D. G., & Lucey, B. M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *Financial Review*, 45(2), 217–229.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). *Investments* (10th ed.). McGraw-Hill Education.
- Bouri, E., Jalkh, N., & Uddin, G. S. (2022). Asymmetric connectedness between gold and cryptocurrencies during COVID-19: Evidence from quantile cross-spectral approach. *Resources Policy*, 76, 102589. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.102589>.
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?, *Finance Research Letters*, 20, 192–198. <https://doi.org/10.1016/J.FRL.2016.09.025>

- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B., & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of Economic Perspectives*, 29(2), 213–238.
- Bullmann, D., Klemm, J., & Pinna, A. (2019). In search for stability in crypto-assets: Are stablecoins the solution? *European Central Bank Occasional Paper Series*, No. 230.
- Buterin, V. (2014). *A Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform*. Ethereum White Paper.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press.
- Catalini, C., & Gans, J. S. (2016). Some Simple Economics of the Blockchain. *MIT Sloan Research Paper No. 5191-16*.
- Cavalli, S., & Amoretti, M. (2021). CNN-based multivariate data analysis for bitcoin trend prediction. *Applied Soft Computing*, 101, 107065. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2020.107065>
- Chaum, D. (1983). Blind signatures for untraceable payments. *Advances in Cryptology*, 199–203.
- Chen, N. F., Roll, R., & Ross, S. A. (1986). Economic forces and the stock market. *Journal of Business*, 59(3), 383–403.
- Chowdhury, M. A. F., Abdullah, M., Alam, M., Abedin, M. Z., & Shi, B. (2023). NFTs, DeFi, and other assets efficiency and volatility dynamics: An asymmetric multifractality analysis. *International Review of Financial Analysis*, 87, <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102642>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, d'Artis. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173–195. <https://doi.org/10.1016/J.INTFIN.2017.11.001>
- Conrad, C., Custovic, A., & Ghysels, E. (2018). Long- and Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis. *Journal of Risk and Financial Management* 2018, Vol. 11, Page 23, 11(2), 23. <https://doi.org/10.3390/JRFM11020023>

- Corbet, S., Larkin, C., & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 101554. <https://doi.org/10.1016/J.FRL.2020.101554>
- Corbet, S., Lucey, B. M., & Yarovaya, L. (2019). The financial market effects of cryptocurrency energy usage. *Energy Economics*, 81, 621–628.
- Corbet, S., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). The volatility-generating effects of major cryptocurrency events. *Finance Research Letters*, 26, 81–88.
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2018). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182–199.
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28–34. <https://doi.org/10.1016/J.ECONLET.2018.01.004>
- Dastgir, S., Demir, E., Downing, G., Gozgor, G., & Lau, C. K. M. (2019). The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copula-based Granger causality test. *Finance Research Letters*, 28, 160–164. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.019>
- 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. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- Dutta, A., Das, D., Jana, R. K., & Vo, X. V. (2020). COVID-19 and oil market crash: Revisiting the safe haven property of gold and Bitcoin. *Resources Policy*, 69, 101816. <https://doi.org/10.1016/J.RESOURPOL.2020.101816>
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Dyhrberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139–144. <https://doi.org/10.1016/J.FRL.2015.10.025>
- European Commission. (2023). *Regulation (EU) 2023/1114 on Markets in Crypto-assets (MiCA)*.

- Fama, E. F., & French, K. R. (1989). Business conditions and expected returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 25(1), 23–49.
- FCA. (2022). *Cryptoasset consumer research: Tracking the market*. Financial Conduct Authority Reports.
- FINMA. (2018). *Guidelines for enquiries regarding the regulatory framework for initial coin offerings (ICOs)*.
- Field, A. (2000). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. Sage Publications.
- Frisby, D. (2014). *Bitcoin: The Future of Money?* Unbound Publishing.
- Fry, J., & Cheah, E. T. (2016). Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 47, 343–352. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2016.02.008>
- FSA. (2021). *Guidelines for Crypto-Asset Exchange Service Providers*. Financial Services Agency of Japan.
- Gans, J. S., & Halaburda, H. (2015). Some economics of private digital currency. In D. Lee Kuo Chuen (Ed.), *Handbook of Digital Currency*, Elsevier.
- Ghorbel, A., Loukil, S., & Bahloul, W. (2022). Connectedness between cryptocurrencies, gold and stock markets in the presence of the COVID-19 pandemic. *European Journal of Management and Business Economics*, 33(4), 466–487. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-10-2021-0281/FULL/PDF>
- Gil-Alana, L. A., Abakah, E. J. A., & Rojo, M. F. R. (2020). Cryptocurrencies and stock market indices. Are they related?. *Research in International Business and Finance*, 51, 101063. <https://doi.org/10.1016/J.RIBAF.2019.101063>
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- Greene, W. H. (2018). *Econometric analysis* (8th ed.). Pearson Education.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431–437. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2018.03.004>

- Hamilton, J. D. (2009). Causes and consequences of the oil shock of 2007–08. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2009(1), 215–261.
- Hasan, S. H., Hasan, S. H., Ahmed, M. S., & Hasan, S. H. (2022). A novel cryptocurrency prediction method using optimum cnn. *Computers, Materials and Continua*, 71(1), 1051–1063. <https://doi.org/10.32604/CMC.2022.020823>
- Howell, S. T., Niessner, M., & Yermack, D. (2020). Initial coin offerings: Financing growth with cryptocurrency token sales. *Review of Financial Studies*, 33(9), 3925–3974.
- Huynh, T. L. D., Hille, E., & Nasir, M. A. (2020). Diversification in the age of the 4th industrial revolution: The role of artificial intelligence, green bonds and cryptocurrencies. *Technological Forecasting and Social Change*, 159, 120188. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2020.120188>
- Jana, S., & Sahu, T. N. (2023). Can diversification be improved by using cryptocurrencies? Evidence from Indian equity market. *Journal of Financial Economic Policy*, 15(6), 573–595. <https://doi.org/10.1108/JFEP-02-2023-0047>.
- Ji, Q., Zhang, D., & Zhao, Y. (2020). Searching for safe-haven assets during the COVID-19 pandemic. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101526. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2020.101526>
- Kaneko, Y. (2021). A time-series analysis of how Google Trends searches affect cryptocurrency prices for decentralized finance and non-fungible tokens. *2021 International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*. <https://doi.org/10.1109/ICDMW53433.2021.00035>
- Katsiampa, P. (2019). An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 50, 322–335. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.06.004>.
- Klein, T., Pham Thu, H., & Walther, T. (2018). Bitcoin is not the New Gold – A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 59, 105–116. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2018.07.010>
- Kraken (2021). *Understanding Token Categories: A Guide for Investors*. Kraken Intelligence Report.

- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific Reports*, 3, 3415. <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Kyriazis, N., Papadamou, S., Tzeremes, P., & Corbet, S. (2023). The differential influence of social media sentiment on cryptocurrency returns and volatility during COVID-19. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 89, 307–317. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2022.09.004>
- Le, T. L., Abakah, E. J. A., & Tiwari, A. K. (2021). Time and frequency domain connectedness and spill-over among fintech, green bonds and cryptocurrencies in the age of the fourth industrial revolution. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120382. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2020.120382>
- Livieris, I. E., Kiriakidou, N., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2021). An Advanced CNN-LSTM Model for Cryptocurrency Forecasting. *Electronics* 2021, Vol. 10, Page 287, 10(3), 287. <https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS10030287>
- Matic, J. L., Packham, N., & Härdle, W. K. (2023). Hedging cryptocurrency options. *Review of Derivatives Research*, 26(1), 91–133. <https://doi.org/10.1007/s11147-023-09194-6>.
- Milutinović, M. (2018). Cryptocurrency. *Ekonomika*, 64(1), 95–120. <https://doi.org/10.5937/ekonomika1801105M>
- Moore, T., & Christin, N. (2013). Beware the middleman: Empirical analysis of Bitcoin-exchange risk. *Financial Cryptography and Data Security*, 25–33.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*.
- Ortu, M., Uras, N., Conversano, C., Bartolucci, S., & Destefanis, G. (2022). On technical trading and social media indicators for cryptocurrency price classification through deep learning. *Expert Systems with Applications*, 198, 116804. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2022.116804>
- Peng, P., Chen, Y., Lin, W., & Wang, J. Z. (2024). Attention-based CNN–LSTM for high-frequency multiple cryptocurrency trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 237, 121520. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2023.121520>

- Philippas, D., Rjiba, H., Guesmi, K., & Goutte, S. (2019). Media attention and Bitcoin prices. *Finance Research Letters*, 30, 37–43. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.031>
- Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013). Quantifying trading behavior in financial markets using Google Trends. *Scientific Reports*, 3, 1684. <https://doi.org/10.1038/srep01684>
- Proelss, J., Sévigny, S., & Schweizer, D. (2023). GameFi: The perfect symbiosis of blockchain, tokens, DeFi, and NFTs? *International Review of Financial Analysis*, 90, 102916. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102916>
- Rathee, N., Ankita Singh, Sharda, T., Goel, N., Mansi Aggarwal, & Dudeja, S. (2023). Analysis and price prediction of cryptocurrencies for historical and live data using ensemble-based neural networks. *Knowledge and Information Systems*, 65(10), 4055–4084. <https://doi.org/10.1007/S10115-023-01871-0/FIGURES/22>
- Sabalionis, A., Wang, W., & Park, H. (2021). What affects the price movements in Bitcoin and Ethereum? *The Manchester School*, 89(1), 102–127. <https://doi.org/10.1111/manc.12352>.
- Schär, F. (2021). Decentralized finance: On blockchain- and smart contract-based financial markets. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 103(2), 153–174.
- Selmi, R., Mensi, W., Hammoudeh, S., & Bouoiyour, J. (2018). Is Bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold. *Energy Economics*, 74, 787–801. <https://doi.org/10.1016/J.ENERCO.2018.07.007>
- Shahzad, S. J. H., Bouri, E., Roubaud, D., Kristoufek, L., & Lucey, B. (2019). Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities? *International Review of Financial Analysis*, 63, 322–330. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2019.01.002>
- Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2019). Does Twitter predict Bitcoin? *Economics Letters*, 174, 118–122. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.11.007>
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1–48. <https://doi.org/10.2307/1912017>
- Song, J. Y., Chang, W., & Song, J. W. (2019). Cluster analysis on the structure of the cryptocurrency market via Bitcoin–Ethereum filtering. *Physica A: Statistical*

- Mechanics and its Applications*, 527, 121339.  
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.121339>.
- Su, C. W., Qin, M., Tao, R., & Umar, M. (2020). Financial implications of fourth industrial revolution: Can bitcoin improve prospects of energy investment?. *Technological Forecasting and Social Change*, 158, 120178.  
<https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2020.120178>
- Tasca, P., Hayes, A., & Liu, S. (2023). Governance failures in centralized crypto-exchanges: The case of FTX. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 31(1), 25–46.
- Terraza, V., Boru İpek, A., & Rounaghi, M. M. (2024). The nexus between the volatility of Bitcoin, gold, and American stock markets during the COVID-19 pandemic: evidence from VAR-DCC-EGARCH and ANN models. *Financial Innovation* 2024 10:1, 10(1), 1–34. <https://doi.org/10.1186/S40854-023-00520-3>
- Vidal-Tomás, D. (2023). The illusion of the metaverse and meta-economy. *International Review of Financial Analysis*, 86, 102560. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102560>.
- Vidal-Tomás, D. (2024). Blockchain, sport and fan tokens. *Journal of Economic Studies*, 51(1), 24–38. <https://doi.org/10.1108/JES-02-2023-0094>.
- Wald, A. (1949). Note on the consistency of the maximum likelihood estimate. *The Annals of Mathematical Statistics*, 20(4), 595–601. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177730092>
- Yarovaya, L., Matkovskyy, R., & Jalan, A. (2021). The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75, 101321.  
<https://doi.org/10.1016/J.INTFIN.2021.101321>
- Yermack, D. (2013). *Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal*. In D. Lee Kuo Chuen (Ed.), *Handbook of Digital Currency* (2015). Elsevier.
- Zellner, A. (1962). An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias. *Journal of the American Statistical Association*, 57(298), 348–368.  
<https://doi.org/10.1080/01621459.1962.10480664>

Zetsche, D. A., Buckley, R. P., & Arner, D. W. (2018). The ICO gold rush: It's a scam, it's a bubble, it's a super challenge for regulators. *Harvard International Law Journal*, 60(2), 267–312.

Zohar, A. (2015). Bitcoin: under the hood. *Communications of the ACM*, 58(9), 104–11.

