

KRİPTO VARLIK GETİRİLERİNDE BİLGİ AKIŞI VE HİBRİT MODEL KARŞILAŞTIRMASI

Esra ALACA^{1*} Osman Fatih KAYA² Ali İhsan ÇETİN³

Araştırma Makalesi

Süreç

Geliş Tarihi: 05.04.2026

Kabul Tarihi: 03.06.2026

Yayın Tarihi: 30.06.2026

Benzerlik

Bu makale, en az iki hakem tarafından değerlendirilmiş ve intihal tespit yazılımları (Intihal.net ve Turnitin) aracılığıyla benzerlik taramasından geçirilmiştir.

Değerlendirme

Ön İnceleme: Editörler.

İçerik İncelemesi: Çift kör hakemlik / İki dış hakem.

Telif Hakkı & Lisans

Dergimizde yayımlanan çalışmaların telif hakları yazarlarda olup, CC-BY lisansı ile açık erişim olarak yayımlanmaktadır.

Etik Beyan

Bu çalışma, etik kurul izni gerektirmeyen bir araştırma niteliğinde olup, kullanılan veriler literatür taraması ve yayımlanmış kaynaklardan elde edilmiştir. Çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel araştırma ve yayın etiği ilkelerine uyulmuş, yararlanılan tüm kaynaklar kaynakçada eksiksiz şekilde gösterilmiştir. [Esra ALACA](http://Esra.ALACA)

Yapay Zekâ Kullanımı

Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde yapay zekâ tabanlı herhangi bir araç veya uygulama kullanılmamıştır. Çalışmanın tüm içeriği, yazar(lar) tarafından bilimsel araştırma yöntemleri ve akademik etik ilkelerine uygun şekilde hazırlanmıştır. [Esra ALACA](http://Esra.ALACA)

Etik Bildirim

ufebud@karabuk.edu.tr

Çıkar Çatışması

Yazar(lar)ın beyan edecek herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Finansman

Yazar(lar), bu araştırmanın desteklenmesi amacıyla herhangi bir dış finansman almadıklarını beyan etmektedir.

Yayıncı

Yayıncı Mehmet İSLAMOĞLU, 2020'den beri-Karabük Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Karabük, 78050 Türkiye

Atıf

ALACA, E., KAYA, O. F., & ÇETİN, A. I. (2026). Kripto Varlık Getirilerinde Bilgi Akışı ve Hibrit Model Karşılaştırması. *Uluslararası Finansal Ekonomi ve Bankacılık Uygulamaları Dergisi*, 7(1), 24-48. <https://doi.org/10.57085/ufebud.1920235>

Öz

Blokzincir tabanlı kripto varlıkların fiyat davranışı, piyasa içi teknik dinamiklerin yanı sıra haber yoğunluğu, yatırımcı duyarlılığı ve küresel makro-finansal şokların oluşturduğu çok kaynaklı bilgi akışıyla şekillenmektedir. Bu nedenle söz konusu piyasaların açıklanması ve tahmini için davranışsal göstergeleri piyasa sinyalleriyle birlikte değerlendiren modellere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmanın amacı; BTC, ETH, SOL ve BNB getirilerinin belirleyicilerini 1 Ocak 2022 - 1 Aralık 2025 dönemine ait haftalık verilerle incelemek ve doğrusal modeller ile doğrusal olmayan makine öğrenmesi modellerinin performansını karşılaştırmaktır. Bu kapsamda OLS, Random Forest ve Gradient Boosting modelleri kullanılmış, performans MAE, RMSE ve yön tahmin başarıları ölçütleriyle değerlendirilmiştir. Bulgular, ETH ve SOL'un daha yüksek getiri ile birlikte daha yüksek oynaklık sergilediğini, BTC ve BNB'nin ise görece daha istikrarlı bir risk-getiri profiline sahip olduğunu göstermektedir. OLS sonuçları bilgi akışı değişkenlerinin sınırlı doğrusal etkiler ürettiğini ortaya koyarken, doğrusal olmayan modeller daha düşük hata ve daha yüksek yön tahmin başarıları sağlamıştır. Sonuçlar, kripto getirilerinin eşik etkileri ve etkileşimler içerdiğini ve hibrit model yaklaşımlarının üstün performans sunduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler

Kripto Paralar, Makine Öğrenmesi, Teknik Göstergeler, Random Forest, Gradient Boosting, Regresyon

¹ Bağımsız Araştırmacı, BitLAB.

Independent Researcher, BitLAB. <https://orcid.org/0009-0007-4671-8420> , esraalaca@bitlab.com.tr

* Sorumlu Yazar | Corresponding Author

² Bağımsız Araştırmacı, Kredibilite Finansal Teknoloji ve Destek Hizmetleri Anonim Şirketi.

Independent Researcher, Kredibilite Financial Technology and Support Services Inc. <https://orcid.org/0009-0001-3208-4718> , fatihkaya@kredibilite.com.tr

³ Dr. Öğr. Üyesi, Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi, Finans ve Bankacılık Bölümü, Ankara, Türkiye.

Asst. Prof., Ankara Yıldırım Beyazıt University, Finance and Banking Department, Ankara, Türkiye. <https://orcid.org/0000-0001-6903-8240> , alihsancetin@aybu.edu.tr

INFORMATION FLOW AND HYBRID MODEL COMPARISON IN CRYPTO ASSET RETURNS

Research Article

History

Received: 05.04.2026

Accepted: 03.06.2026

Date Published: 30.06.2026

Plagiarism Checks

This article has been reviewed by at least two referees and has undergone a similarity check using plagiarism detection software

([Intihal.net](https://intihal.net) Turnitin)

Peer-Review

Preliminary Review: Editors.

Content Review: Double-blind peer review /

Two external reviewers.

Copyright & License

The copyright of the studies published in our journal belongs to the authors, and the articles are published as open access under the CC-BY license.

Ethical Statement

This study does not require ethics committee approval, as it is based on a literature review of published sources. The data used were obtained from existing literature and previously published materials. The study was conducted in accordance with scientific research and publication ethics, and all sources used are fully cited in the references. [Esra ALACA](#)

Use of Artificial Intelligence

No AI-based tools or applications were used in the preparation of this study. The entire content of the study was produced by the author(s) in accordance with scientific research methods and academic ethical principles. [Esra ALACA](#)

Complaints

ufebud@karabuk.edu.tr

Conflicts of Interest

The author(s) has no conflict of interest to declare.

Grant Support

The author(s) acknowledge that they received no external funding in support of this research.

Publisher

Published by Mehmet İSLAMOĞLU Since 2020- Karabuk University, Faculty of Business, Karabuk, 78050 Türkiye

Cite as

ALACA, E., KAYA, O. F., & ÇETİN, A. I. (2026). Information Flow and Hybrid Model Comparison in Crypto Asset Returns. *International Journal of Financial Economics and Banking Practices*, 7 (1), 24-48.

<https://doi.org/10.57085/ufebud.1920235>

Abstract

The price behavior of blockchain-based crypto assets is shaped not only by intra-market technical dynamics but also by multi-source information flows generated by news intensity, investor sentiment, and global macro-financial shocks. Therefore, there is a need for models that jointly evaluate behavioral indicators and market signals in explaining and forecasting these markets. The aim of this study is to examine the determinants of BTC, ETH, SOL, and BNB returns using weekly data covering the period from January 1, 2022, to December 1, 2025, and to compare the performance of linear models and non-linear machine learning models. In this context, OLS, Random Forest, and Gradient Boosting models were employed, and model performance was evaluated using MAE, RMSE, and directional prediction accuracy metrics. The findings show that ETH and SOL exhibit higher volatility along with higher returns, while BTC and BNB have a relatively more stable risk-return profile. OLS results indicate that information flow variables produce limited linear effects, whereas non-linear models provide lower error and higher directional prediction accuracy. The results demonstrate that crypto returns involve threshold effects and interactions, and that hybrid model approaches offer superior performance.

Keywords

Cryptocurrencies, Machine Learning, Technical Indicators, Random Forest, Gradient Boosting, Regression

GİRİŞ

Blokzincir teknolojisinin ortaya çıkışıyla birlikte finansal sistemde yeni bir varlık sınıfı doğmuş ve bu varlık sınıfı kısa sürede küresel ölçekte yüksek işlem hacmine, derin likiditeye ve yoğun spekülasyon ilgisine sahip alternatif bir piyasa yapısı üretmiştir. Bitcoin'in merkeziyetsiz mimarisini tanımlayan yaklaşım (Nakamoto, 2008) ve bunu izleyen Ethereum ile diğer akıllı sözleşme tabanlı platformların gelişimi, kripto varlıkların yalnızca teknik bir yenilik değil, aynı zamanda finansal davranış kalıplarını dönüştüren bir ekosistem olduğunu göstermiştir (Zohar, 2015; Tanrıverdi vd., 2019). Bununla birlikte kripto varlıklarda fiyat davranışlarının salt teknolojik altyapı veya zincir içi arz-talep mekanizmalarıyla açıklanamayacağı giderek daha açık hâle gelmiştir. Sosyal medya etkileşimleri, haber akışı yoğunluğu ve yatırımcı duyarlılığı gibi davranışsal kanalların, küresel şokların ve makro-finance iletişimin kripto piyasalara hızlı ve çoğu zaman asimetrik biçimde yansıdığına ilişkin bulgular literatürde güçlü biçimde yer almaktadır (Bollen, 2013; Kraaijeveld & De Smedt, 2020). Buna ek olarak merkez bankası politika değişimleri, Fed iletişimi ve küresel risk algısındaki dalgalanmaların özellikle büyük kripto varlıklar üzerinde yönlü ve hızlı fiyat tepkileri ürettiği ampirik olarak gösterilmiştir (Cai, 2021; Corbet vd., 2023). Böyle birçok katmanlı bilgi ortamı içinde kripto piyasalarının, davranışsal finans dinamikleri ile makro-finance şokların iç içe geçtiği karmaşık bir fiyatlandırma yapısına sahip olduğu anlaşılmaktadır. Volatilitiyi geleneksel GARCH türevleriyle ele alan araştırmalar (Baur & Dimpfl, 2018; Kumar & Anandarao, 2019) ile kripto varlıkların makro-finance piyasalarla dinamik korelasyonlarını inceleyen çalışmalar (Bouri vd., 2019; Corbet vd., 2023) literatürde önemli bir yer tutmakla birlikte, haber yoğunluğu ve duyarlılık gibi davranışsal göstergelerin piyasa içi sinyallerle birlikte değerlendirilmesi çoğu zaman parçalılığını korumaktadır. Oysa piyasa pratiğinde faiz kararları, savaş haberleri, düzenleyici açıklamalar ve sosyal medya dalgaları sıklıkla aynı dönem içinde fiyatlara yansımaktadır. Bu durum tek boyutlu ve yalnızca doğrusal varsayımlara dayanan model yapılarını özellikle yüksek oynaklık koşullarında yetersiz bırakabilmektedir. Dolayısıyla kripto piyasalarının davranışsal göstergeleri (duyarlılık ve haber akışı) ile piyasa içi dinamikleri (gecikmeli getiri, volatilité ve hacim değişimi) eşanlı yakalayabilen ve yorumlanabilirlik ile tahmin performansını birlikte hedefleyen bütünsel bir modelleme yaklaşımına duyulan ihtiyaç belirginleşmektedir.

Bu gereksinimden hareketle tasarlanan araştırmada, piyasa ağırlığı yüksek dört kripto varlığın (BTC, ETH, SOL, BNB) getirileri 1 Ocak 2022 - 1 Aralık 2025 dönemini kapsayan haftalık veriler üzerinden analiz edilmektedir. Çalışmanın odak noktası, kripto varlık getirilerinin yalnızca geçmiş fiyat hareketleriyle değil; haber yoğunluğu ve yatırımcı duyarlılığı üzerinden oluşan bilgi akışıyla birlikte şekillendiği varsayımının ampirik olarak sınanmasıdır. Bu çerçevede metodoloji iki tamamlayıcı bileşen üzerine kurulmuştur. İlk aşamada, haftalık logaritmik getiriler; Akademik Sosyal Duyarlılık Endeksi (SDI), haber yoğunluğu (NewsIntensity), oynaklık göstergesi, gecikmeli getiri ve hacim değişimi gibi değişkenlerle çoklu doğrusal regresyon (OLS) aracılığıyla modellenmekte ve robust standart hatalarla katsayıların yönü ile anlamlılığı değerlendirilmektedir. Böylece bilgi akışı ve piyasa içi göstergelerin getiriler üzerindeki marjinal ve doğrusal etkileri "referans (benchmark)" düzeyinde görünür kılınmaktadır. İkinci aşamada ise kripto piyasalarında sık gözlenen eşik etkileri, etkileşimler ve rejim değişimlerine duyarlılık nedeniyle, aynı değişken seti doğrusal olmayan ansambl yöntemler (Random Forest ve Gradient Boosting) ile modellenmektedir. Bu sayede doğrusal çerçevenin ötesine geçilerek, davranışsal göstergelerin ve piyasa içi

sinyallerin birlikte oluşturduğu karmaşık karar yüzeyleri yakalanmaktadır. Modellerin performansı ise MAE/RMSE gibi hata ölçütleri ve Directional Accuracy (yön tahmin başarısı) üzerinden örneklem-dışı testlerle değerlendirilmektedir. Buna ek olarak, değişken önem analizleri (feature importance) aracılığıyla duyarlılık ve haber yoğunluğu gibi bilgi akışı göstergelerinin modelin karar mekanizmasındaki yeri daha şeffaf biçimde ortaya konulmaktadır. Son aşamada ise kısa vadeli örneklem-dışı projeksiyonlar için senaryo-temelli, endekslenmiş patika (2025=100) karşılaştırmalarıyla varlıklar arası risk-getiri dinamikleri ileriye dönük bir çerçevede tartışılmaktadır.

Bu bütünlük içinde araştırmanın önemi, kripto varlık piyasalarında fiyat oluşumunu açıklarken yalnızca tek bir model ailesine yaslanmak yerine, yorumlanabilir doğrusal bir referans model ile öngörü gücü yüksek doğrusal olmayan yöntemleri aynı kurgu içinde bir araya getirmesinden kaynaklanmaktadır. Yüksek volatilité, ani duygu şokları ve bilgi asimetritleriyle karakterize edilen kripto piyasalarının (Baur & Dimpfl, 2018) doğrusal varsayımlar altında tam olarak temsil edilememesi, modelleme stratejisinin “tek yöntem” yerine “tamamlayıcı yöntemler” üzerinden kurgulanmasını gerektirmektedir. Bu nedenle çalışma, bir yandan OLS aracılığıyla bilgi akışı değişkenlerinin yönünü ve istatistiksel anlamlılığını ortaya koymayı, diğer yandan Random Forest ve Gradient Boosting gibi esnek yöntemlerle duyarlılık ve haber akışının etkilerinin doğrusal olmayan biçimlerini yakalamayı hedeflemektedir. Böylece yatırımcılar ve portföy yöneticileri açısından, teknik fiyat sinyallerinin yanında haber/duyarlılık göstergelerini de içeren daha işlevsel bir karar destek perspektifi sunulmaktadır. Aynı zamanda kripto varlıkların küresel belirsizlik dönemlerinde (jeopolitik gerilimler, para politikası iletişimi ve regülasyon tartışmaları) varlık bazında nasıl farklılaştığını açıklamaya dönük ampirik bir zemin oluşturulmaktadır. Bununla birlikte, çalışmanın bazı sınırlılıkları da bulunmaktadır. Duyarlılık ölçümünün metin bağlamına ve veri kaynağına bağlı olarak değişebilmesi, ani fiyat sıçramalarının modele tam olarak yansıtılamayabilecek olması ve senaryo-temelli patika analizlerinin deterministik bir fiyat tahmininden ziyade koşullu bir karşılaştırma sunması bu sınırlılıklar arasında değerlendirilmektedir. Bu yönüyle çalışma, kripto varlık piyasalarında bilgi akışı ile piyasa içi dinamiklerin birlikte ele alındığı hem açıklama hem tahmin bileşenleri olan tutarlı ve uygulanabilir bir yaklaşım sunması bakımından literatüre katkı sağlamaktadır.

1. LİTERATÜR TARAMASI

Kripto para piyasalarına ilişkin literatür genel olarak üç ana ekseninde gelişmiştir. Bunlar; kripto varlıkların portföy performansına ve riskten korunma kapasitesine katkısı, ikincil olarak finansal ve makroekonomik piyasalarla olan dinamik korelasyon ve volatilité yayılımı ilişkileri ve son olarak ise kripto varlıklar arasındaki bulaşıcılık, lider-izleyen yapılar ve dışsal şoklara duyarlılıktır. Erken dönem çalışmalar, Bitcoin’in portföy içindeki rolünü risk-getiri perspektifinden ele almıştır. Brière vd. (2015) Bitcoin eklemenin Sharpe oranını artırdığını, ancak düzeltilmiş Sharpe oranındaki düşüşün risk boyutunda dezavantaj yaratabileceğini göstermiştir. Dyhrberg (2016) ise GARCH çerçevesinde Bitcoin’in altın ve dolar ile benzer riskten korunma özellikleri taşıdığını ve iyi-kötü haber şoklarını altına benzer biçimde fiyatladığını ortaya koymuştur. Benzer şekilde Bouoiyour & Selmi (2016) ve Bouri vd. (2019) kripto varlıkların geleneksel piyasalarla zayıf ya da negatif korelasyon gösterebildiğini ve özellikle kriz dönemlerinde Bitcoin’in belirli piyasalara karşı güvenli liman işlevi

üstlenebildiğini belirtmiştir. Bu bulgular, kripto varlıkların yalnızca spekülative değil, aynı zamanda stratejik portföy bileşeni olarak da değerlendirilebileceğini göstermektedir.

İkinci literatür kümesine bakıldığında dinamik korelasyon ve volatilité yayılımının ileri düzey ekonometrik modellerle incelendiği görülmektedir. Symitsi & Chalvatzis (2018), Kang vd. (2020) ve Guesmi vd. (2019) DCC-GARCH ve türevleriyle kripto varlıkların enerji, teknoloji hisseleri, tahvil ve döviz piyasalarıyla çift yönlü ve zamanla değişen etkileşimler sergilediğini göstermiştir. Pal & Mitra (2019) GO-GARCH modelinin hedge oranları açısından üstün performans sunduğunu ortaya koymuştur. Platanakis & Urquhart (2020) ise Bitcoin'in verimli sınırı kaydırarak yüksek risk toleransına sahip yatırımcılar için daha avantajlı kombinasyonlar üretebildiğini göstermiştir. Zeng vd. (2020), Akhtaruzzaman vd. (2020) ve Charfeddine vd. (2020) kripto varlıkların geleneksel finansal sistemle bağlantılarının dönemsel olarak değiştiğini ve optimum portföy ağırlıklarının dinamik biçimde güncellenmesi gerektiğini vurgulamıştır. Daha yakın dönem çalışmalar (Xu, 2022; Li vd., 2023; Just & Echaust, 2024; Bouteska vd., 2024) ise COVID-19 sonrası yapısal kırılmalar, madencilik hisseleriyle entegrasyon ve tahvil piyasalarıyla asimetrik ilişkiler gibi yeni bağlantı kanıtları sunmuştur. Bu çalışmalar, kripto piyasalarının statik değil, rejime bağlı ve şoklara duyarlı bir yapı sergilediğini ortaya koymaktadır.

Üçüncü literatür grubu ise kripto piyasası içindeki bulaşıcılık ve liderlik etkilerine odaklanmıştır. Yousaf & Ali (2020), Wang vd. (2020) ve Qiao vd. (2020) Bitcoin'in volatilité ve getiri açısından baskın rolünü doğrulamış; Koutmos (2018), Kumar & Anandarao (2019) ve Canh vd. (2019) yapısal kırılmalar ve kriz dönemlerinde artan volatilité aktarımını belgeleyerek piyasada hiyerarşik bir yayılım mekanizması bulunduğunu göstermiştir. Baur & Dimpfl (2018) olumlu şokların dahi volatilitéyi artırabildiğini ortaya koyarak asimetrik tepki yapısını vurgulamıştır. Dalgacık dönüşümü ve zaman-frekans analizleri kullanan Qureshi vd. (2020) ile Dangi (2022), dışsal şokların farklı zaman ölçeklerinde farklı etki mekanizmaları yarattığını göstermiştir. Ayrıca yatırımcı duyarlılığı ve davranışsal göstergelerin volatilité üzerindeki etkisi Bouri vd. (2021) tarafından ortaya konmuştur. Ampountolas (2022) ve Zhang vd. (2021) ise farklı GARCH türevlerinin tahmin performanslarını karşılaştırarak model seçiminin sonuçlar üzerinde belirleyici olduğunu göstermiştir. Aggarwal (2021) ve Liu (2019) ise çiftli portföylerde hedge oranlarını optimize ederek kripto varlıkların çeşitlendirme fonksiyonunu nicel olarak desteklemiştir.

Bu kapsamlı literatür doğrultusunda kripto para piyasalarının hem içsel volatilité dinamikleri hem de pandemi, savaşlar, merkez bankası kararları, düzenleyici açıklamalar ve sosyal medya dalgaları gibi dışsal şoklara yüksek derecede duyarlı olduğu görülmektedir. Ancak mevcut çalışmaların büyük bölümü tek model ailesine (özellikle GARCH türevleri) dayanmakta ve doğrusal bağımlılık yapıları ile parametrik varsayımlar altında analiz yürütmektedir. Oysa literatürde ortaya konan asimetrik şok etkileri (Baur & Dimpfl, 2018), zamanla değişen korelasyon yapıları (Guesmi vd., 2019; Xu, 2022) ve lider-izleyen dinamikleri (Wang vd., 2020; Qiao vd., 2020) kripto piyasalarının doğrusal olmayan, çok katmanlı ve rejime bağlı bir yapı sergilediğini açıkça ortaya koymaktadır. Bu nedenle yalnızca geleneksel volatilité modellerine dayanan yaklaşımlar, haber akışı, makro duyurular ve davranışsal metriklerin eşzamanlı etkisini tam olarak yakalamakta yetersiz kalabilmektedir. Bu çalışmanın önerdiği yaklaşım da literatürdeki bu boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır. GARCH temelli risk ölçümlerinin, makroekonomik göstergelerin, duyarlılık verilerinin ve

haber temelli şok değişkenlerinin; makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarıyla (örneğin doğrusal olmayan sınıflandırıcılar, zaman serisi tabanlı ağlar veya ansambl yapılar) entegre edilmesi, literatürde ayrı ayrı test edilen mekanizmaları tek bir karar sistemi içinde birleştirme imkânı sunmaktadır. Böylece volatilité yayılımı, asimetrik şoklar ve dışsal duyuru etkileri aynı model mimarisi içinde değerlendirilerek dinamik yatırım stratejileri üretilebilecektir. Literatürün ortaya koyduğu bulgular, bu çok boyutlu ve hibrit yaklaşımın hem teorik hem de ampirik olarak güçlü biçimde gerekçelendirildiğini göstermektedir.

2. YÖNTEM

2.1. ARAŞTIRMA MODELİ

Kripto varlık piyasalarında fiyat oluşumunun, yalnızca geçmiş fiyat hareketlerinden türeyen teknik örüntülerle değil, aynı zamanda haber akışı ve sosyal duyarlılık temelli bilgi dinamikleriyle şekillendiği varsayımından hareket edilmektedir. Bu çerçevede çalışmanın temel amacı ise BTC, ETH, SOL ve BNB kripto varlıklarının haftalık getirilerini açıklamak, bu getirilerin yönünü tahmin etmek ve elde edilen bulguları senaryo-temelli projeksiyonlarla desteklemektir. Böyle bir amaç kurgusu, kripto piyasalarının yüksek oynaklık ve hızlı bilgi yayılımı nedeniyle klasik finansal varlıklara kıyasla daha farklı tepkiler üretmesi olgusunu merkeze almaktadır. Literatürde kripto varlık piyasalarının yatırımcı duyarlılığına ve bilgi akışına daha hassas olduğu, haber yoğunluğu ve sosyal medya temelli göstergelerin ise kısa vadeli fiyat hareketlerini anlamlı biçimde açıkladığı bulgulanmıştır (Bollen, 2016; Algaba vd., 2020; Kraaijeveld & De Smedt, 2020). Bu doğrultuda araştırma modeli, açıklayıcı (ekonometrik) ve tahmine dönük (makine öğrenmesi) bileşenleri birlikte içeren hibrit bir yapı olarak tasarlanmıştır. Böylece hem değişkenlerin getiriler üzerindeki yönlü ve istatistiksel etkileri yorumlanabilmekte, hem de doğrusal olmayan etkileşimler üzerinden daha güçlü bir tahmin çerçevesi kurulabilmektedir.

Ekonometrik aşamada her bir kripto varlık için haftalık logaritmik getiriler bağımlı değişken olarak modellenmiş ve açıklayıcı değişkenler piyasa içsel dinamikleri ile bilgi akışı/duyarlılık göstergeleri olmak üzere iki ana blok altında toplanmıştır. Bu yapı doğrultusunda tahmin edilen doğrusal model aşağıdaki gibidir:

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 SDI_t + \beta_2 NewsIntensity_t + \beta_3 Volatility_t + \beta_4 r_{t-1} + \beta_5 \Delta Volume_t + \varepsilon_t$$

Burada r_t haftalık logaritmik getiriyi, SDI_t akademik sosyal duyarlılık endeksini, $NewsIntensity_t$ haftalık haber yoğunluğunu ve ε_t hata terimini ifade etmektedir. Olası heteroskedastisite sorunlarına karşı tahminlerde robust standart hatalar kullanılmıştır. Bu aşamada hedeflenen, getiriler üzerinde hangi değişkenlerin istatistiksel olarak anlamlı, yönlü ve büyüklük açısından etkili olduğunu belirlemek; bir başka ifadeyle doğrusal ilişki setini “referans (benchmark)” düzeyinde görünür kılmaktır. Bu doğrusal referans çerçevesini tamamlamak amacıyla analiz, ikinci aşamada Random Forest Regressor yaklaşımıyla genişletilmiştir. Böylelikle kripto varlık getirilerinde sıklıkla gözlenen doğrusal olmayan yapı, eşik etkileri ve değişken etkileşimleri modele daha esnek biçimde yansıtılabilmektedir. Elde edilen makine öğrenmesi çıktıları hem OLS sonuçlarıyla karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiş hem de ileriye dönük senaryo analizlerinin analitik temelini oluşturmuştur.

Kısa vadeli fiyat dinamiklerini daha etkin temsil edebilmek için tahmine dönük bileşen, yalnızca piyasa ve duyarlılık değişkenleriyle sınırlandırılmamış; aynı zamanda teknik analiz temelli göstergelerle genişletilmiştir. Bu kapsamda momentum (RSI, MACD), trend (EMA türevleri) ve volatilité (ATR) göstergeleri doğrusal olmayan makine öğrenmesi modellerinde kullanılmış; özellikle kısa vadeli örneklem-dışı projeksiyonlarda modelin yönsel ve bant içi tahmin kabiliyeti değerlendirilmeye alınmıştır. Böylece piyasa içi sinyaller ile bilgi akışı temelli sinyaller aynı model mimarisi içinde birlikte test edilebilir hâle getirilmiştir.

2.2. VERİ İŞLEME SÜRECİ

Araştırmada kullanılan veri seti, 1 Ocak 2022 - 1 Aralık 2025 dönemini kapsayacak biçimde haftalık frekansta oluşturulmuştur. Çalışmada kullanılan değişkenler, değişkenlerin tanımları ve verilerin elde edildiği kaynaklar Tablo 1’de sunulmaktadır. Fiyat ve hacim temelli değişkenler piyasa verilerinden türetilmiş, bilgi akışı ve duyarlılık değişkenleri ise haber arşivleri ile sosyal medya temelli veri kaynaklarından elde edilen içerikler üzerinden oluşturulmuştur.

Tablo 1. Çalışmada kullanılan değişkenler, tanımları ve veri kaynakları

Değişken	Değişkenin Tanımı	Veri Kaynağı
r_t	Bir varlığın iki ardışık haftalık kapanış fiyatı arasındaki log farkı ile hesaplanan getiri ölçüsüdür.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen BTC, ETH, SOL ve BNB haftalık kapanış fiyatlarından türetilmiştir (Binance, 2025).
SDI	Haber ve/veya sosyal medya içeriklerinden türetilen duyarlılık işaretlerinin haftalık düzeyde birleştirilmesiyle elde edilen, yatırımcı algısını temsil eden bileşik duyarlılık göstergesi (Bu çalışmada: $SDI_t = \sum s_j$).	İlgili veri, haber arşivleri (CoinDesk, Reuters, Bloomberg) ve Reddit API aracılığıyla elde edilmiştir (CoinDesk, 2025; Reuters, 2025; Bloomberg, 2025; Reddit, 2025).
$NewsIntensity_t$	Belirli bir haftada kripto varlıkla ilişkili üretilen haber sayısı; “haber akışının niceliğini” temsil eden bilgi akışı değişkenidir. (Bu çalışmada: $NewsIntensity_t = N_t$).	İlgili veri, CryptoPanic API aracılığıyla elde edilmiştir (CryptoPanic, 2025).
$Volatility$	Oynaklığın doğrudan modelini (GARCH vb.) kurmadan, haftalık fiyat aralığını kullanarak oynaklığı temsil eden yaklaşımdır.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık yüksek, düşük ve açılış fiyat verilerinden türetilmiştir (Binance, 2025).
r_{t-1}	Bir önceki haftaya ait logaritmik getiri değeridir. Kısa vadeli momentum/geri dönüş (reversal) dinamiklerini yakalamak için modele dâhil edilen değişkendir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık logaritmik getiri serisinden türetilmiştir (Binance, 2025).
$\Delta Volume$	İşlem hacmindeki haftalık değişimi göstermek amacıyla logaritmik fark yöntemiyle hesaplanan, piyasaya giren/çıkan likiditeyi ve işlem aktivitesindeki değişimi ölçen değişkendir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilmiştir (Binance, 2025).
RSI	Fiyat hareketlerinin momentum yapısını ölçen Görelî Güç Endeksi göstergesidir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık fiyat verilerinden hesaplanmıştır (Binance, 2025).
$MACD$	Kısa ve uzun dönemli hareketli ortalamalar arasındaki ilişkiyi gösteren momentum göstergesidir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık fiyat verilerinden hesaplanmıştır (Binance, 2025).
EMA ($EMA7$, $EMA21$ ve $EMA50$)	Fiyatın kısa ve orta vadeli trend yönünü temsil eden üstel hareketli ortalama göstergesidir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık fiyat verilerinden hesaplanmıştır (Binance, 2025).
ATR	Fiyat oynaklığını teknik analiz perspektifinden ölçen Ortalama Gerçek Aralık göstergesidir.	İlgili veri, Binance API aracılığıyla elde edilen haftalık yüksek, düşük ve kapanış fiyat verilerinden hesaplanmıştır (Binance, 2025).

Bu kapsamda haftalık logaritmik getiriler aşağıdaki biçimde hesaplanmıştır:

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

Burada P_t ilgili kripto varlığın haftalık kapanış fiyatını ifade etmektedir. Getiri tanımının logaritmik formda kurgulanması, hem ölçek farklılıklarını azaltmakta hem de zaman içinde karşılaştırılabilirlik sağlamaktadır.

Haftalık oynaklık göstergesi, fiyat aralığına dayalı bir proxy değişken olarak tanımlanmıştır:

$$Volatility_t = \frac{High_t - Low_t}{Open_t}$$

Bu yaklaşım da özellikle yüksek frekansta gözlenen volatilité kümelenmelerinin pratik bir temsili olarak kullanılmıştır. İşlem hacmindeki değişim ise logaritmik fark alınarak modele dâhil edilmiştir:

$$\Delta Volume_t = \ln(Volume_t) - \ln(Volume_{t-1})$$

Bilgi akışı göstergelerinin ölçümü açısından haber ve sosyal medya temelli sinyaller, çalışmada Akademik Sosyal Duyarlılık Endeksi (SDI) altında birleştirilmiştir. Her bir haber için duyarlılık işareti aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır:

$$s_j = \begin{cases} +1, & \text{Pozitif} \\ -1, & \text{Negatif} \\ 0, & \text{Belirsiz} \end{cases}$$

Haftalık SDI değeri, ilgili haftadaki tüm haberlerin toplam duyarlılığı olarak hesaplanmıştır:

$$SDI_t = \sum_{j \in t} s_j$$

Haber yoğunluğu ise haftalık haber sayısı olarak tanımlanmıştır:

$$NewsIntensity_t = N_t$$

Modelleme öncesinde değişkenler arası ölçek farklılıklarını gidermek amacıyla gerekli görülen değişkenler z-skor standardizasyonuna tabi tutulmuştur. Böylece hem ekonometrik yorumların tutarlılığı hem de makine öğrenmesi algoritmalarının yakınsama ve ağırlıklandırma davranışları açısından daha dengeli bir girdi uzayı elde edilmiştir.

Teknik analiz temelli göstergeler de haftalık fiyat serilerinden türetilmiştir. Momentum göstergeleri olarak Görelî Güç Endeksi (RSI) ve Hareketli Ortalama Yakınsama-İraksama (MACD) bileşenleri kullanılmıştır. Trend yapısını temsil etmek amacıyla farklı zaman pencerelerine sahip üstel hareketli ortalamalar (EMA7, EMA21, EMA50) ve bunların oranları modele dâhil edilmiştir. Volatilitéyi yansıtan teknik gösterge olarak Ortalama Gerçek Aralık

(ATR) kullanılmış ve tüm teknik göstergeler haftalık frekansta hesaplanarak modelleme öncesinde standardize edilmiştir.

2.3. MAKİNE ÖĞRENMESİ MODELİ

Kripto varlık piyasalarında getirilerin yüksek oynaklık, ani rejim değişimleri ve doğrusal olmayan etkileşimler nedeniyle klasik doğrusal modellerle her zaman yeterli düzeyde temsil edilemediği bilinmektedir. Bu nedenle çalışmanın tahmine dönük aşamasında, doğrusal olmayan yapıları yakalayabilen ansambl (ensemble) yöntemlerden Random Forest Regressor ve Gradient Boosting Regressor modelleri tercih edilmiştir. Böyle bir tercih, özellikle eşik etkilerinin ve etkileşimli karar yüzeylerinin öngörü performansına katkı sağlayabileceği varsayımına dayanmaktadır.

Makine öğrenmesi modellerinde kullanılan girdi vektörü, piyasa içsel dinamikleri, bilgi akışı ve teknik analiz temelli göstergelerden oluşan genişletilmiş özellik seti olarak tanımlanmıştır:

$$X_t = (SDI_t, NewsIntensity_t, Volatility_t, \Delta Volume_t, r_{t-1}, RSI_t, MACD_t, EMA_t, ATR_t)$$

Bağımlı değişken ise her bir kripto varlık için haftalık logaritmik getiri olarak tanımlanmıştır:

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

Burada P_t , ilgili kripto varlığın haftalık kapanış fiyatını göstermektedir.

Random Forest Regressor

Bootstrap örnekleme yoluyla oluşturulan çoklu karar ağaçlarının ortalamasına dayanan Random Forest modeli, aşırı uyum (overfitting) riskini azaltma ve doğrusal olmayan ilişkileri yakalama açısından avantaj sağlamaktadır. Modelin temel tahmin fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$\hat{r}_t^{RF} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(X_t)$$

Burada $f_b(\cdot)$ b. karar ağacının tahmin fonksiyonunu, B ormandaki toplam ağaç sayısını ve $\hat{r}_t^{RF}$ Random Forest tarafından tahmin edilen haftalık getiriyi ifade etmektedir.

Gradient Boosting Regressor

Ardışık biçimde inşa edilen zayıf öğrencilerin hata terimlerini minimize edecek şekilde birleştirilmesine dayanan Gradient Boosting yaklaşımı, özellikle kısa vadeli fiyat hareketlerinde gözlenen ani yön değişimlerini yakalama açısından güçlü bir esneklik sunmaktadır. Modelin tahmin fonksiyonu aşağıdaki biçimde tanımlanabilir:

$$\hat{r}_t^{GB} = \sum_{m=1}^M \gamma_m h_m(X_t)$$

Burada $h_m(\cdot)$ m. zayıf öğreniciyi (karar ağacını), γ_m ilgili ağacın öğrenme katsayısını ve M toplam iterasyon (ağaç) sayısını göstermektedir. Her iterasyonda yeni eklenen ağaç, önceki tahminlerin artık hataları üzerine eğitilerek toplam hata fonksiyonunu azaltmak üzere sisteme eklenmektedir.

Zaman serisi doğasına uygun biçimde veriler karıştırılmadan kronolojik olarak ayrılarak tahmin yapılmıştır:

- Eğitim seti: İlk %70 gözlem
- Test seti: Son %30 gözlem

Tahmin performansı aşağıdaki hata ölçütleri kullanılarak değerlendirilmiştir:

Ortalama Mutlak Hata (MAE):

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |r_t - \hat{r}_t|$$

Ortalama Kare Hata (MSE):

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t - \hat{r}_t)^2$$

Karekök Ortalama Kare Hata (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t - \hat{r}_t)^2}$$

Modelin fiyat hareketlerinin yönünü doğru tahmin edebilme kapasitesi ise Yön Tahmin Doğruluğu (Directional Accuracy, DA) ölçütü ile değerlendirilmiştir:

$$DA = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{1}(\text{sign}(\hat{r}_t) = \text{sign}(r_t))$$

Burada $\mathbf{1}(\cdot)$ gösterge fonksiyonunu ifade etmektedir. Elde edilen performans ölçütleri doğrultusunda, özellikle MAE ve RMSE değerleri ile Directional Accuracy bakımından üstünlük sağlayan Gradient Boosting Regressor, çalışmanın kısa vadeli örneklem-dışı projeksiyonları ve ileriye dönük senaryo analizlerinde temel tahmin modeli olarak kullanılmıştır.

2.4. VERİLERİN ANALİZİ

Çok aşamalı ve hiyerarşik bir kurgu altında yürütülen analiz süreci, betimleyici istatistiklerden başlayarak doğrusal ve doğrusal olmayan modellerle ilerlemiş, son aşamada ise kısa ve uzun vadeli örneklem-dışı projeksiyonlarla tamamlanmıştır. Böylece hem açıklama gücü hem de öngörü performansı birlikte değerlendirilmiş ve yöntemler arası karşılaştırılabilirlik sistematik biçimde sağlanmıştır.

Tanımlayıcı analiz

İlk aşamada BTC, ETH, SOL ve BNB kripto varlıklarına ait haftalık fiyat, getiri ve oynaklık serileri incelenmiştir. Bu kapsamda her bir varlık için ortalama getiri, standart sapma ile minimum ve maksimum değerler hesaplanmış; kripto varlıklar arasındaki oynaklık ve getiri dağılımı farklılıkları ortaya konmuştur. Tanımlayıcı istatistikler, varlık bazında gözlenen spekülasyon yapı farklılıklarının ve model performans ayrışmalarının yapısal temelini oluşturacak biçimde değerlendirilmiştir. Ayrıca fiyat serileri logaritmik ölçeğe görselleştirilerek dönemsel kırılmalar, volatilité kümelenmeleri ve uzun dönemli eğilimler analiz edilmiştir.

Doğrusal modelleme (OLS)

İkinci aşamada kripto varlık getirileri ile piyasa temelli ve bilgi akışı temelli değişkenler arasındaki doğrusal ilişkiler çoklu doğrusal regresyon (OLS) yöntemiyle analiz edilmiştir. Bu modelleme, makine öğrenmesi modelleri için bir referans (benchmark) sunmak amacıyla kullanılmıştır. Ayrıca katsayılar, değişkenlerin marjinal ve doğrusal etkilerini yorumlamak üzere değerlendirilmiştir. Tahminlerde olası heteroskedastisite sorunlarını gidermek amacıyla robust standart hatalar kullanılmıştır. Tahmin edilen model şu şekildedir:

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 SDI_t + \beta_2 NewsIntensity_t + \beta_3 Volatility_t + \beta_4 r_{t-1} + \beta_5 \Delta Volume_t + \varepsilon_t$$

Doğrusal olmayan modelleme ve tahmin performansı

Üçüncü aşamada analiz, doğrusal olmayan yapıları yakalayabilen Random Forest Regressor ve Gradient Boosting Regressor modelleriyle genişletilmiştir. Bu aşamada amaç, değişkenler arası etkileşimleri modele dâhil etmek, doğrusal olmayan eşik etkilerini yakalamak ve tahmin doğruluğunu artırmaktır. Modeller zaman serisi doğasına uygun biçimde kronolojik ayırım ile eğitilmiş ve performans değerlendirmesinde MAE, MSE, RMSE, Directional Accuracy ölçütleri kullanılmıştır. Elde edilen bulgular, doğrusal olmayan modellerin OLS'ye kıyasla daha düşük hata ve daha yüksek yön tahmin başarısı sunduğunu göstermiştir.

Değişken önem analizi

Makine öğrenmesi modellerinin karar mekanizmasını şeffaflaştırmak amacıyla değişken önem düzeyleri hesaplanmıştır. Haber ve sosyal duyarlılık göstergeleri, teknik göstergeler (RSI, MACD, EMA, ATR), gecikmeli getiriler ve volatilité ölçütleri normalize edilmiş önem skorları üzerinden değerlendirilmiştir. Bu analiz, kripto varlık getirilerinin

açıklanmasında teknik göstergeler ile duyarlılık temelli bilgi kanallarının merkezi bir rol oynadığını göstermiştir.

İç backtest ve kısa vadeli örneklem-dışı test

Beşinci aşamada modellerin örneklem-dışı tahmin performansı, özellikle MAE temelli iç backtest yaklaşımıyla değerlendirilmiştir. Eğitim dönemi dışında kalan gözlemler kullanılarak modellerin genelleme kabiliyeti test edilmiştir. Ayrıca 1 Aralık 2025 - 15 Aralık 2025 dönemini kapsayan kısa vadeli örneklem-dışı fiyat projeksiyonları üretilerek tahmin edilen kapanış seviyeleri ve dar fiyat bantları raporlanmıştır. Böylece modelin kısa vadeli piyasa davranışını ne ölçüde yakalayabildiği sınanmıştır.

3. BULGULAR

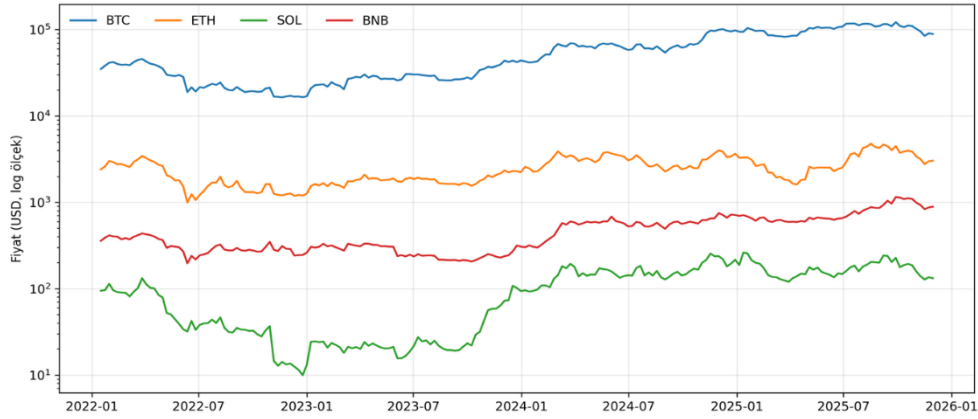
3.1. TANIMLAYICI BULGULAR VE VARLIKLAR ARASI RİSK-GETİRİ AYRIŞMASI

2022 - 2025 dönemini kapsayan haftalık veri setinde (BTC, ETH, SOL, BNB) getiriler ve oynaklık düzeyleri varlık bazında belirgin biçimde ayrılmaktadır. Ortalama getiri düzeyi en yüksek varlık SOL (0,0039) ve ETH (0,0024) iken, bu varlıkların standart sapmaları da görece yüksektir (SOL: 0,089; ETH: 0,061). Buna karşılık BTC ve BNB daha düşük oynaklık sergilemektedir (BTC: 0,047; BNB: 0,052). Minimum-maksimum aralıklarının özellikle SOL ve ETH'de genişlemesi (SOL: -0,58 / 0,62; ETH: -0,41 / 0,35), bu iki varlıkta getiri dağılımının daha "uç" gözlemler içerdiğini ve örneklem boyunca daha spekülâtif bir fiyatlamaya yapısının baskın olduğunu göstermektedir. Bu ayrışma, ilerleyen modellerde (özellikle örneklem-dışı testlerde) yüksek oynaklığa sahip varlıklarda hata/sapmanın artması ve piyasa derinliği yüksek varlıklarda daha istikrarlı tahmin elde edilmesi bulgularıyla tutarlı bir zemin oluşturur.

Tablo 2. Tanımlayıcı istatistikler (2022 - 2025, haftalık)

Varlık	Ortalama Getiri	Std. Sapma	Minimum	Maksimum
BTC	0,0018	0,047	-0,32	0,28
ETH	0,0024	0,061	-0,41	0,35
SOL	0,0039	0,089	-0,58	0,62
BNB	0,0015	0,052	-0,36	0,31

Tablo 2'de sunulan tanımlayıcı istatistikler, analiz kapsamındaki kripto varlıklar arasında getiri dağılımı ve oynaklık açısından belirgin farklılıklar bulunduğunu göstermektedir.



Şekil 1. Log ölçekte fiyat zaman serileri (BTC/ETH/SOL/BNB, haftalık)

Şekil 1, tüm kripto varlıkların 2022 yılı boyunca küresel finansal belirsizlikler, parasal sıkılaşma süreci ve kripto piyasasına özgü güven kayıplarıyla birlikte eş zamanlı ve belirgin bir düşüş eğilimi sergilediğini, 2023 sonrası toparlanmanın ise varlıklar arasında farklılaştığını göstermektedir. BTC ve BNB'nin görece daha istikrarlı, ETH ve SOL'un ise daha dalgalı fiyat patikaları izlemesi, kripto varlıklar arasında oynaklık ve risk-getiri yapısının ayrıştığına işaret etmektedir.

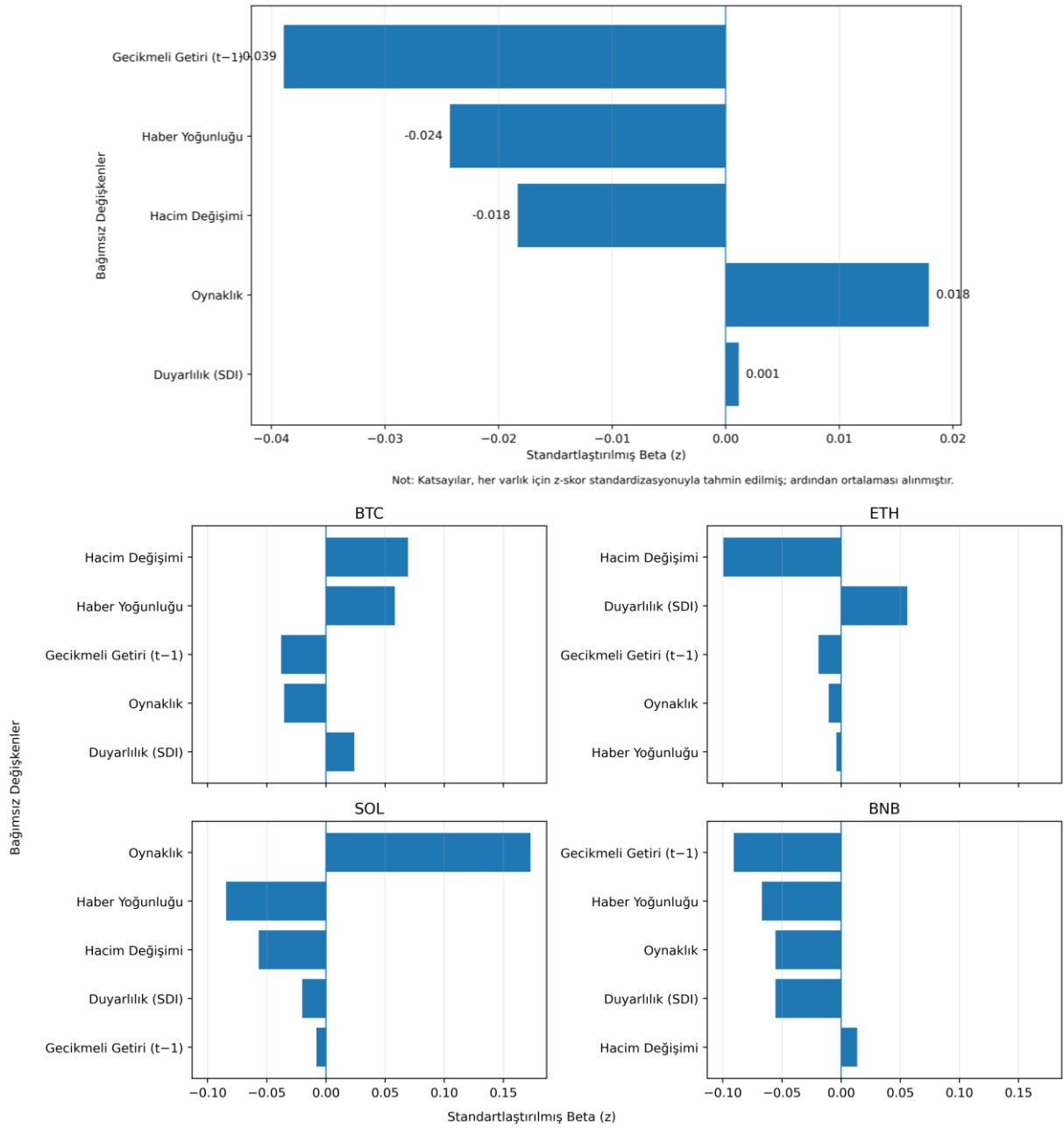
3.2. DOĞRUSAL BULGULAR (OLS)

OLS sonuçları, haber ve duyarlılık göstergelerinin getirilerle istatistiksel olarak anlamlı fakat sınırlı doğrusal ilişkiler ürettiğini; buna karşılık oynaklık değişkeninin tüm varlıklarda negatif ve anlamlı olduğunu göstermektedir. Duyarlılık katsayısı BTC (0,021*), ETH (0,034**), SOL (0,058**) için anlamlı iken BNB'de anlamlı değildir (0,014). Haber yoğunluğu etkisi ETH (0,018*) ve SOL (0,031**) için anlamlı olup BTC ve BNB'de zayıftır. Bu tablo, bilgi akışı/duyarlılık kanalının etkisinin varlıklar arasında heterojen olduğunu; özellikle daha spekülative ve oynak varlıklarda (SOL, ETH) doğrusal etkilerin daha görünür hâle geldiğini göstermektedir. Model açıklama gücü (R^2) SOL'de en yüksek (0,31), ardından ETH (0,24) gelmekte; BTC (0,19) ve BNB (0,17) daha düşük kalmaktadır. Bulgular birlikte değerlendirildiğinde, kripto getirilerinin önemli bir bölümünün doğrusal olmayan mekanizmalarla şekillendiği ve OLS'nin yalnızca "benchmark" işlevi gördüğü anlaşılmaktadır.

Tablo 3. OLS regresyon sonuçları (bağımlı: haftalık log getiri)

Değişken	BTC	ETH	SOL	BNB
Sentiment (SDI)	0,021*	0,034**	0,058**	0,014
News Intensity	0,009	0,018*	0,031**	0,007
Volatility	-0,112**	-0,145**	-0,198**	-0,101*
Lagged Return	0,086*	0,094*	0,121**	0,079
R^2	0,19	0,24	0,31	0,17

p<0,10, ** p<0,05



Şekil 2. OLS standartlaştırılmış katsayılar

Şekil 2’de sunulan standartlaştırılmış katsayılar, OLS çerçevesinde değişkenlerin göreceli etkilerinin sınırlı ve heterojen olduğunu açık biçimde göstermektedir. Bu durum, kripto piyasalarında fiyat oluşumunun yalnızca doğrusal ilişkilerle açıklanamayacağını ve daha karmaşık etkileşimlerin söz konusu olduğunu düşündürmektedir.

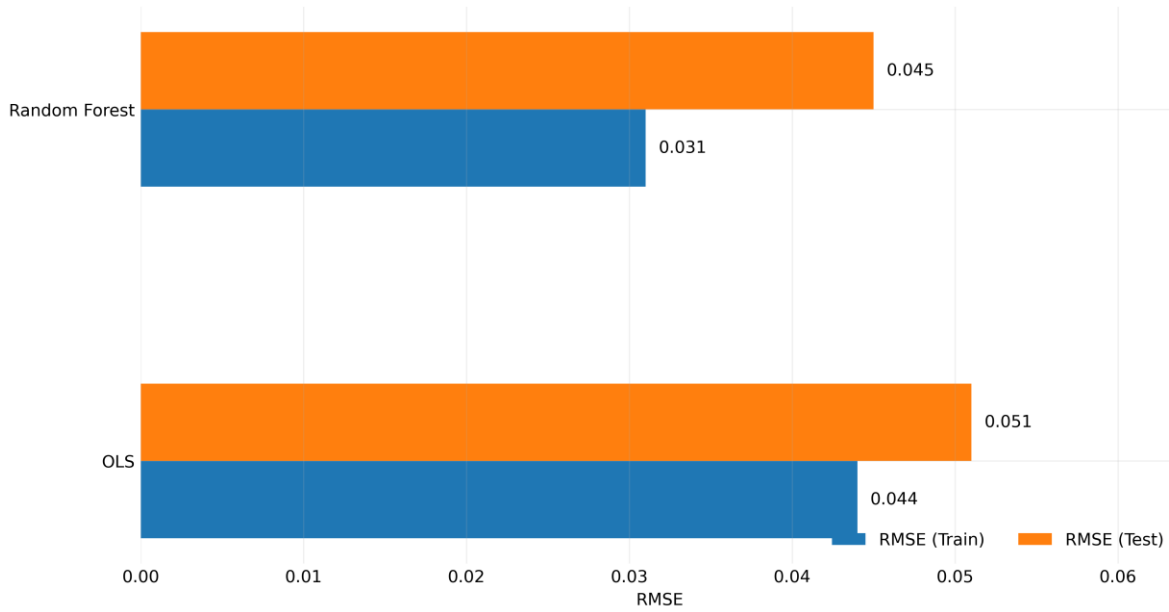
3.3. DOĞRUSAL OLMAYAN MODELLER

Tablo 4 ve Şekil 3 birlikte değerlendirildiğinde Random Forest modeli, OLS’ye kıyasla hem hata düzeyini düşürmekte hem de yön tahmininde anlamlı üstünlük sağlamaktadır. Toplam performans karşılaştırmasında test RMSE değeri OLS’de 0,051 iken Random Forest’ta 0,045’e gerilemiş, Directional Accuracy ise OLS’de 0,42 iken Random Forest’ta 0,57’ye yükselmiştir. Dahası, Random Forest yön tahmininde Random Walk (0,50) ve Naive Mean

(0,48) kıyaslamalarının da üzerinde performans göstermektedir. Bu sonuçlar, kripto piyasalarında getirilerin eşik etkileri, etkileşimler ve rejim değişimleri barındırdığını göstermektedir. Bu durum, doğrusal modellerin ötesinde ansambl yaklaşımların daha uygun bir temsil sunduğunu desteklemektedir.

Tablo 4. Model performansı (genel karşılaştırma)

Model	RMSE (Train)	RMSE (Test)	Directional Accuracy
OLS	0,044	0,051	0,42
Random Forest	0,031	0,045	0,57
Random Walk	—	—	0,50
Naïve Mean	—	—	0,48



Şekil 3. Test RMSE ve Directional Accuracy karşılaştırması

3.4. VARLIK BAZLI BACKTEST

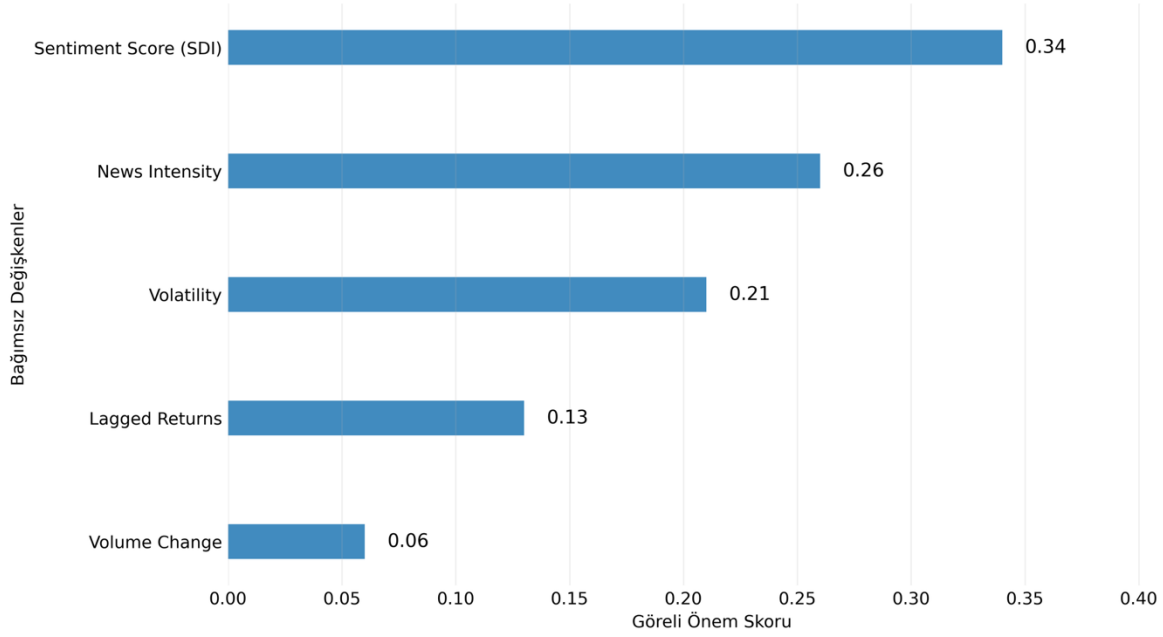
Tablo 5’te ilgili varlıklar için modellerin test seti performansı verilmiştir (hedef: haftalık log getiri tahmini). Varlık bazlı test performansı, doğrusal olmayan modellerin (Random Forest ve Gradient Boosting) tüm varlıklarda OLS’ye karşı belirgin üstünlüğünü doğrulamaktadır. BTC’de Gradient Boosting RMSE=0,0364 ve DA=0,6964 ile yüksek performans verirken; SOL’de DA≈0,7321 ile yön tahmini en güçlü düzeye ulaşmaktadır. OLS’nin özellikle BNB’de belirgin biçimde zayıf kalması (RMSE≈0,4139), bu varlıkta doğrusal varsayımların rejim değişimleri ve doğrusal olmayan yapı karşısında yetersiz kaldığını göstermektedir. Buna karşın ansambl modeller BNB’de hatayı dramatik biçimde düşürmektedir (RMSE≈0,045-0,047). Bu desen, tanımlayıcı istatistiklerde gözlenen varlıklar arası oynaklık/dağılım farklılıklarıyla tutarlıdır ve doğrusal olmayan modellerin “genelleme” kapasitesinin kripto piyasalarında kritik olduğunu göstermektedir.

Tablo 5. Test seti performansı (varlık bazında)

Varlık	Model	MAE	RMSE	MSE	DA
BTC	Gradient Boosting	0,0282	0,0364	0,0013	0,6964
	Random Forest	0,0282	0,0369	0,0014	0,6964
	OLS	0,0769	0,0900	0,0081	0,6429
ETH	Gradient Boosting	0,0546	0,0665	0,0044	0,6607
	Random Forest	0,0510	0,0683	0,0047	0,6964
	OLS	0,0960	0,1110	0,0123	0,5536
SOL	Gradient Boosting	0,0575	0,0701	0,0049	0,7321
	Random Forest	0,0581	0,0704	0,0050	0,7321
	OLS	0,1181	0,1468	0,0216	0,6429
BNB	Gradient Boosting	0,0332	0,0453	0,0020	0,6786
	Random Forest	0,0334	0,0467	0,0022	0,7143
	OLS	0,3052	0,4139	0,1713	0,6250

3.5. BİLGİ AKIŞI VE DUYARLILIK

Şekil 4 değerlendirildiğinde, kripto varlık getirilerinin açıklanmasında haber ve sosyal duyarlılık temelli göstergelerin belirleyici rol oynadığı açık biçimde görülmektedir. Random Forest'ta en yüksek önem skorunun SDI'da (0,34) olması, yatırımcı algısı ve haber/sosyal duyarlılık kanalının fiyatlama mekanizmasında temel belirleyicilerden biri olduğunu ortaya koymaktadır. Haber yoğunluğunun (0,26) ikinci sırada gelmesi, haberlerin yönünden bağımsız şekilde "yoğunluk" etkisinin dahi fiyatlamaya yansıdığını düşündürmektedir. Piyasa temelli değişkenlerden oynaklığın (0,21) yüksek önem düzeyine sahip olması, belirsizlik dönemlerinin getiri dinamiklerinde baskın rol oynadığını doğrulamaktadır. Gecikmeli getiri (0,13) ve hacim değişimi (0,06) katkı sunmakla birlikte bilgi akışı değişkenlerinin gerisinde kalmaktadır. Bu bulgu, doğrusal olmayan modellerin OLS'ye göre üstünlüğünü açıklayan temel mekanizmayla uyumludur: SDI ve haber yoğunluğu etkileri çoğu zaman doğrusal değil, eşik ve etkileşimli biçimde ortaya çıkmaktadır.



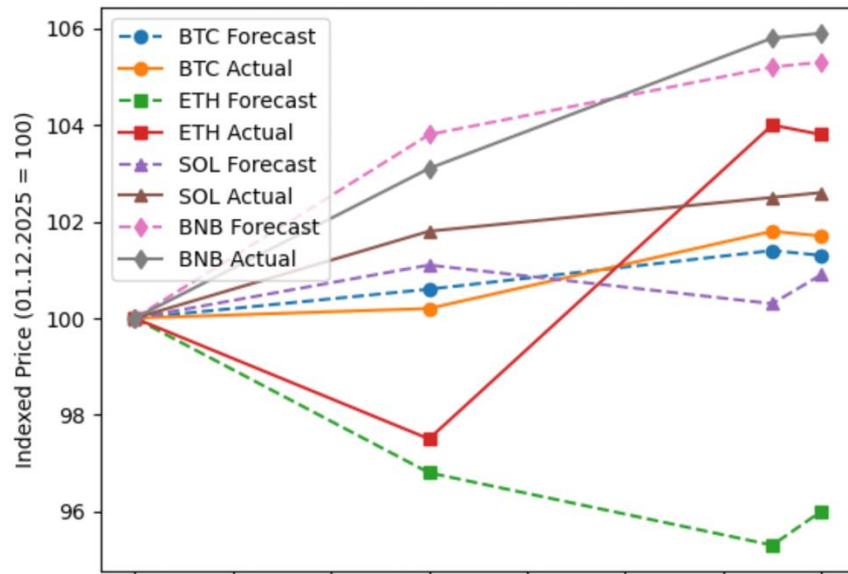
Şekil 4. Değişken önem düzeyleri (Random Forest)

3.6. KISA VADELİ ÖRNEKLEM DIŞI PROJEKSİYON

Tablo 6, kısa vadeli örneklem dışı projeksiyon kapsamında her bir kripto varlık için tahmini kapanış değerlerini ve bu değerlere ilişkin alt-üst bant aralıklarını göstermektedir. 1 - 15 Aralık 2025 için üretilen kısa vadeli projeksiyonlar, sert kırılmalardan çok bant içi dengelenme davranışının öne çıktığını göstermektedir. BTC ve BNB’de tahmin bantları görece daha dar kalırken, ETH ve SOL’de bant genişlikleri daha yüksek seyretmektedir. Bu bulgu, varlıkların yapısal volatilité farklılıklarıyla tutarlıdır. Tahmin edilen kapanış değerlerinin kısa vadede belirli aralıklarda yoğunlaşması, modelin uç sapmaları değil “olasılık ağırlıklı kümelenmeyi” yakaladığını göstermektedir.

Tablo 6. Kısa vadeli örneklem-dışı fiyat projeksiyonları (USD)

Varlık	Tarih	Haftalık Getiri (%)	Tahmini Kapanış	Bant Alt	Bant Üst
BTC (01.12.2025: 86.473)	07.12.2025	+0,6	86.992	84.600	88.100
	14.12.2025	+0,8	87.688	85.280	88.760
	15.12.2025	—	≈87.000	85.260	88.740
ETH (01.12.2025: 2.800)	07.12.2025	-3,2	2.710	2.795	2.997
	14.12.2025	-2,1	2.653,5	2.736	2.934
	15.12.2025	—	2.700-2.800	2.605	2.995
BNB (01.12.2025: 826,7)	07.12.2025	+3,8	858,1	833	875
	14.12.2025	+1,9	874,4	848	892
	15.12.2025	—	865-875	844	897
SOL (01.12.2025: 126,7)	07.12.2025	+1,1	128,09	123,8	134,2
	14.12.2025	-0,8	127,07	122,9	133,1
	15.12.2025	—	127-129	122,8	133,2

**Şekil 5.** Tahmin ve gerçek değer karşılaştırması

Şekil 5, model tarafından üretilen tahmin değerleri ile gerçekleşen fiyat hareketlerini endekslenmiş fiyat düzeyi üzerinden karşılaştırmaktadır. Başlangıç değerinin 100 olarak kabul edilmesi, farklı fiyat seviyelerine sahip kripto varlıkların aynı ölçekte izlenmesini sağlamaktadır.

TARTIŞMA VE SONUÇ

Jeopolitik gerilimler, merkez bankası politika değişimleri ve küresel finansal belirsizliklerin yoğunlaştığı 2022 - 2025 dönemi, kripto varlık piyasalarının salt spekülatif bir alan olmaktan ziyade çok katmanlı bilgi akışlarıyla şekillenen davranışsal-finansal bir ekosistem olduğunu açık biçimde ortaya koymuştur. Elde edilen bulgular, literatürde volatilité yayılımı, güvenli liman tartışmaları ve duyarlılık temelli fiyatlama mekanizmaları üzerine yapılan çalışmalarla güçlü bir paralellik sergilemektedir. Bitcoin'in görece daha

dengeli ve sönümlenmiş tepki yapısı, Brière vd. (2015) ve Dyhrberg (2016) tarafından ortaya konan portföy çeşitlendirme ve kısmi riskten korunma argümanlarıyla uyumludur ancak bu istikrarın mutlak bir güvenli liman özelliği anlamına gelmediği de görülmektedir. Buna karşılık ETH ve özellikle SOL'un haber ve duyarlılık şoklarına daha yüksek elastikiyet göstermesi, Bouoiyour & Selmi (2016), Bouri vd. (2019) ve Symitsi & Chalvatzis (2018) tarafından vurgulanan dinamik korelasyon ve volatilité aktarım mekanizmalarıyla örtüşmektedir. Random Forest modelinin OLS'ye kıyasla anlamlı biçimde üstün performans göstermesi ise Baur & Dimpfl (2018), Koutmos (2018) ve Canh vd. (2019) çalışmalarında ifade edilen asimetrik ve rejim değişimine duyarlı volatilité yapısını doğrulamaktadır. Bu bulgu, kripto getirilerinin doğrusal olmayan, eşik etkileri içeren bir yapı sergilediğini göstermektedir. Akademik Sosyal Duyarlılık Endeksi'nin (SDI) değişken önem analizinde ilk sırada yer alması, Bouri vd. (2021) ve Ampountolas (2022)'nin duyarlılık göstergelerinin fiyatlama davranışı üzerindeki belirleyici rolüne ilişkin bulgularıyla tutarlıdır. Ayrıca pandemi ve savaş gibi dışsal şokların bağımlılık yapısını güçlendirdiğini ileri süren Yousaf & Ali (2020) ve Xu (2022) ile lider-izleyen piyasa dinamiklerine dikkat çeken Wang vd. (2020) ve Qiao vd. (2020) çalışmalarının işaret ettiği çerçevede, bu çalışmada BTC'nin görece yönlendirici ancak daha düşük elastikiyetli konumuyla desteklenmektedir. Bu bağlamda sonuçlar, kripto piyasalarının hem makro-finansal şoklara açık hem de davranışsal kanallar üzerinden hızla tepki veren hibrit bir fiyatlama yapısına sahip olduğunu göstermektedir. Bu durum, tek boyutlu doğrusal modellerin söz konusu karmaşık yapıyı açıklamakta yetersiz kalabileceğine işaret etmektedir.

Kripto varlık piyasalarında fiyat oluşumunun yalnızca geçmiş fiyat hareketleriyle açıklanamayacağı ve haber yoğunluğu, yatırımcı duyarlılığı ile küresel olay akışı gibi dışsal faktörlerin fiyat dinamiklerinde belirleyici rol oynadığı bu çalışma kapsamında ampirik olarak ortaya konmuştur. 2022 - 2025 dönemine ait haftalık verilerle gerçekleştirilen analizler, ETH ve SOL gibi görece daha spekülative ve piyasa derinliği sınırlı varlıkların duyarlılık şoklarına yüksek genlikli tepkiler verdiğini; BTC ve BNB'nin ise aynı şoklar karşısında daha dengeli ve sönümlenmiş bir fiyat patikası izlediğini göstermiştir. OLS sonuçları doğrusal ilişkilerin varlığını ortaya koymakla birlikte açıklayıcılık düzeyinin sınırlı kaldığını; buna karşılık Random Forest ve Gradient Boosting gibi doğrusal olmayan modellerin hem hata ölçütleri hem de yön tahmin başarısı açısından belirgin üstünlük sağladığını göstermiştir. Değişken önem analizleri, SDI ve haber yoğunluğunun kripto getirilerinin modellenmesinde merkezi rol oynadığını teyit etmiş ve fiyat oluşumunun davranışsal-finansal bir mekanizma çerçevesinde değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymuştur. Önümüzdeki dönem kripto piyasalarının jeopolitik çatışmalar, merkez bankası politika söylemleri ve regülasyon kaynaklı haber akışlarına duyarlı kalmaya devam edeceğini göstermektedir. Özellikle Çin-ABD gerilimi, Rusya-Ukrayna savaşı ve Orta Doğu'daki çatışmalar gibi küresel belirsizlik unsurlarının, yüksek oynaklığa sahip varlıklarda (SOL, ETH) daha keskin fiyat patikalarına; daha olgun varlıklarda (BTC, BNB) ise görece dengeli bir seyir izlenmesine yol açabileceği öngörülmektedir. Bununla birlikte projeksiyonların deterministik bir öngörü değil, koşullu beklenti niteliğinde olduğu ve duyarlılık dinamiklerindeki ani kırılmaların tahmin patikalarını değiştirebileceği vurgulanmalıdır. Genel olarak bulgular, kripto varlık piyasalarının bilgi akışına yüksek duyarlılık gösteren, doğrusal olmayan ve rejim değişimlerine açık bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Bu durum yatırım stratejilerinin hibrit yapay zekâ modelleri ve davranışsal göstergelerle desteklenmesinin gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Bu çalışmadan elde edilen bulgular doğrultusunda; kripto varlık piyasalarına ilişkin karar alma, portföy yönetimi, gelecek araştırmalar ve düzenleyici yaklaşımlar açısından değerlendirilebilecek bazı öneriler sunulmaktadır. Yatırımcılar açısından, kripto varlık piyasalarında karar alma süreçlerinde yalnızca teknik göstergelere değil, haber ve sosyal duyarlılık temelli göstergelere de sistematik biçimde yer verilmesi önem taşımaktadır. Özellikle kısa vadeli pozisyonlarda, duyarlılık şoklarının fiyatlar üzerindeki etkisi dikkate alınmalıdır. Portföy yöneticileri açısından, kripto varlıkların risk-getiri profillerinin varlık bazında farklılaştığı göz önünde bulundurulmalı; daha oynak varlıklar (SOL, ETH) ile daha istikrarlı varlıklar (BTC, BNB) dengeli biçimde portföylere dâhil edilmelidir. Bu bağlamda, duyarlılık temelli erken uyarı göstergeleri portföy risk yönetiminde faydalı olabilir. Araştırmacılar için, gelecekteki çalışmalarda sosyal medya verilerinin daha ayrıntılı biçimde ayrıştırılması (platform bazlı duyarlılık, bot-organik ayrımı, metin gömme yöntemleri) ve çoklu makine öğrenmesi modellerinin karşılaştırmalı olarak kullanılması önerilmektedir. Ayrıca, makroekonomik değişkenlerin kripto piyasalarına dolaylı etkilerini inceleyen nedensel analizler literatüre katkı sağlayabilir. Politika yapıcılar açısından ise kripto varlık piyasalarının bilgi akışına aşırı duyarlı yapısı, düzenleyici çerçevelerin şeffaflık ve bilgi kalitesi odaklı tasarlanmasının önemini ortaya koymaktadır. Piyasa manipülasyonunu azaltmaya yönelik bilgi standartları, fiyat istikrarı açısından önemli rol oynayabilir.

KAYNAKÇA

- Aggarwal, V. (2021). Optimum investor portfolio allocation in new age digital assets. *International Journal of Innovation Science*, 14(3-4), 648-658. <https://doi.org/10.1108/IJIS-10-2020-0237>
- Akhtaruzzaman, M., Sensoy, A., & Corbet, S. (2020). The influence of Bitcoin on portfolio diversification and design. *Finance Research Letters*, 37, 101344. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101344>
- Algaba, A., Ardia, D., Bluteau, K., Borms, S., & Boudt, K. (2020). Econometrics meets sentiment: An overview of methodology and applications. *Journal of Economic Surveys*, 34(3), 512-547. <https://doi.org/10.1111/joes.12370>
- Ampountolas, A. (2022). Cryptocurrencies intraday high-frequency volatility spillover effects using univariate and multivariate GARCH models. *International Journal of Financial Studies*, 10(3), 3. <https://doi.org/10.3390/ijfs10030003>
- Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148-151. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>
- Binance. (2025). Binance API documentation. Retrieved May 17, 2026, from <https://api.binance.com/api/v3/klines>
- Bloomberg. (2025). Crypto. Retrieved May 17, 2026, from <https://www.bloomberg.com/crypto>
- Bollen, R. (2013). The legal status of online currencies: Are Bitcoins the future? *Journal of Banking and Finance Law and Practice*, 1-38.
- Bollen, R. (2016). *The legal status of online currencies: Are Bitcoins the future?* Melbourne Business School.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2016). Bitcoin: A beginning of a new phase? *Economics Bulletin*, 36(3), 1430-1440.
- Bouri, E., Gabauer, D., Gupta, R., & Tiwari, A. K. (2021). Volatility connectedness of major cryptocurrencies: The role of investor happiness. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30, 100463. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100463>
- Bouri, E., Gil-Alana, L. A., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Modelling long memory volatility in the Bitcoin market: Evidence of persistence and structural breaks. *International Journal of Finance & Economics*, 24(1), 412-426. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1677>
- Bouteska, A., Hassan, M. K., Rashid, M., & Bilgin, M. H. (2024). The dynamics of bonds, commodities and bitcoin based on NARDL approach. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 94, 58-70. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2023.10.005>

- Brière, M., Oosterlinck, K., & Szafarz, A. (2015). Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin. *Journal of Asset Management*, 16(6), 365-373. <https://doi.org/10.1057/jam.2015.5>
- Cai, C. W. (2021). Triple-entry accounting with blockchain: How far have we come? *Accounting & Finance*, 61(1), 71-93. <https://doi.org/10.1111/acfi.12556>
- Canh, N. P., Wongchoti, U., Thanh, S. D., & Thong, N. T. (2019). Systematic risk in cryptocurrency market: Evidence from DCC-MGARCH model. *Finance Research Letters*, 29, 90-100. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.007>
- Charfeddine, L., Benlagha, N., & Maouchi, Y. (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling*, 85, 198-217.
- CoinDesk. (2025). Cryptocurrency news archive. Retrieved May 17, 2026, from <https://www.coindesk.com/sitemap/archive/2025>
- Corbet, S., Goodell, J. W., Gunay, S., & Kaskaloglu, K. (2023). Are DeFi tokens a separate asset class from conventional cryptocurrencies? *Annals of Operations Research*, 322(2), 609-630. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-05150-z>
- CryptoPanic. (2025). CryptoPanic API documentation. Retrieved May 17, 2026, from <https://cryptopanic.com/developers/api/>
- Dangi, V. (2022). Estimation and effectiveness of optimal hedge ratios of cryptocurrencies based on static and dynamic methodologies. *Vision*. <https://doi.org/10.1177/09722629221135878>
- 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>
- 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.
- Just, M., & Echaust, K. (2024). Cryptocurrencies against stock market risk: New insights into hedging effectiveness. *Research in International Business and Finance*, 67, 102134. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.102134>
- Kang, S. H., Yoon, S.-M., Bekiros, S., & Uddin, G. S. (2020). Bitcoin as hedge or safe haven: Evidence from stock, currency, bond and derivatives markets. *Computational Economics*, 56(2), 529-545. <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09901-4>
- Koutmos, D. (2018). Return and volatility spillovers among cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 122-127. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.09.012>

- Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>
- Kumar, A. S., & Anandarao, S. (2019). Volatility spillover in crypto-currency markets: Evidence from GARCH and wavelet analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 524, 448-458. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.154>
- Li, F., Yousaf, I., & Riaz, Y. (2023). Bitcoin and crypto-mining stocks: A quantile connectedness approach. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103400>
- Liu, W. (2019). Portfolio diversification across cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 200-205. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.010>
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Qiao, X., Zhu, H., & Hau, L. (2020). Time-frequency co-movement of cryptocurrency return and volatility: Evidence from wavelet coherence analysis. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101541. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101541>
- Qureshi, S., Aftab, M., Bouri, E., & Saeed, T. (2020). Dynamic interdependence of cryptocurrency markets: An analysis across time and frequency. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 559, 125077. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125077>
- Reddit. (2025). Reddit API documentation. Retrieved May 17, 2026, from <https://www.reddit.com/dev/api/>
- Reuters. (2025). Cryptocurrency news. Retrieved May 17, 2026, from <https://www.reuters.com/markets/cryptocurrency/>
- Symitsi, E., & Chalvatzis, K. J. (2018). Return, volatility and shock spillovers of Bitcoin with energy and technology companies. *Economics Letters*, 170, 127-130.
- Tanrıverdi, M., Uysal, M., & Üstündağ, M. T. (2019). Blokzinciri teknolojisi nedir? ne değildir?: Alanyazın incelemesi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 12(3), 203-217.
- Wang, G.-J., Ma, X., & Wu, H. (2020). Are stablecoins truly diversifiers, hedges, or safe havens against traditional cryptocurrencies as their name suggests? *Research in International Business and Finance*, 54, 101225. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101225>
- Xu, C. (2022). The dynamic relation between Bitcoin volatility and stock volatility: DCC-GARCH approach. In *Proceedings of the International Conference on Information Economy, Data Modeling and Cloud Computing (ICIDC 2022)* (Qingdao, China).

- Yousaf, I., & Ali, S. (2020). The COVID-19 outbreak and high frequency information transmission between major cryptocurrencies: Evidence from the VAR-DCC-GARCH approach. *Borsa Istanbul Review*, 20, S1-S10.
- Zeng, T., Yang, M., & Shen, Y. (2020). Fancy Bitcoin and conventional financial assets: Measuring market integration based on connectedness networks. *Economic Modelling*, 90, 209-220. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.05.017>
- Zhang, Y., Zhu, P., & Xu, Y. (2021). Has COVID-19 changed the hedge effectiveness of Bitcoin? *Frontiers in Public Health*, 9, 647957.
- Zohar, A. (2015). Bitcoin: Under the hood. *Communications of the ACM*, 58(9), 104-113.

Katkı Oranı

1. Yazar: %45

2. Yazar: %35

3. Yazar: %20

Çıkar Çatışması

Çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

Etik Kurul İzni

Gerek olmadığı beyan edilmiştir.

Destek-Finansman

Bu araştırmayı desteklemek için dış fon kullanılmamıştır.

Teşekkür

Beyan edilmemiştir.

Contribution Rate

1st Author: %45

2nd Author: %35

3rd Author: %20

Conflicts of Interest

No conflict of interest declared.

Ethics Committee Permission

It has been declared unnecessary.

Grant Support

No external funding was used to support this research.

Acknowledgements

Not declared.