
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

KRİPTO VARLIKLARDA MAKİNE ÖĞRENİMİ KULLANILARAK TEKNİK GÖSTERGELERİN FİYAT YÖNÜ ÜZERİNE ETKİ ANALİZİ

Kağan ÖKTEM

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ARALIK 2025

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

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

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

Kağan ÖKTEM
09/12/2025

KRİPTO VARLIKLARDA MAKİNE ÖĞRENİMİ KULLANILARAK TEKNİK GÖSTERGELERİN FİYAT YÖNÜ ÜZERİNE ETKİ ANALİZİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Kağan ÖKTEM

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Aralık 2025

ÖZET

Günümüzde yatırım danışmanlığı, profesyonel olarak sunulan yaygın bir hizmettir. Bu hizmeti sağlamak için danışmanlık firmaları kurulur ve finans uzmanları istihdam edilir. Hizmetten faydalanmak isteyen bireyler ücret ödeyerek danışmanlık alır. Finansal piyasalar uzmanlık gerektirir. Yapay zekâ sistemlerinin gelişmesiyle, bu alanda da önemli dönüşümler yaşanmıştır. Bu gelişmelere rağmen, geleceğe yönelik yapılan fiyat tahminleri yanıltıcı veya tatmin etmeyen sonuçlar üretmektedir. Bu çalışmada, Rastgele Orman Regresyonu kullanılarak Bitcoin ve Ethereum için günlük fiyat yönü tahmini üzerinden teknik göstergelerin geçmiş fiyat hareketlerine göreceli etkisi incelenmektedir. Bu kapsamda, Kripto Varlık Fiyat Yönü Tahmin Robotu tanıtılmaktadır. Topluluk modellemesi tabanlı bu makine öğrenimi modeli, büyük veri ihtiyacı duymadan, doğru seçilmiş özniteliklerle yüksek doğruluk sunmaktadır. Mart 2018'den Ocak 2025'e kadar olan verilerle yapılan testlerde kullanımı yaygın 9 teknik indikatör ile bu çalışma sırasında fiyat yönü ilişkisi keşfedilen BOP indikatörü de dahil toplam 10 indikatörün fiyat ile ilişkisi incelenmektedir. Bu çalışma, Google Colab v5e-1 donanım konfigürasyonunda yalnızca 22 saniyede sonuç üretmektedir. Parametrik yapısı sayesinde istenen teknik gösterge modele girdi olarak verilebilmektedir. Bu sayede, istenen koşullar altında geçmiş fiyat hareketleriyle en çok ilişkiye sahip olan teknik göstergeler elde edilebilmektedir. Bu durum yatırımcıların gelecek için daha doğru karar alabilmelerine olanak sağlamaktadır. Ayrıca, çalışmada 2017-2024 arası literatür incelenmiş, eksiklikler belirlenmiş ve bu çalışmanın alana katkısı ortaya konmuştur.

Bilim Kodu	:	92444
Anahtar Kelimeler	:	Rastgele orman regresörü, kripto varlık, teknik indikatörler, makine öğrenimi, yapay zeka
Sayfa Adedi	:	55
Danışman	:	Doç. Dr. Adem TEKEREK

AN IMPACT ANALYSIS OF TECHNICAL INDICATORS ON PRICE DIRECTION IN CRYPTO ASSETS USING MACHINE LEARNING

(M. Sc. Thesis)

Kağan ÖKTEM

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

December 2025

ABSTRACT

Today, investment consultancy is a widely offered professional service. Consultancy firms are established and financial experts are employed to provide this service, while individuals seeking professional guidance pay a fee to receive consultancy. Since financial markets require specialized expertise, the emergence of artificial intelligence systems has led to significant transformations in this field. Nevertheless, most price prediction models for future market trends continue to produce misleading or unsatisfactory results. In this study, the relative impact of technical indicators on past price movements is examined through daily price direction prediction for Bitcoin and Ethereum using the Random Forest Regression algorithm. Within this context, the Crypto Asset Price Direction Prediction Robot (C-PDPR) is introduced. This community-based machine learning model delivers high accuracy with carefully selected features, without requiring large datasets. The model was tested using data from March 2018 to January 2025, analyzing the relationship between price direction and ten technical indicators, including nine widely used indicators and the Balance of Power (BOP) indicator, whose strong correlation with price direction was discovered during this research. The system produces results in only 22 seconds using Google Colab's v5e-1 hardware configuration. Thanks to its parametric structure, any desired technical indicator can be provided as an input to the model, enabling identification of those most strongly correlated with historical price movements under specific conditions. This capability allows investors to make more informed and accurate decisions regarding future market behavior. Furthermore, a comprehensive review of the literature between 2017 and 2024 was conducted to identify existing gaps, and the study's unique contributions to the field are discussed in detail.

Science Code	:	92444
Key Words	:	Random forest regressor, technical indicators, crypto asset, machine learning, artificial intelligence
Page Number	:	55
Supervisor	:	Assoc. Prof. Dr. Adem TEKEREK

TEŞEKKÜR

Tez danışmanım Doç. Dr. Adem TEKEREK hocama yaptığım çalışmaya katkılarından dolayı teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT v

TEŞEKKÜR vi

İÇİNDEKİLER vii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ ix

ŞEKİLLERİN LİSTESİ x

SİMGELER VE KISALTMALAR xi

1. GİRİŞ 1

2. MEVCUT ÇALIŞMALAR 9

2.1. İstatistiksel Metotlarının Kullanımı 9

2.2. Denetimli Makine Öğrenimi Metotlarının Kullanımı 10

2.3. Derin Öğrenme Metotlarının Kullanımı 12

2.4. Pekiştirmeli Öğrenme ve Derin Öğrenme Metotlarının Kullanımı 13

2.5. Mevcut Çalışmalarda Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırmaları 15

2.6. Benzer Veri Kümesi ile Yapılan Tahmin Çalışmaları 17

3. ÖNERİLEN YÖNTEM 19

3.1. Veri Kümesi Detayları 20

3.2. Veri Hazırlama 20

3.2.1. Veri toplama ve girdi oluşturma 21

3.2.2. Veri kümesi ayırma 22

3.3. Kripto Varlık Fiyat Yönü Tahminleme Robotu (K-FYTR) ve Bileşen Seçimi 23

3.3.1 Modelin yüzde değişim ve fiyat yönü mekanizması 23

3.4. Fiyat Yönü Tahmin Katmanı 25

3.4.1. Yöntemin uygulaması ve anahtar yöntem 26

Sayfa

3.4.2. Başarı ölçüm metrikleri 27
3.5. Teknik İndikatör Etkisi ve Hiper Parametre Optimizasyonu 28
3.5.1. Teknik indikatör etki analizi 28
3.5.2. Hiper parametre analizi 29
3.5.3. BOP indikatör etkisi 33
4. DENEY ÇALIŞMASI 37
4.1. Aşırı Öğrenme Analizi 37
4.2. Karmaşıklık Matrisi 38
4.3. Fiyat Yönü Tahmin Doğruluğu 40
4.4. Benzer Veri Kümesi ile Yapılan Çalışmalarla Karşılaştırma 42
4.5. K-FYTR Modelinde Kullanılan Rastgele Orman Regresyonu Yerine Farklı Algoritmaların Kullanım Sonuçlarının Kıyaslanması 43
4.5.1. GRU hiper parametre ayarları 44
4.5.2. LSTM hiper parametre ayarları 44
4.5.3. XGBOOST hiper parametre ayarları 45
4.5.4. Karşılaştırma sonucu 45
5. SONUÇ 47
KAYNAKLAR 51
ÖZGEÇMİŞ 55

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 2.1. Çalışmalarda kullanılan metotların karşılaştırılması..... 16

Çizelge 3.1. RandomizedSearchCV özellik kümesi 2 için hiper parametre test kümeleri ve teknik indikatör kombinasyonları ile yön tahmin doğruluk değerleri..... 32

Çizelge 4.1. K-FYTR karışıklık matrisi tanımlaması 38

Çizelge 4.2. Değişim oranı tahmini üzerinden yapılan fiyat yönü ile teknik indikatör ilişkioranı çizelgesi..... 42

Çizelge 4.3. Literatürdeki benzer veri kümesi ile yapılan çalışmaların karşılaştırması . 43

Çizelge 4.4. K-FYTR içinde rastgele orman regresyonu yerine gru, lstm veya xgboost algoritmaları kullanıldığında elde edilen sonuçlar 43

Çizelge 5.1. Bitcoin ve ethereum için teknik gösterge kombinasyonlarının geçmiş fiyat yönü ile ilişkisi (Mart 2018 – Ocak 2025)..... 47

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.1. K-FYTR özet şeması 20

Şekil 3.2. VTGOY şeması..... 22

Şekil 3.3. Yapay zeka algoritma koşum katmanı..... 27

Şekil 3.4. BTC-USD paritesi bop indikatör ile fiyat ilişkisi 34

Şekil 3.5. ETH-USD paritesi bop indikatör ile fiyat ilişkisi 35

Şekil 4.1. Ethereum 9 indikatör fiyat hareketi hata matrisi 38

Şekil 4.2. Ethereum 10 indikatör fiyat hareketi hata matrisi 39

Şekil 4.3. Bitcoin 9 indikatör fiyat hareketi hata matrisi 39

Şekil 4.4. Bitcoin 10 indikatör fiyat hareketi hata matrisi 40

Şekil 4.5. Ethereum 9 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri..... 40

Şekil 4.6. Ethererum 10 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri..... 41

Şekil 4.7. Bitcoin 9 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri..... 41

Şekil 4.8. Bitcoin 10 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri..... 42

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	**Açıklamalar**
R^2	R-Kare

Kısaltmalar	**Açıklamalar**
2DCNN	2 Boyut Evrişimli Sinir Ağ
AltCoin	Alternatif Kripto Varlık
ARIMA	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
ARIMAX	Otoregresif Hareketli Ortalama Entegre Eşdeğeri
BERT	Transformatörlerden Çift Yönlü Kodlayıcı Gösterimi
BiLSTM	Çift Yönlü LSTM
BNN	Bayesçi Sinir Ağı
BOP	Güç Dengesi
BTC	Bitcoin
CA-DDDQN	Karşılaştırmalı Çift Düello Derin Q-Öğrenme Ağı
CA-DQN	Karşılaştırmalı Derin Q-Öğrenme
CNN	Evrişimli Sinir Ağı
COVID-19	Korona virüs 19
CRT	Sınıflandırma ve regresyon ağacı
DDPG	Derin Deterministik Politika Gradyanı
DDQN	Çift Derin Q Ağı
DRL	Derin Pekiştirmeli Öğrenme
EMA	Üstel Hareketli Ortalama
ETF	Yatırım Fonu
GP	Gaussian Süreçleri
GRNN	Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı
GRU	Kapılı Tekrarlayan Birim
KB	Kilobayt

Kısaltmalar	Açıklamalar
K-FYTR	Bitcoin Fiyat Yönü Tahminleme Robotu
KNN	En Yakın Komşu Regresyonu
LSTM	Uzun-Kısa Vadeli Bellek
MA	Hareketli Ortalama
MACD	Hareketli Ortalama Yakınsama Ayrışma
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hatası
MFI	Para Akış İndeksi
ML	Makine Öğrenmesi
MLP	Çok Katmanlı Algılayıcı
MSE	Ortalama Karesel Hata
Naive2	Basit Üstel Düzeltme
RBF	Radyal Temelli Fonksiyon
RMSE	Kök Ortalama Kare Hata
RNN	Yinelemeli Sinir Ağı
RSI	Göreceli Güç İndeksi
SARSA	Durum-Eylem-Ödül-Durum-Eylem
SEC	Sermaye Piyasası Kurulu
SMA	Basit Hareketli Ortalama
SPOT	Günlük Piyasa
SVM	Destek Vektör Makineleri
SVR	Destek Vektör Regresyonu
TD3	İkiz Gecikmeli Derin Deterministik Politika Eğimi
VTGOY	Veri Toplama ve Girdi Oluşturma Yazılımı
XGBoost	Aşırı Gradyan Artırma

1. GİRİŞ

Yatırım danışmanlığı genellikle iki temel yaklaşıma dayanır. İlki, varlık fiyat hareketlerinin çeşitli matematiksel modeller aracılığıyla yorumlandığı teknik analiz, diğeri ise finansal veriler ve geleceğe yönelik tahminler yoluyla bir varlığın içsel değerinin değerlendirildiği temel analizdir. Profesyonel olmayan bireysel yatırımcılar genellikle yatırım danışmanlarına başvurarak, bu hizmetler karşılığında belirli ücretler ödemektedir.

Kripto para piyasaları, son dönemde hızlı bir şekilde kurumsal benimsemeye sahne olmuştur. Ocak 2024'te Amerika Birleşik Devletleri'nde Bitcoin ETF (Yatırım Fonu) başvuruları onaylanmış, bunu Mayıs 2024'te Ethereum spot ETF başvurularına yönelik onaylar takip etmiştir. Bu gelişmeler, BlackRock ve Fidelity gibi büyük finansal kurumların piyasaya girişini hızlandırmıştır.

Mevcut literatürde, kripto varlık fiyatlarını tahmin etmek amacıyla Rastgele Orman Regresyonu ve diğer topluluk modelleri kullanan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Ancak bu modellerin çoğu, mutlak kapanış fiyatını tahmin etmeyi amaçlamakta ve bu durum, yüksek oynaklık ve güven aralıklarının eksikliği nedeniyle yatırımcıyı yanıltabilmektedir. Ayrıca, bu modeller genellikle çok sayıda teknik göstergeye dayanmaktadır ve özellik önem derecesi analizine yer verilmemektedir. Bu durum, modelin karmaşıklığını artırmakta ve yatırımcılar için erişilebilirliğini sınırlamaktadır. En dikkat çeken sorunlardan biri de aşırı uyumun çoğunlukla göz ardı edilmesi ve veri kümelerinin güncellenmeden kullanılmasıdır. Bu faktörler, model güvenilirliğini zayıflatmaktadır.

Yatırımcı bakış açısıyla teknik gösterge gibi geçmiş bilgiler üzerinden hesaplanan değerler ile gelecekte oluşacak fiyatı öngörmek mümkün olabilir mi? Eğer mümkün ve ulaşılabilir bir durum olsaydı, günümüzde hisse senedi ve varlık piyasaları olmazdı. Bu para basma makinesini evinize koymanızdan farksız bir durumdur. Ancak, belli koşullar altında doğru zamanda doğru varlıkları alıp satarak veya uzun vade elimizde tutarak enflasyondan fazla getiri elde edebileceğimizi biliyoruz.

O halde, makine öğrenmesini kullanarak geçmişte oluşan fiyat hareketleriyle en çok ilişkili teknik göstergeleri bulursak ileride vereceğimiz yatırım kararlarının daha doğru ve karlı olabileceğini varsayabiliriz.

Bu çalışmada, literatürdeki eksiklikleri gidermek ve teknik göstergeler ile geçmiş kripto varlık fiyatlarının ilişkisini bulmak adına aşağıdaki adımlar uygulanmaktadır:

- Sadeleştirilmiş ve yorumlanabilir bir model önerilmiştir. Modelde 9 temel indikatör kullanılmıştır. Ancak, çalışmalar sonucu keşfedilen BOP (Güç Dengesi) indikatörü eklendiğinde toplam sayı 10'a çıkmakta ve bu indikatör kombinasyonu. Modelin çıktısı olan kapanış fiyatının yüzdesel değişimi değeri ile günlük bazda fiyatın gidiş yönü çıkarımı yapılmaktadır.
- Model, yalnızca Rastgele Orman Regresyonu kullanılarak geliştirilmiştir. Bu algoritma, birden fazla karar ağacını birleştirerek genel geçerlik yeteneğini artıran ve varyansı azaltan doğal bir topluluk öğrenme yapısına sahiptir. Bu özellik sayesinde karmaşık hibrit modellere gerek kalmadan daha düşük hesaplama maliyetiyle yatırımcı dostu bir çözüm sunulmaktadır.
- Bu çalışmanın en önemli katkılarından biri, kripto fiyat hareketlerinde etkili ancak literatürde yeterince kullanılmamış bir gösterge olan BOP indikatörünü öne çıkarmasıdır. Bu bağlamda çalışma, mevcut literatüre yenilikçi bir yaklaşım kazandırmaktadır. En sık kullanılan indikatörler ile yapılan deneysel çalışma, BOP indikatörünün eklenmesiyle tekrarlanmış ve sonuçlar not edilmiştir.
- Ayrıca, veri kümesi yüzde bazında eğitim (%56), doğrulama (%24) ve test (%20) olarak bölünmüş ve bu oranlar ampirik olarak belirlenmiştir. Böylece, yeniden üretilebilir ve genellenebilir bir metodoloji sunulmuş, aşırı uyum riskine karşı önlem alınmıştır. Aşırı uyumun olup olmadığı, doğrulama ve test setleri arasındaki RMSE (Kök Ortalama Kare Hata) farkı ile ölçülmektedir; eğer test RMSE değeri, doğrulama RMSE değerini %10'dan fazla aşıyorsa model aşırı uyumlu olarak değerlendirilmektedir.

Çalışmamız, Bitcoin ve Ethereum varlıklarının günlük kapanış fiyatı ile seçilen teknik indikatör verileri kullanılarak çalışmakta ve oldukça küçük bir veri kümesini temel almaktadır. Çalışmamız, bu veri kümesi üzerinde Bitcoin ve Ethereum fiyatlarının günden güne fiyat değişim yüzdesini tahmin ederek, fiyatın gidiş yönü çıkarımını yapmak üzere kurgulanmıştır. Bu çıkarım, geçmiş fiyatların teknik göstergelerle ne kadar ilişkili olduğunu göstermektedir. Modelin başarım oranları RMSE ve yön tahmin doğruluk yüzdesi yöntemleri kullanılarak hesaplanmaktadır. Model çıktı olarak, ertesi gün için fiyatın yönünü yükseliş, düşüş veya değişim yok şeklinde vermektedir. Bu sayede girdi olarak verilen indikatörler ile bağıntısı ortaya konmaktadır.

Giriş bölümünün ardından gelen bölüm 2, ilgili literatürü incelemekte ve en önemli çalışmaları özetleyen karşılaştırma tablosunu sunmaktadır. Ayrıca, bu çalışmada kullanılan veri kümesine benzer küme kullanan çalışmalar da incelenmiştir. Bölüm 3, önerilen yöntemi ayrıntılı biçimde açıklamakta; doğrulama grafiklerine, çeşitli makine öğrenimi algoritmalarıyla test sonuçlarına ve model çıktıları analizine yer vermektedir. Bölüm 4'te yapılan deneysel çalışma ve çalışma yapılırken izlenen yöntemler detaylandırılmaktadır. Ayrıca çalışmada elde edilen sonuçlara da yer verilmektedir. Bölüm 5, çalışma sonucu elde edilen bilgileri sunmaktadır. Bölüm 6 ise literatüre yapılan katkıları ortaya koymaktadır.

Problem durumu / Konunun tanımı

Kripto varlık ekosisteminin kaotik ve sürekli değişen koşulları altında, bireysel yatırımcıların kâr elde etme olasılığı oldukça düşüktür. Bu olasılık, özellikle kaldıraçlı işlemlerde daha da azalmaktadır; zira fiyat dalgalanmaları, yatırım pozisyonlarının hızlı şekilde likide edilmesine yol açabilmektedir. Öte yandan, profesyonel yatırım danışmanlığı hizmetleri finansal açıdan herkes için erişilebilir değildir. Yatırımcılar finansal uzmanlara danışsalar dahi, kısa vadeli işlemler (saatlik, günlük veya haftalık periyotlar) yüksek zarar riski taşımaya devam etmektedir.

Bu çalışmada, literatürde ve kripto varlık borsalarında en sık kullanılan teknik göstergelerin, geçmiş fiyat hareketleri ile ilişkisi ele alınmaktadır. Ayrıca, BOP indikatörünün de geçmiş fiyat hareketleriyle olan ilişkisi gösterilmektedir. Bu ilişkiyi göstermek için K-FYTR (Kripto Varlık Fiyat Yönü Tahmin Robotu) adlı, makine öğrenmesi tabanlı bir model önerilmektedir. Söz konusu model, sınırlı bir veri kümesi kullanarak Bitcoin ve Ethereum varlıklarının hangi indikatörler ile daha çok ilişkili olduğunu fiyat yönü tahmin ederek göstermeyi amaçlamaktadır. Geliştirilen bu araç sayesinde yatırımcılar, hangi indikatör dizisi birleşiminin geçmişte daha etkili olduğunu görecek ve gelecek yatırımlarında daha doğru kararlar verebilecektir.

Araştırmanın amacı

Araştırmanın amacı, kolaylıkla elde edilebilecek teknik indikatör verilerini içeren çok küçük bir veri kümesi üzerinde çalıştırılacak Rastgele Orman Regresyonu sayesinde, yatırımcısı görece diğer kripto varlıklardan çok olan Bitcoin ve Ethereum için; günlük bazda fiyat yönü

ile teknik indikatör ilişkisinin gösterilmesidir. Bu sayede yatırımcıların gelecekte vereceği kripto varlık yatırım kararlarında kullanacağı teknik göstergeleri daha doğru biçimde kullanması hedeflenmektedir. Ayrıca, önerilen model girdi olarak istenilen teknik göstergeyi alıp bunun geçmiş fiyat hareketleriyle olan ilişkisini de açıklayabilmektedir. Sık kullanılan indikatörlerden biri olmayan BOP'un buradaki başarım oranını dramatik şekilde nasıl etkilediği de ortaya konmaktadır. Modelin aşırı uyumdan arındırılmış olması da çalışmayı güvenilir kılmaktadır.

Araştırmanın önemi

Araştırmanın önemi, zaman serileri içeren kripto varlık veri kümeleri üzerinde aşırı uyum oluşturmadan fiyat yönü ile teknik indikatör ilişkisini açıklayarak, gelecekte verilecek kripto varlık yatırım kararlarının doğruluk oranını artırabilecek olmasıdır. Ayrıca, önerilen model girdi olarak istenilen teknik göstergeyi alıp bunun geçmiş fiyat hareketleriyle olan ilişkisini de açıklayabilmektedir. Bu sayede dönemsel olarak en iyi ilişkide olan teknik indikatörler bu model ile yakalanabilecektir. Herhangi bir finansal okur yazarlığı olmayan insanların kripto varlık fiyat hareketlerinde etkili olan teknik göstergeleri keşfedebileceği bir araç olması bakımından önemlidir.

Varsayımlar / Sayıltılar

Bu çalışmada, piyasa koşullarının sonuçlar üzerinde etkili olduğu değerlendirilmektedir. Model önerimiz her ne kadar güncel verilerle beslense de COVID 19 gibi olağan dışı piyasa koşullarının olmadığı durumlar varsayılmaktadır. Bu gibi durumlar modelin doğruluğunu kısa vadede bozacaktır. Ancak, 3 yıldan fazla uzun vadede bakıldığında, bu uç olaylar belli trendler içerisinde erimekte ve tahmin doğruluğu tekrar artmaktadır.

Sınırlılıklar

Çalışma içerisinde önerilen modelin oluşturulması için öncelikle Derin Öğrenme ve Pekiştirmeli Öğrenme yöntemleri kullanıldı ancak, modelin eğitimi için gereken veri seti çok büyük olması sebebiyle çalışma o yönde ilerletilemedi. Bu nedenle, modelin oluşturulabilmesi için küçük veri kümeleri üzerinde etkili sonuçlar veren algoritmalara yönelmek gerekti. Ayrıca, burada modelin gelecek fiyat hareketini tahmin etme kabiliyeti

değil, geçmiş fiyat hareketiyle olan deterministik bağıntısı ölçülmüştür. Dolayısıyla elde edilen sonuçlar, modelin açıklayıcı gücünü yansıtmakta olup, öngörücü bir başarı olarak değerlendirilmemelidir.

Tanımlar

- Bagging, aynı modelin birçok rastgele varyasyonunu eğitip birleştirme tekniğidir.
- Bitcoin, en büyük piyasa hacmine sahip merkeziyetsiz kripto varlıktır. Hiçbir kuruluşa ait değildir.
- Ethereum, en büyük ikinci piyasa hacmine sahip kripto varlıktır. Ethereum vakfına aittir.
- BOP, finans alanında güç dengesi indikatörü anlamına gelir.
- Cat Boost Regression, makine öğrenmesi yöntemlerinden bir regresyon modelidir.
- EMA (Üstel Hareketli Ortalama) 50, 50 günlük üssel fiyatların hareketli ortalaması anlamındadır.
- EMA 21, üstel hareketli ortalama anlamındadır. Son 21 gündeki fiyatların üssel hareketli ortalamasını verir. Üssel bir katsayı ile fiyatın güncel hareketlerini daha hızlı takip eder.
- Ensemble, birleşik çalışma yöntemini ifade eden yapay zeka modelleri içerisinde tanımlanan bir terimdir.
- FASTD 5, FAST 5 değerinin 3 periyotluk ortalaması anlamına gelir.
- FASTK RSI, fiyat yerine RSI üzerinde çalışır. RSI değerlerinin momentumunu ölçer.
- FAST 5, son 5 gündeki fiyat hareketinin en yüksek ve en düşük seviyelerine göre hesaplanır. Aşırı alım veya aşırı satış verileri elde edilir.
- F1 Skoru, makine öğrenmesi uygulamalarında doğruluk oranı ölçümünde kullanılan yöntemin adıdır.
- Derin Q Öğrenme, derin öğrenme yöntemlerinden ödül mekanizması tanımlanmış olan yöntemdir.
- EPOCH, makine öğrenmesi ve derin öğrenmede, tüm eğitim veri kümesinin bir kez modele tamamen gösterilmesi anlamına gelir. Model, eğitim verisinin her bir örneğini bir defa görüp ağırlıklarını günceller.
- Gini İndeksi, karar ağaçlarında kullanılan bir saflık ölçüsüdür ve bir veri kümesinin ne kadar karışık olduğunu gösterir.
- Google Drive, Google firmasının bulut çözümüdür.
- Gradient Boosting Regression, gradyan çoklama regresyonu algoritmasıdır.

- GRU (Kapılı Tekrarlayan Birim), derin sinir ağı modellerinden biridir.
- Histogram Gradient Boosting Regression, tarihsel olarak gradyan çoklayan bir makine öğrenmesi modelidir.
- Kaggle, ücretsiz veri kümelerini bulunduran bir internet sitesidir.
- K-FYTR, bu çalışma kapsamında önerilen tahmin modeline verilen isimdir.
- LSTM, kısa vade hafızaya sahip özyinelemeli bir tür derin sinir ağını ifade eder. Çoğunlukla zaman serilerinde kullan ve literatürde de varlıkların fiyat tahminlerinde sıkça kullanılan bir modeldir.
- MACD, EMA 12 ve EMA 26 hareketli ortalamaların birbirine yakınsaması veya ıraksaması mantığına dayalı bir teknik analiz göstergesidir.
- MACD Hist, MACD histogramı anlamındadır.
- MA 50, 50 günün kapanış fiyatlarının ortalamasıdır.
- Mean Reversion, bir finansal varlığın fiyatının zaman içinde tarihsel ortalama veya dengeli bir seviyeye geri döneceği varsayımına dayanan bir finans teorisidir.
- Momentum, bir finansal varlığın mevcut fiyat hareketinin bir süre daha aynı yönde devam etme eğiliminde olduğunu savunan teknik analiz kavramıdır.
- MSE (Ortalama Karesel Hata), hataların karesinin ortalaması olarak tanımlanan bu terim, gerçek değerler ile tahmin edilenler arasındaki farkın karesinin ortalamasıdır.
- MinMaxScaler, veri ön işleme aşamasında kullanılan bir normalizasyon tekniğidir ve sklearn.preprocessing modülünde bulunur.
- NASDAQ (Amerikan Ulusal Borsası) olarak tanımlanan Amerikan hisse senedi borsasının kısaltılmış şeklidir.
- Python, platform ve işletim sistemi bağımsız, yorumlayıcı üzerinde çalışan bir bilgisayar programlama dilidir.
- RandomizedSearchCV, makine öğrenmesi modellerinin hiper parametre ayarlaması için kullanılan bir yöntemdir ve scikit-learn kütüphanesinde bulunur.
- RSI 14, fiyat hareketlerindeki 14 günlük hız ve değişim oranını ölçen bir momentum osilatörüdür.
- S&P 500, Amerikan kredi derecelendirme kurumudur.
- Sharp oranı, bir yatırımın risk ayarlı getirisini ölçen bir metriktir. William F. Sharpe tarafından geliştirilen bu oran, bir yatırımın beklenen getirisi ile risksiz getirisi arasındaki farkı, yatırımın standart sapması ile bölerek hesaplar.
- SkLearn, Python dilinde yapay zeka kütüphanelerini bulunduran bir paketi ifade eder.

- OverEstimation, bir değerin, performansın veya sonucun gerçek değerinden daha yüksek olarak tahmin edilmesi durumudur.
- RMSE, tahminlerin kalitesini değerlendirmek için sık kullanılan bir ölçüdür. MSE'nin kare kökü olarak hesaplanabilir.
- R-Kare skoru olarak tanımlanan bu terim, gerçek değerlerin varyansının, tahmin edilen değerlerin varyansına oranlaması ile bulunmaktadır. %0 ile %1 aralığında değer alır. 1 modelin veri ile uyumlu olduğunu ve çok iyi açıkladığını ifade eder.
- S&P (Standard and Poor's), Amerika Birleşik Devletleri'ndeki borsalarda listelenen 500 önde gelen şirketin hisse senedi performansını izleyen borsa endeksidir.
- Stacking, META şirketinin geliştirdiği makine öğrenimi modelidir.
- Overfitting, aşırı öğrenme veya aşırı uyum anlamına gelir. Öğrenme modelinin eğitim verilerine yüksek oranda bağımlı olduğunu ve yeni bir veri ile karşılaştığında genelleme yapamadığını ifade etmektedir.
- Transformer öğrenme, verilerdeki ardışık bağıntıları paralel işlemeye olanak tanıyan dikkat mekanizmasına dayalı bir derin öğrenme yöntemidir.
- XGBoost (Aşırı Gradyan Artırma), gradyan artırılmış karar ağacı olarak tanımlanan denetimli öğrenme modellerinden birleşik yapıda çalışan bir modeldir. Genellikle tahmin etme ve sınıflandırma problemlerinde yüksek performans sağlar.

2. MEVCUT ÇALIŞMALAR

Bu kapsamda 2017 yılından günümüze kadar literatürde yer alan fiyat tahminleme ve yatırım danışmanlığı alanında yapılan çalışmalar incelenmektedir. İstatistiksel metotlarının kullanımı, yapay zeka algoritmalarının kullanımı, teknik indikatörlerin doğrudan kullanımı, piyasa duygu analizi ve bunların bir arada kullanıldığı örnekler de bulunmaktadır.

2.1. İstatistiksel Metotlarının Kullanımı

İstatistiki fiyat tahminleme deyince akla ilk gelen yöntem ARIMA (Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama) algoritması ile fiyat tahminlemesidir. 2012 ile 2022 yılları arasındaki Brezilya borsasında işlem gören ilk 50 firmanın günlük kapanış hisse senedi fiyatları alınarak eğitilen ARIMA modeli ve LSTM karşılaştırması yapılan bir çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmada, veri kümesinin %90'ı eğitim, kalan %10 luk kısmı ise test amaçlı kullanılmıştır. Hata oranı ölçümlemesi için ise MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hatası) ve RMSE kullanılmıştır. ARIMA modeli tahmin edildiği gibi kısa dönemli ve stabil durumlarda doğru sonuçlar vermiş olsa da uzun dönemli değişken durumlarda oldukça kötü sonuçlar verdiği not edilmiştir [1].

Başka bir çalışmada, M3 yarışmasından alınan 1045 aylık seriden oluşan büyük bir veri kümesi kullanılarak denenen sekiz yöntem aşağıdaki gibidir:

- Naive2 (Basit Üstel Düzeltme)
- Holt'un Doğrusal Trend Modeli
- Sönümlü Trend Üstel Düzeltme
- Comb Theta Yöntemi
- ARIMA
- Üstel Düzeltme Durum Uzay Modeli

Ayrıca, çeşitli popüler makine öğrenmesi yöntemleri de kullanılmıştır:

- MLP (Çok Katmanlı Algılayıcı)
- BNN (Bayesçi Sinir Ağı)
- RBF (Radyal Temel Fonksiyon)

- GRNN (Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı)
- KNN (En Yakın Komşu Regresyonu)
- CART Regresyon Ağaçları
- SVR (Destek Vektör Regresyonu)
- GP (Gaussian Süreçleri)

Çalışma, makine öğrenmesi yöntemlerinin potansiyeline rağmen tahmin doğruluğu ve pratiklik açısından şu anda geleneksel istatistiksel yöntemleri geçemediğini sonucuna varır. Makine Öğrenimi yöntemlerinin daha uygulanabilir alternatifler haline gelebilmesi için ön işleme iyileştirmeleri, hesaplama karmaşıklığının azaltılması ve aşırı uyumun daha iyi yönetilmesi gerektiğini söylemektedir [2].

Bir diğer çalışmada ise Bitcoin fiyatının tahmininde istatiksel metot olan ARIMAX (Otoregresif Hareketli Ortalama Entegre Eşdeğeri) ile derin öğrenme yöntemlerinden LSTM tabanlı RNN (Yinelemeli Sinir Ağı) kıyaslamaktadır. Çalışmaya katkı sağlaması açısından Tweet duyarlılığı, yani duygu analizi de işin içine katılmıştır. Her iki model de MSE olarak %0,14'ten düşük değerlerle optimal sonuçlar elde etmiştir. Ancak, LSTM modeli hesaplama karmaşıklığı ve hiper parametrelerin ayarlanmasındaki çekilen güçlükler nedeniyle daha zor optimize edilmiştir. Ayrıca LSTM tabanlı RNN yüksek sistem gereksinimleri ve hesaplama maliyeti meydana getirmiştir. Her iki model de değişen ortamlara adaptasyonda zorluk çekmiştir. Ancak LSTM modeli adaptasyonda daha başarılı olduğu gösterilmiştir [3].

LSTM algoritması aslında literatürde en sık karşılaşılan ve doğruluk oranları ile dikkat çeken bir algoritma olmasına rağmen bu çalışmada ARIMAX algoritmasına üstünlük sağlayamamıştır. Piyasa koşullarının da etkisi tabiki yüksektir. Ancak, bu çalışmalardan derin öğrenme yöntemlerinin farklı yaklaşımlarla desteklenmesi ve geliştirilmesi gerektiği sonucunu çıkarabiliriz.

2.2. Denetimli Makine Öğrenimi Metotlarının Kullanımı

Regresyon ve sınıflandırma modelleri kullanılarak S&P 500 içinde yer alan firmaların günlük açılış, kapanış, en yüksek ve düşük hisse senedi fiyatları ele alınarak fiyat tahminleme çalışması yapılmıştır. Denemeler için birden fazla regresyon ve sınıflandırma modeli kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Basit Doğrusal Regresyon, Polinom

Regresyon, Destek Vektör Regresyonu, Karar Ağaçları Regresyonu, Rastgele Orman Regresyonu modelleri arasında yapılan tahminleme çalışması sonuçlarına göre Rastgele Orman Regresyonu modeli en yüksek doğruluk oranı olan %99,57 değerine ulaşmıştır. Destek Vektör Makineleri, Doğrusal, Polinomyal, RBF ve Sigmoid Çekirdekler, KNN, Naive Bayes, Karar Ağaçları Sınıflandırması, Rastgele Orman Sınıflandırması modelleri arasında ise en yüksek doğruluk oranı Destek Vektör Makineleri %68,41 ile sağlamıştır. Öznitelik seçimine göre sonuçlar çok farklılık göstermektedir. Bir diğer dikkat çekici konu ise çalışmanın gerçekleştirildiği zaman aralığı, piyasa davranış deseni ve düşük değişkenlik ortamı alınan sonuçlar üzerinde manipülatif etki yaratmıştır [4].

Facebook tarafından geliştirilen ve zaman serileri üzerinde denetimli öğrenme ile gelecek adımları tahmin edebilen Prophet adlı bir algoritma ile Bitcoin fiyat tahminlemesi çalışması yürütülmüştür. Bu algoritma temelde kolay kullanımı, Python ve R gibi popüler yapay zeka modellerini içeren dillerde kullanılabilmesi ile sıkça kullanılmaktadır. Bu algoritma günlük hayata uyumda mevsimsellik, trend ve tatiller gibi etkenleri varsayılan olarak kendi tahminlerine dahil ederek daha gerçekçi çıkarımlar yapabilmektedir. Kurulan model geçmiş verilere bağımlıdır. Volatilitenin ve entropinin yüksek olduğu kripto para piyasasında doğru tahminleme yapma durumu çok kısıtlı ve belli koşullarda artmaktadır [5].

2008 ve 2018 yılları arasını kapsayan fiyat tahminleme amaçlı bir başka çalışmada Amazon, Apple, Microsoft, Tesla, IBM ve Facebook hisse senetlerinin açılış ve kapanış fiyatları, gün içi en yüksek ve düşük fiyatları ve hisse senedinde gerçekleşen hacim bilgileri kullanılarak veri kümesi oluşturulmuştur. Duygu analizi amaçlı Twitter'dan toplanan kamuoyu görüşleri de analiz edilmiştir. Çalışma içerisinde Naive Bayes, SVM (Destek Vektör Makineleri), Lojistik Regresyon, Rastgele Orman, XGBoost, Yapay Sinir Ağı kullanılarak denemeler yapılmıştır. Model performansı F1 Skor ile değerlendirilmiştir. Yapılan karşılaştırmalarda en başarılı model XGBoost olmuştur. Doğruluk oranı %60 olarak ölçülmüştür [6].

2023 yılında yapılan bir çalışmada 1972 satırlık küçük bir veri kümesi ve 24 adet öznitelik ile denetimli makine öğrenme metotları ve birleştirici versiyonları arasında Bitcoin fiyat tahminleme başarısı ölçümlemesi yapmıştır. Veri kümesinin %80'i öğrenme ve %20'si test için kullanılmıştır. Bu çalışmada, geleneksel regresyon modellerinden olan Doğrusal Regresyon, Destek Vektör Regresyonu, Yapay Sinir Ağı Regresyonu, Karar Ağacı Regresyonu, Gaussian İşlem Regresyonu ve KNN gibi yöntemlerin yanısıra birleştirici olan

modellerden Rastgele Orman, XGBoost, Hist Gradient Boosting Regresyonu ve Gradient Boosting Regresyonu modelleri karşılaştırılmıştır. En başarılı model Gradient Boosting Regresyonu olurken başarım oranı %99,5 olarak elde edilmiştir. İkinci en başarılı model ise Rastgele Orman modeli olmuş ve başarım oranı %99,44 olarak değerlendirilmiştir [7].

Ocak 2023'te yapılan bir başka çalışmada ise Kaggle üzerinden alınan elmas fiyatları ile ilgili 53940 satırlık nispeten orta büyüklükte sayılabilecek bir veri seti üzerinde çalışma yapılmıştır. %70 eğitim, %30 test olarak veri seti ayrılmıştır. Elmas fiyatı tahminlenmeye çalışılmıştır. Doğrusal regresyon, Karar Ağacı, Rastgele Orman, XGBoost Regresyonu ve CatBoost Regresyonu algoritmaları denenmiştir. Bunlar arasında en başarılı yöntem R-Kare skoruna göre Rastgele Orman olarak gerçekleşmiştir [8].

2.3. Derin Öğrenme Metotlarının Kullanımı

Derin öğrenme metotlarının en büyük avantajı karmaşık veri setlerinden anlamlı özellikleri ve ilişkileri keşfetmede başarılı olmalarıdır. Hiper parametre ayarlama, büyük veri setlerine ihtiyaç duymaları ve hesaplama ihtiyaçlarının çok olması ise dezavantajları olarak görülmektedir. Literatürde derin öğrenme ile zaman serisi içeren fiyat tahminleme çalışmalarına sıkça rastlanmaktadır.

2D-CNN (2 Boyutlu Evrişimli Sinir Ağı) kullanılan ve volatiliteyi düşürmek adına ETF yatırım fonları seçilen bir çalışma yapılmıştır. Veri kümesinde 12 farklı ETF bulunmaktadır. Bunlar arasında S&P 500, emtia ETF'leri ve uluslararası ETF'ler de bulunmaktadır. 10 yıllık bir süre ve 2,5 milyon satırdan oluşan bu küme modeli geniş bir yelpazede test etmeyi sağlar. Öznitelik olarak açılış fiyatı, kapanış fiyatı, en yüksek ve en düşük fiyat ve işlem hacmi gibi alanlar seçilmiştir. Ayrıca modele yardımcı olması açısından popüler teknik göstergelerden SMA (Basit Hareketli Ortalama), RSI (Göreceli Güç Endeksi) ve MACD (Hareketli Ortalama Yakınsama Ayrışma) kullanılmıştır. Bu model günlük bazda fiyat tahminlemede ertesi günün fiyatını %72 oranında doğrulukla tahmin etmiştir. Model eğitim için çok fazla veri gerektirdiğinden fazla uyum sorunuyla karşılaşabilmekte ve oynak ortamlarda başarı yüzdesi düşmektedir [9].

Literatürde en sık LSTM algoritması ile karşılaşılır. LSTM, zaman serisinde uzun süreli bağımlılıkları yakalayabilme yeteneğine sahiptir. Bu durum onu kripto para gibi yüksek

volatilite gösteren finansal zaman serileri için ideal kılar. TATA firması hisse senedi fiyatlarının tahmini için yapılan çalışmada model başarımı koşulu, yüksek volatiliteli piyasalarda bu tür modellerin etkinliğini sürekli olarak değerlendirmek ve gerektiğinde modeli güncellemek gerektiği vurgulanmaktadır [10].

Kripto paralarda fiyat düşüşlerini önceden tahmin etmeyi amaçlayan dikkat çekici bir çalışmada, derin öğrenme modellerinden CNN (Evrişimli Sinir Ağı), LSTM, BiLSTM (Çift Yönlü LSTM) ve GRU modellerinin birleştirilerek kullanılmasıdır. Çalışma için Kaggle üzerinde bulunan "Kripto Para Tarihsel Fiyatları" adlı veri kümesi kullanılmıştır. Veri kümesi içerisinde gün içi en yüksek, en düşük fiyatlar, kapanış fiyatı, piyasa değeri, hacim ve volatilite endeksleri bulunmaktadır. Model, 0,0089 RMSE değeri elde ederek yüksek tahmin doğruluğu göstermiştir. Ancak, birden fazla derin öğrenme metodunun birlikte kullanımı önemli hesaplama kaynaklarının tüketilmesine ve bu modellerin bir arada kullanılabilmesi için karmaşık ayarlamalar yapılmasına sebep olmuştur. Sonuç olarak, oynak ve değişen piyasa koşullarında başarı oranı kayda değer şekilde düşmektedir [11].

2.4. Pekiştirmeli Öğrenme ve Derin Öğrenme Metotlarının Kullanımı

Pekiştirmeli öğrenme metotları diğer makine öğrenmesi algoritmalarına göre ek olarak ödül mekanizması barındırır. Ayrıca, yaptığı tahminleri değerlendiren Kritik adı verilen bir modüle de sahiptirler. Bu sayede yaptıkları tahminlerin sonuçlarından da haberdar olarak kendilerini geliştirmeye devam ederler. Deneyim Hafızası adı verilen modüllerinde ise geçmiş tecrübeleri tutar ve Aktör modüllerinde daha doğru tahminler yapabilmek için bu modülü kullanırlar. İnsansı öğrenme yöntemine oldukça yakınlardır. Sosyal medya yorumları ve hisse senedi fiyat verileri kullanılarak bir veri seti oluşturulmuştur. Duygu analizi için BERT (Transformatörlerden Çift Yönlü Kodlayıcı Gösterimi) modeli kullanılırken, fiyat verilerini işlemek ve tahmini güçlendirmek için Derin Q-Öğrenme metotları kullanılmıştır. Borsa İstanbul'dan Garanti Bankası, Akbank ve Türkiye İş Bankası hisse senetleri seçilmiştir. Model, hisse senetlerinin yükseliş veya düşüş eğilimlerini öngörmek için kullanılmıştır. Özellikle, CA-DDDQN (Karşılaştırmalı Çift Düello Derin Q-Öğrenme Ağı), CA-DQN (Karşılaştırmalı Derin Q Öğrenme) ve diğer pekiştirmeli öğrenme tekniklerine göre daha yüksek getiri sağladığı belirtilmektedir. Sosyal medya yorumlarına doğrudan bağımlılık veri modelinin doğruluğu ile ilgili soru işaretlerine yol açmaktadır. Gereken yüksek hesaplama gücü ise bir başka dezavantaj olmaktadır [12].

NASDAQ 100 (Nasdaq 100 Endeksi) ve SSE 50 (Shanghai 50 Endeksi) hisse senetleri üzerinde yapılan bir başka çalışmada hisse senedi fiyatlarını tahmin etmek için GRU ve Transformer derin öğrenme modelleri kullanılmıştır. Veriler, modelin daha iyi öğrenmesi ve daha hızlı converge olması için MinMaxScaler gibi yöntemlerle normalize edilmiştir. Ayrıca, pekiştirmeli öğrenme ve topluluk tahminlerinde kullanılmak üzere veriler, belirli bir zaman penceresinde gruplandırılmıştır. Bu modellerin her biri ayrı şekilde eğitilir. Elde edilen tahminler derin pekiştirmeli algoritma modeli olan DDPG (Derin Deterministik Politika Gradyanı) algoritmasına verilir ve bu algoritma tahminleri dönemsel olarak değerlendirerek, her tahminleyici derin öğrenme algoritmasının ağırlıklarını düzenler. DRL (Derin Pekiştirmeli Öğrenme) bu şekilde her dönem için hangi tahminleyicilerin tahminlerini kullanması gerektiğini öğrenir.

Önerilen yöntemi başarı oranları Basit Hareketli Ortalama, Üstel Hareketli Ortalama gibi klasik ticaret tekniklerinin kullanımı, Mean Reversion, Momentum tabanlı stratejiler gibi daha gelişmiş fakat klasik veriye dayalı yaklaşımlar, CNN, RNN veya sıradan LSTM gibi modeller, Q-Öğrenme, SARSA (Durum-Eylem-Ödül-Durum-Eylem) gibi başka pekiştirmeli öğrenme tekniklerinin uygulamaları, karar ağaçları, SVM veya basit yapay sinir ağları gibi diğer makine öğrenmesi modelleri ile kıyaslandığında daha yüksek getiri ve daha düşük tahmin hatası olarak pozitif sonuç doğurmuştur. Özellikle, MSE değerini SSE 50 veri seti için %21,4 ve NASDAQ 100 için %28,6 oranında azalmıştır [13].

Hisse senedi fiyatları üzerine yapılan bir diğer çalışmada, 2010 ile 2018 yılları arasındaki Apple, Microsoft, Qualcomm, IBM, Raytheon Technologies, Procter & Gamble, Goldman Sachs, Nike, Disney, American Express hisse senedi verileri seçilmiştir. Elde edilen veri setinde; açılış, kapanış, gün içi en yüksek, düşük fiyat, işlem hacmi verileri ile RSI, SMA, EMA, MACD teknik göstergeleri ve haber duyarlılık skorları bir arada bulunmaktadır. TD3 (İkiz Gecikmeli Derin Deterministik Politika Eğimi) adında derin pekiştirmeli öğrenme algoritması kullanılmıştır.

TD3, aktör-kritik algoritmasıdır. Aşırı tahmin hatalarını azaltmak için çift eleştirici ağları kullanır. Gecikmeli güncellemeler ile model kararlılığını artırırken, aksiyon gürültüsü ekleyerek modelin keşif yeteneğine katkıda bulunur. Modelin ödül fonksiyonu portföy değerindeki değişim ve işlem maliyetlerini hesaba katar. Aksiyon modülü her bir hisseden

kaç adet alınıp satılacağı tahminlemesini yapar. Duygu analizi özel ayarlamalar yapılmış BERT modeli ile sağlanmaktadır.

Model performansı ortalama getiri, yıllık Sharp oranı ve harcanan komisyon miktarlarının hesaplanması ile ölçülmüştür. Model, yıllık Sharpe oranı 2,68 ve yıllık toplam kâr miktarı 110,308$ olarak test verileri üzerinde başarı sağlamıştır [14].

Bitcoin artık dijital bir varlık olarak kabul görmüş ve fiziksel bir yatırım aracı olarak bilinen altının dijital karşılığı olarak ifade edilmiştir. Bu yaklaşımla Bitcoin ve Altın yatırım araçları birbiri ile pozitif korelasyon göstermektedir. Bu iki varlık özelinde getiriyi maksimize etmeye çalışan bir çalışma yapılmıştır. Bu araştırmada 2013 ve 2022 yılları arası günlük bazda veriler kullanılmıştır. Ayrıca, teknik göstergelerden RSI, SMA, EMA, MACD hesaplamaları da algoritmaya girdi olarak sağlanmıştır.

İçerisinde dikkat mekanizması yer alan çok katmanlı bir LSTM algoritması tasarlanmıştır. Bu algoritma, öznitelikleri en doğru sonucu verecek şekilde seçer ve geçmiş veriler ile gelecek fiyat tahminleri oluşturur. LSTM, teknik gösterge verileri ve geçmiş fiyat bilgilerini kullanarak durum temsilleri oluşturur. Bu durum temsilleri girdi olarak pekiştirmeli öğrenme algoritmalarına verilir. Derin Q-Öğrenmesi ve DDQN (Çift Derin Q Ağı) olmak üzere 2 farklı pekiştirmeli öğrenme algoritması kullanılmıştır.

Bu algoritmalar karşılaştırıldığında ise en başarılı sonuç DDQN algoritmasında elde edilmiştir. Başlangıçta 1000$ yatırım ile beş yıllık ticaret döneminde 900,000$'dan fazla kâr elde edilmiştir [15].

2.5. Mevcut Çalışmalarda Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırmaları

K-FYTR modeli ile literatürde yer alan çalışmaların karşılaştırmalı analizi Çizelge 2.1.’de gösterilmektedir.

Çizelge 2.1. Çalışmalarda kullanılan metotların karşılaştırılması

Yapılan Çalışmalarda Kullanılan Metotlar	Veri Kümesi Tipi / Boyutu	Veri Kümesi	Tahmin Şekli	Aşırı Uyum Analizi	BOP	Geçmiş Fiyat Analizi	Doğruluk Oranı (%)
Momentum ve Volatility Index [16]	S&P 500 Şirketleri / Orta (1771 x 13 Öznitelik)	Test ve Eğitim	Fiyat	Hayır	Hayır	Evet	99,57
Textual Sentiment and SVM-XGBoost [17]	NASDAQ / Büyük (2800 Satır x 8 Öznitelik ve 170,000 Gönderi)	Test ve Eğitim	Fiyat	Hayır	Hayır	Hayır	60
Gradient Boosting Regression [18]	Bitcoin / Orta (1972 Satır x 24 Öznitelik)	Test ve Eğitim	Fiyat	Hayır	Hayır	Evet	99,49
Diamond Price Prediction with ML - Random Forest Regression [19]	Diamond / Büyük (53,940 Satır x 10 Öznitelik)	Test ve Eğitim	Fiyat	Hayır	Hayır	Evet	97
K-FYTR	Bitcoin / Çok Küçük (2550 Satır x 9 Öznitelik)	Test, Eğitim ve Geçerleme	Fiyat Yönü	Evet	Hayır	Evet	85
K-FYTR + BOP	Bitcoin / Çok Küçük (2550 Satır x 10 Öznitelik)	Test, Eğitim ve Geçerleme	Fiyat Yönü	Evet	Evet	Evet	99.7

Çizelge 2.1. sütun açıklamaları ve tanımları

- Önerilen Yöntem Karşılaştırması, zaman serilerine dayalı finansal varlık tahminine yönelik karşılaştırmalı çalışmaları kısaltılmış adlarıyla sunar. İlgili çalışmada kullanılan ana algoritma veya hedeflenen varlık bilgisi yer alır.
- Veri Kümesi / Boyutu, her bir çalışmada kullanılan veri setinin özetini verir. Toplam veri seti boyutu, özellik sayısı kadar satır sayısı şeklinde hesaplanarak ifade edilir.
- Veri Kümesi Kullanımı, veri kümesinin nasıl ayrıldığını (eğitim, doğrulama, test) ve modelleme sürecinde nasıl kullanıldığını açıklar.
- Tahmin Şekli, tahmin işleminin doğrudan fiyat tahmini şeklinde mi yoksa yüzdesel değişime dayalı fiyat yönü tahmini şeklinde mi yapıldığını belirtir.
- Aşırı Uyum Analizi, ilgili çalışmada modelin aşırı öğrenmesini önlemek veya tespit etmek için herhangi bir analiz yapılıp yapılmadığını belirtir.
- BOP, tahmin modelinde BOP indikatörünün kullanılma durumunu gösterir.
- Geçmiş Fiyat Analizi, tahmin modelinin geçmiş bilgileri kullanarak yine geçmişe ait fiyat hareketlerini incelemeye yönelik bir çalışma olup olmadığını ortaya koyar.

- Doğruluk Oranı, çalışmada elde edilen başarı metriğini belirtir; genellikle fiyat yönü tahmin başarısı veya sınıflandırma doğruluğuna atıfta bulunur.

2.6. Benzer Veri Kümesi ile Yapılan Tahmin Çalışmaları

Yapılan bir çalışmada, günlük bazda kripto varlık alım satımı için karar destek sistemi geliştirilmiştir. Bu amaç için hedef varlık olarak Bitcoin seçilmiştir. Şubat 2017 ile Aralık 2019 tarihleri arasındaki günlük bazda Bitcoin açılış, kapanış, en yüksek düşük fiyat bilgileri ve hacim bilgileri ile EMA ve SMA indikatör bilgileri toplanarak veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesi %70 eğitim %30 test olarak ayrılmıştır. Günlük bazda fiyat açılış yönünü tahmin etmeye çalışılmıştır. CRT (Sınıflandırma ve regresyon ağacı) yöntemi kullanılmıştır. 6 temel öznitelik ile %55 oranında tahmin doğruluğu elde etmişlerdir. Ancak, 188 adet daha öznitelik ekleyince tahmin doğrulukları %97 düzeyine çıkmıştır [20].

Kripto varlıkların vadeli işlem piyasaları için fiyat tahmini üzerine yapılan başka bir çalışmada ise Rastgele Orman algoritması kullanılarak 3 farklı senaryo üzerinde çalışmalar yapılmıştır. İlk senaryo sadece teknik indikatörlerin kullanımı, ikincisi sadece mum çubuk formasyon bilgilerinin kullanıldığı sonuncusu ise ilk iki yöntemin bir arada kullanımı ile gerçekleştirilmiştir. 2013 ile 2020 yılları arası bilgiler toplanmış ve test için 2020 yılının tamamı kullanılmıştır. 2020 yılı seçimindeki amaç, yatay gidişin, COVID 19 kaynaklı sert düşüşün ve sonrasında parasal genişleme ile gelen yükselişin yaşandığı yıl olmasıdır. 16 temel teknik indikatör verisi ile yükselişe mi düşüşe mi oynamak ikilemi için sınıflandırma bazlı tahmin yürütülmektedir. İndikatörler ile tahminler sonucu 2021'in ilk 5 günü için ortalama gün başına %0,75 oranında kar elde edilmiştir. Açılış kapanış ile gün içi en yüksek ve düşük fiyat bilgilerinin olduğu mum çubuk bilgisi ile yapılan çalışmada ise teknik indikatörler ile elde ettiklerine benzer sonuçlar elde etmişlerdir. Her iki yöntemi de bir arada kullandıklarında ise 2021'in ilk 5 günü %3 oranında kar elde etmişlerdir. Ortalama tahmin doğruluğu da %60,8 seviyesindedir. [21].

Bitcoin fiyatını günlük bazda 7 gün üst üste tahmin etmeyi amaçlayan bir başka çalışmada ise Eylül 2014 ile Temmuz 2023 yılları arasındaki fiyat, hacim ve teknik indikatör bilgileri toplanmaktadır. Bu bilgilerin yanı sıra o anki piyasanın gidiş yönü bilgisi de veri kümesine eklenmiştir. Çalışmada birden fazla topluluk öğrenme yöntemi bir arada kullanılarak ağırlıklandırılmış nihai tahmin üretilmektedir. Bunlar, Rastgele Orman, XGBoost, Oylama

Regresyonu, Hafif Gradyan Artırma ve Stokastik Gradyan Artırma topluluk yöntemlerinden olmaktadır. Ayrıca, 38 adet teknik indikatör verisi ile birlikte sınıflandırma kullanılarak günlük yön tahmini bilgisi de modele verilmektedir. Sonuç olarak 2021'in Ağustos ayı için çalıştırdıkları modelde topluluk yöntemlerinin tek tek kullanımına göre bir arada kullanımı %2 daha fazla başarı göstermiştir. R kare skoruna göre bir arada kullanımda elde edilen başarı %98 oranında olmuştur [22].

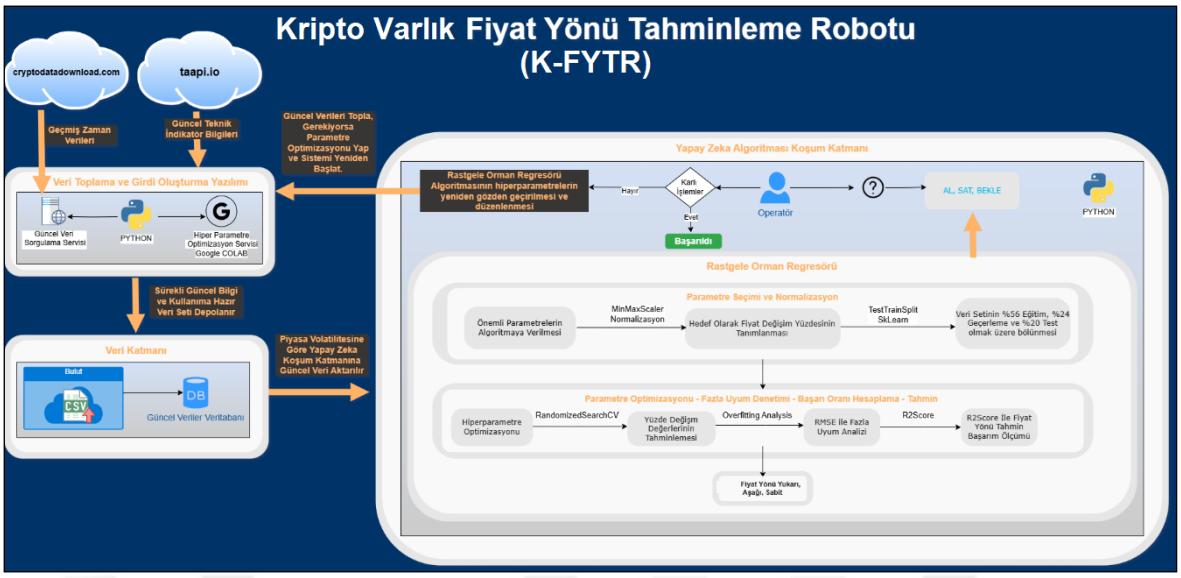
Bitcoin fiyatının yönünü tahmin eden bir diğer çalışmada ise derin öğrenme yöntemleri ile istatistik yöntemlerinden ARIMA karşılaştırılmaktadır. Ağustos 2013 ile Temmuz 2016 arası günlük bazda gerçekleşen fiyat ve hacim bilgileri ile SMA indikatör bilgileri kullanılmıştır. Aşırı uyumu engellemek için erken durdurma yöntemi kullanılmıştır. Veri kümesi %80 eğitim %20 test olarak bölünmüştür. LSTM, RNN ve ARIMA ertesi gün fiyat yönü tahmini karşılaştırmasında en yüksek sınıflandırma doğruluğunu LSTM vermiş ve bu oran %52,78 olarak gerçekleşmiştir [23].

3. ÖNERİLEN YÖNTEM

K-FYTR modeli, Bitcoin ve Ethereum kripto varlıklarının günlük mutlak fiyat değişimini değil, günlük fiyat yönünü tahmin etmek üzere tasarlanmıştır. Rastgele Orman Regresyonu algoritmasına dayanmaktadır. Modelin genel tasarımı Şekil 3.1.'de sunulmaktadır. Bu model, doğrudan günlük fiyat hareketini tahmin etmek yerine, 9 indikatörlü ve BOP eklenmiş 10 indikatörlü iki sürümde geçmiş teknik gösterge verilerine dayanarak yine geçmişte meydana gelen günlük bazda fiyat hareketlerini öngörmektedir. Bu çıkarım sayesinde, modele girdi olarak verilen teknik göstergeler ile fiyatın göreceli ilişkisi ortaya konmaktadır.

Ayrıca, modelin giriş özelliği olan teknik indikatör değerlerine MinMaxScaler uygulanarak, bu değerlerin 0 ile 1 arasına dönüştürülmesi sağlanmakta, bu işlem sırasında kesirli hassasiyet korunarak modelin kararlılığı ve tahmin performansı artırılmaktadır. Bu ölçeklendirme sonucunda teknik indikatör değerleri şu şekilde normalize edilmektedir: 0,44664352, 0,61022766, 0,07322616, 0,92371537, 0,84028586 vb. Bu yöntem, hedef değişkenin normalleştirilmesini sağlayarak, mutlak fiyat değişimlerinin modele olan etkisini azaltmaktadır.

Yapısı gereği, Rastgele Orman Regresyonu, birden fazla karar ağacını bir araya getirerek çalışan bir topluluk öğrenme algoritmasıdır. Bu özellik sayesinde, model değişken piyasa koşullarında dahi yüksek doğruluk ve uyarlanabilirlik sağlayarak başarılı tahminlerde bulunabilmektedir.



Şekil 3.1. K-FYTR özet şeması

3.1. Veri Kümesi Detayları

Veri kümesi, Mart 2018 ile Ocak 2025 tarihleri arasındaki günlük Bitcoin ve Ethereum kapanış fiyatları ile teknik indikatör değerlerini içermektedir. 2 ayrı veri kümesi her biri 2550 satır ve 10 öznitelikten oluşmaktadır. Yapılan araştırma bulgularına dayanarak, çalışma sürecinde en yüksek tahmin başarısı sağlayan gösterge BOP indikatörüdür.

Veri kümesi 3 temel kaynaktan alınmaktadır:

- “CryptoDataDownload.com” internet sitesi üzerinden geçmiş teknik indikatör değeri ve fiyat bilgileri temin edilmiştir.
- Günlük bazda güncel bilgiler ise “taapi.io” üzerinden alınarak veri kümesi güncel tutulmaktadır.
- “Yahoo Finance” üzerinden güncel Bitcoin kapanış fiyatı bilgileri çekilmektedir.

3.2. Veri Hazırlama

Veri bütünlüğünü ve güncelliğini sağlamak amacıyla, veri seti taapi.io ve CryptoDataDownload.com kaynaklarından alınan gerçek zamanlı ve tarihsel verilerle düzenli olarak güncellenmektedir. Başlangıçta 66 öznitelik içeren veri kümesi içinden, literatürde sık kullanılan ve aynı zamanda büyük kripto varlık borsalarının müşterilerine

sunduğu 9 adet indikatör seçilmiştir. Ayrıca, formülleri incelenen diğer teknik göstergelerden de fiyat üzerine en çok katkıda bulunacağı düşünülen BOP indikatörü eklenmiştir.

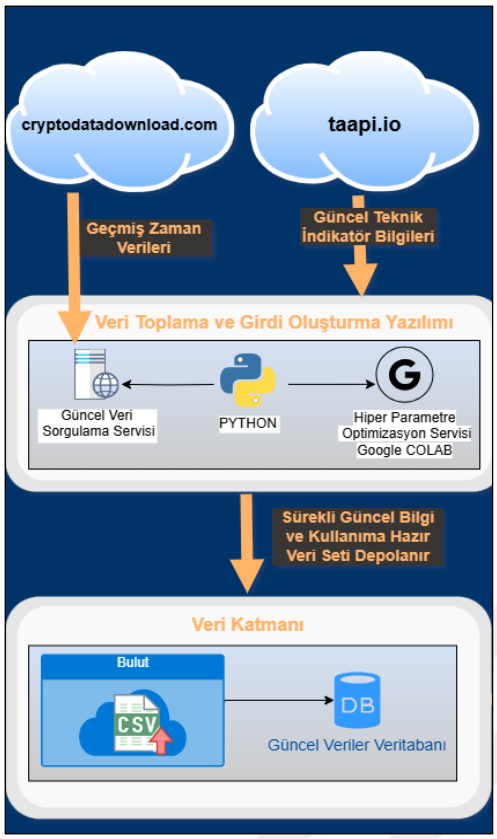
Veri kümesi, geçmişten günümüze doğru sıralanmış zaman serisi formatında yapılandırılmıştır. Sayısal olmayan tüm değerler, modelin tutarlılığı ve yorumlanabilirliği açısından filtrelenerek çıkarılmıştır. Kapanış fiyatı bilgisi, iki ardışık gün arasındaki yüzdesel değişim değerine dönüştürülerek modele bu biçimde aktarılmıştır. Ayrıca, kullanılan tüm indikatör değerleri, MinMaxScaler yöntemi ile 0 ile 1 arasına ölçeklendirilmiş, bu işlem sırasında ondalıklı hassasiyet korunarak normalizasyon sağlanmıştır. BTC/USD ve ETH/USD birim simgelerini içeren sütunlar, gereksiz veri yükünü azaltmak amacıyla veri setinden çıkarılmıştır.

Modelin tahmin doğruluğunun korunabilmesi için, veri güncellemeleri en az ayda bir kez yapılmakta; model performansının yeniden değerlendirilmesi gereken durumlarda ise iki günde bir güncellenmektedir.

3.2.1. Veri toplama ve girdi oluşturma

VTGOY (Veri Toplama ve Girdi Oluşturma Yazılımı) sayesinde algoritmayı besleyecek veri kümesi yaratılır ve saklanır. Gerektiğinde bu yazılım ile veriler ve parametreler güncellenecektir. Bu yazılım Python dilinde ve Google Colab üzerinde koşmaktadır. Veri kümesi Google Drive üzerinde tutulmakta ve veri seti doğrudan bu kod ile güncellenmektedir. Yapay Zeka Algoritma Koşum Katmanı içerisinde asıl öğrenme ve tahminleme modülleri yer almaktadır. Bu katman Rastgele Orman Regresyonu algoritmasını koşturur. Python dili kullanılarak geliştirilmiştir. Google Colab üzerinde koşulmaktadır. VTGOY yazılımı bu katmana veri kümesini iletir. VTGOY şeması Şekil 3.2.'de gösterilmektedir.

Özniteliklerin keşfi sırasında incelenen teknik indikatörler arasından matematik formülü fiyat hareketine en çok etki edeceği düşünülerek keşfedilen BOP indikatörü tek başına sonuçları çok önemli ölçüde değiştirmiştir.



Şekil 3.2. VTGOY şeması

3.2.2. Veri kümesi ayırma

Model içinde öncelikle veri kümesi Google Drive üzerinden çekilir ve önemli görülen teknik indikatör verileri öznitelik veri kümesi üzerinde tanımlanır. Sonrasında, öznitelikler "Sklearn.preprocessing" kütüphanesinin MinMaxScaler metodu ile 0 ile 1 arasındaki değerlere dönüştürülür. "Sklearn.model_selection" kütüphanesi ile veri seti 3'e bölünür:

- Eğitim (%56),
- Test (%20)
- Geçerleme (%24)

Veri kümesi bölünürken "Rastgele Durum" parametresine 42 değeri verilir. Bunun verilme sebebi bir rastgelelik kontrolü sağlamaktır. Kodun rastgele çalışması gereken bir durumda, aynı Rastgele Durum değeri verilirse sonuçlar her zaman tutarlı ve aynı olur. Bu da model performansını tutarlı bir şekilde değerlendirmek için önemlidir. Veri setleri bölünürken bir diğer girilen parametre ise "Karıştırma" parametresidir. Bu değer "Geçersiz" olarak girilir.

Bu sayede zaman serisi verileri olduğu için verilerin sırası korunur. Eğer karıştırma yapılsaydı, geçmiş ve geleceğe dair bilgiler karışmış olurdu ve model gerçek hayattaki kullanım durumlarında uygun sonuçlar veremezdi.

Bir sonraki adımda, model Python dilinde geliştirilmiş ve Google Colab ortamında çalıştırılmış olan Rastgele Orman Regresyonu algoritmasını kullanarak tahmin sürecine geçmektedir. VTGOY yazılımı, veri kümesini K-FYTR modelinin ilgili bölümüne aktararak eğitim ve çıkarım işlemlerini başlatmaktadır.

K-FYTR modeli aşağıdaki parametrelere dayanmaktadır:

- Tahmin hedefi olarak kullanılmak üzere, Bitcoin ve Ethereum kripto varlıklarının günlük kapanış fiyatı üzerinden hesaplanan yüzdesel fiyat değişim değeri kullanılmaktadır.
- MACD, RSI 14, EMA 21, EMA 50, MACD Histogram, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50 ve BOP olmak üzere 10 adet öznitelik kullanılmaktadır.

Bu süreç, modelin tahmin doğruluğunu artırırken, aynı zamanda hesaplama verimliliğini de korumamıza olanak sağlamaktadır.

3.3. Kripto Varlık Fiyat Yönü Tahminleme Robotu (K-FYTR) ve Bileşen Seçimi

Önerilen K-FYTR modelinin geçmiş fiyat hareketleri ile teknik göstergelerin ilişkisini nasıl açıkladığı ile fiyat yönü tahmin mekanizmasının çalışma mantığı bu bölümde anlatılacaktır.

3.3.1 Modelin yüzde değişim ve fiyat yönü mekanizması

Modelin eğitimi için kullanılan veri kümesinden ham kapanış fiyatı değerleri çıkarılmış, literatürde en çok kullanılan 9 adet teknik indikatörün yanı sıra 1 adet de bu çalışmada kullanılan BOP indikatörü olmak üzere toplam 10 teknik göstergeye ait veriler seçilmiştir. Model, hedef değişken olarak tanımlanan dünkü kapanış fiyatına göre yüzdesel değişim (fiyat_yüzde_değişimi) değerini tahmin etmeyi öğrenmektedir. Kapanış fiyatındaki hesaplanan bu yüzdesel değişim, modelin tahmin etmeye çalıştığı değeri oluşturmaktadır.

Kapanış fiyatındaki yüzdesel değişim, aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$Fiyat_yüzde_değişimi(t) = \left(\frac{(Kapanış_fiyatı(t) - Kapanış_fiyatı(t-1))}{Kapanış_fiyatı(t-1)}\right) \times 100 \quad (3.1)$$

- $Kapanış_fiyatı(t)$: t anındaki kapanış fiyatı
- $Kapanış_fiyatı(t-1)$: Bir önceki gün kapanış fiyatı
- $Fiyat_yüzde_değişimi(t)$: Günlük bazda yüzdesel fiyat değişimi

K-FYTR modeli, yalnızca 0 ile 1 arasında ölçeklendirilmiş ve ondalıklı hassasiyet korunmuş (t-1) anındaki teknik indikatör değerlerini kullanarak, bir gün sonraki (t anındaki) kapanış fiyatının (t-1)'dekine göre yüzdesel değişimini tahmin etmektedir. Tahmin edilen yüzdesel değişimin işareti (pozitif, negatif) üzerinden de fiyat yönü yorumu yapılmaktadır. 2 farklı çalışma yürütülmüştür. Biri 9 indikatörlü diğeri de BOP eklenerek 10 indikatörlü çalışmadır. Elde edilen tahmin değerleri girdiye bağlı olarak pozitif ya da negatif olabilir. Bu durum şu anlama gelmektedir:

- Model, giriş özelliğini kullanarak belirli bir t zamanındaki fiyatın yüzde değişimini tahmin etmek üzere eğitilmektedir.
- Tahmin edilen değerler (tahmin_edilen_değerler) yüzdelik biçimde olup hem pozitif hem negatif değerler alabilir.
- Pozitif yüzdesel değişim, fiyatın artacağını ifade eder (örneğin: + %).
- Negatif yüzdesel değişim, fiyatın azalacağını ifade eder (örneğin: − %).
- Sıfır değeri, fiyatın önemli bir değişim göstermediğini işaret eder.

Fiyat hareketinin yönü, tahmin edilen yüzde değişimlerin işaretine göre belirlenmektedir:

Tahmini_yüzdesel_değişim_yönü = değişimin_yönü(tahmin_edilen_değerler)

Buradaki *değişimin_yönü* fonksiyonu, tahmin edilen yüzdesel değişimleri şu şekilde sınıflandırır:

- Pozitif tahmin (+): Fiyat artışı beklenmektedir.
- Negatif tahmin (−): Fiyat düşüşü beklenmektedir.
- Sıfır (0): Fiyatta anlamlı bir değişim beklenmemektedir.

Modelin tahmin ettiği yön ile gerçek fiyat hareketinin yönü karşılaştırılarak doğruluk ölçümü yapılmaktadır. Gerçek değerler de aynı şekilde işaret formatına dönüştürülmektedir:

Gerçekte_değişim_yönü = değişimin_yönü (asıl_değerler)

Gerçekte olan fiyat yönü ile tahmin edilen yönler karşılaştırılarak doğruluk oranı hesaplanır. Bu karşılaştırma, (t−1) gününe ait tahminlerin doğruluğunu değerlendirerek modelin fiyat yönü tahmin performansını ortaya koymaktadır. Tahmin edilen yön ile gerçek yönün kaç kez örtüştüğü, modelin başarımını yansıtmaktadır.

3.4. Fiyat Yönü Tahmin Katmanı

Rastgele Orman Regresyonu algoritması, Leo Breiman tarafından 2001 yılında geliştirilmiştir. Bu algoritma, birden fazla karar ağacından oluşmaktadır. Karar ağaçları birbirinden bağımsız ve özdeş dağılımlı şekilde inşa edilir. Her bir ağaç, belirli bir sınıfa oy verir. En fazla oyu alan sınıf nihai tahmin sonucu olarak seçilir.

Regresyon problemlerinde ise Rastgele Orman Regresyonu, tüm karar ağaçlarının verdiği tahminlerin aritmetik ortalamasını alarak nihai tahmini üretir. Bu yöntem genellikle düşük genelleme hatası ile çalışır ve veri gürültüsüne karşı oldukça dayanıklıdır. Ancak, algoritmanın elde ettiği doğruluk oranı, kullanılan veri setine bağlı olarak değişkenlik göstermektedir [24].

K-FYTR modeli, belirli bir t zamanındaki fiyatın yüzde değişimini tahmin ettikten sonra, bu değeri aşağıdaki üç sınıftan birine etiketler:

- Yükseliş: Yüzdesel değişim sıfırdan büyük olduğunda verilir.
- Düşüş: Yüzdesel değişim sıfırdan küçük olduğunda verilir.
- Değişim Yok: Yüzdesel değişim sıfıra eşit olduğunda verilir.

Model daha sonra, gerçek fiyat yüzdesel değişimlerini de aynı şekilde sınıflandırarak, tahmin ettiği sınıf ile gerçek sınıfı karşılaştırır ve bu doğrultuda doğruluk oranını hesaplar. Aşağıda örnek bazı tahmin çıktıları verilmiştir:

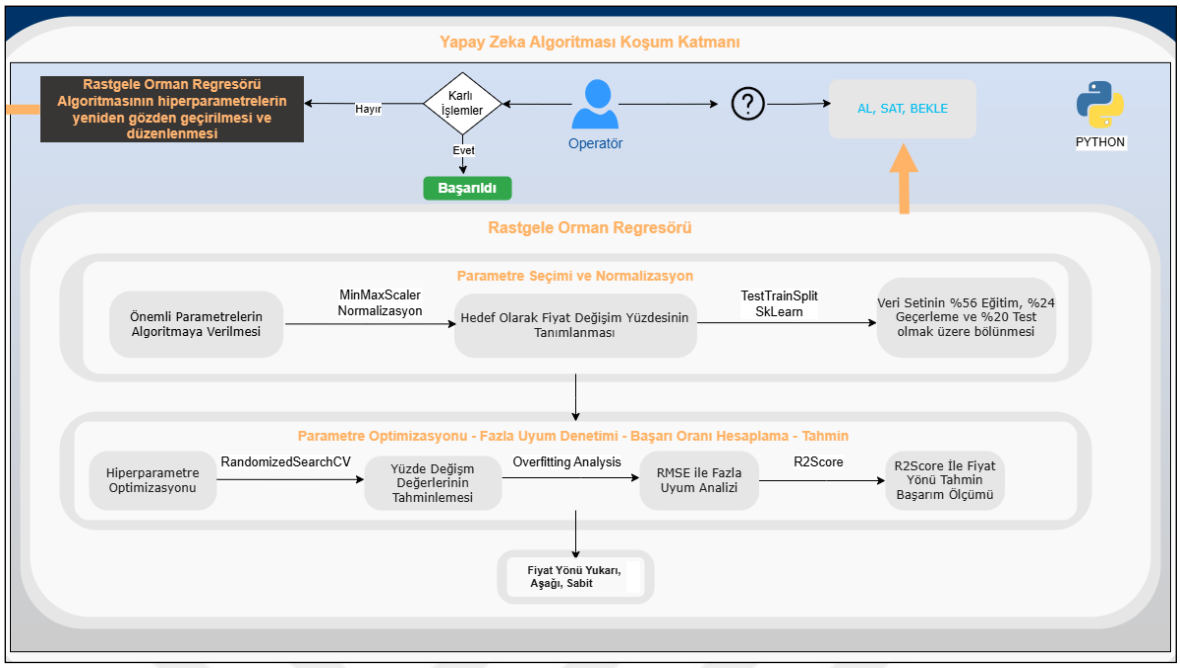
- Gün 497 için gerçek hareket düşüş ve tahmin edilen hareket de düşüş olarak gerçekleşmiştir.
- Gün 498 için gerçek hareket düşüş ve tahmin edilen hareket de düşüş olarak gerçekleşmiştir.
- Gün 503 için gerçek hareket yükseliş ve tahmin edilen hareket düşüş olarak gerçekleşmiştir.

3.4.1. Yöntemin uygulaması ve anahtar yöntem

Bu model, Python kütüphanelerinden olan "SkLearn.Ensemble" üzerinden kullanılmıştır. Rastgele Orman Regresyonu algoritması, topluluk öğrenme yaklaşımına dayanır. Bu yaklaşımda birden fazla zayıf tahminci, bir araya getirilerek daha güçlü bir tahminci oluşturulur. Rastgele Orman'da bu zayıf tahminciler, Karar Ağaçları'dır. Rastgele Orman Regresyonu algoritması 4 faklı adımı takip eder. Adımlar şunlardır:

- Bootstrap Örnekleme (Bagging) - Eğitim veri setinden, rastgele örnekleme (Bootstrap Sampling) ile alt veri setleri oluşturulur. Her ağaç, farklı bir bootstrap veri kümesiyle eğitilir. Bu yöntem, ağaçların birbirinden bağımsız olmasını sağlar ve aşırı öğrenmeyi azaltır.
- Karar Ağacı İnşası - Her bir bootstrap veri kümesi için bir karar ağacı eğitilir. Her ağacın dal bölünmeleri, bilgi kazancı veya Gini İndeksi gibi ölçütlere göre belirlenir.
- Tahmin Yapma, Regresyon - Tüm ağaçların tahmin ettiği değerlerin ortalaması alınır.
- Sonuçların Birleştirilmesi – Rastgele Orman, bireysel ağaçlardan elde edilen tahminleri birleştirerek daha genel ve doğru bir tahmin sunar.

Detayları verilen fiyat yönü tahmin algoritmasının koşum katman şeması Şekil 3.3.'de verilmiştir.



Şekil 3.3. Yapay zeka algoritma koşum katmanı

3.4.2. Başarı ölçüm metrikleri

Yön tahmin doğruluğu yüzde olarak modelin geçmiş fiyat yönü tahminindeki başarım gücünü göstermektedir. Geçmişteki (t) gününe ait yapılan yön tahmini, gerçekte olan yön bilgisi ile karşılaştırılarak doğruluk bilgisi elde edilmektedir.

İkincil olarak, fiyat yön tahminlerinin sayısal değerlerinin doğru tahmin edilip edilmediği ise RMSE metriği ile hesaplanır.

$$RMSE = \sqrt{\left\{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2\right\}} \tag{3.2}$$

Daha düşük bir RMSE değeri, modelin veriye daha iyi uyum sağladığını gösterir ve bu da ortalama tahmin hatalarının daha küçük olduğu anlamına gelir. Formüllerde kullanılan parametrelerin anlamları aşağıdaki gibidir:

y_i gerçek gözlemlenen değeri ifade eder.

- $\hat{y}_i$ tahmin edilen değeri ifade eder.
- $\bar{y}$ gözlemlenen değerlerin aritmetik ortalamasını ifade eder.

- n gözlem sayısını ifade eder.

Doğrulama veri kümesi için:

- RMSE, fiyatın yüzde değişimini tahmin etme doğruluğunu ölçer ve hata büyüklüğüne odaklanır.
- R^2 skoru, fiyat yönü tahminlerinin doğruluğunu değerlendirir; gerçek ve tahmin edilen fiyat hareketi yönlerini karşılaştırır.

RMSE ve yön tahmin doğruluğu, birbirini tamamlayan bilgiler sağlar, bunlar aşağıda belirtilmiştir:

- RMSE, tahmin hatalarının büyüklüğünü ölçer.
- Yön tahmin doğruluğu ise fiyat yönünün doğru tahmin edilip edilmediğini değerlendirir.

3.5. Teknik İndikatör Etkisi ve Hiper Parametre Optimizasyonu

Çalışma kapsamında seçilen teknik indikatörler ile Rastgele Orman Regresyonu için kullanılacak hiper parametrelerin bir arada düzgün ayarlanması başarım üzerine doğrudan etki etmektedir. Bu amaçla yapılan çalışmalardan bahsedilecektir.

3.5.1. Teknik indikatör etki analizi

İşlem hacmi ve kullanıcı sayısı göz önüne alındığında Binance, Mexc, Bitget, Coinbase gibi dünyanın en büyük merkezi kripto varlık borsaları incelenmiştir. Bu borsaların müşterilerine sunduğu teknik analiz indikatörleri gözden geçirilmiştir. Ayrıca kripto varlık fiyat tahminleme çalışmalarında literatür taranmıştır. Bu sayede, CryptoDataDownload tarafından sağlanan 66 farklı teknik indikatör arasından eleme yapılmış ve 10 faklı teknik indikatör belirlenmiştir. BOP hariç 9 farklı indikatör aşağıdaki gibidir:

- RSI 14
- MA 50
- EMA 21
- EMA 50

- MACD
- MACD Hist
- FAST 5
- FASTD 5
- FASTK RSI

BOP indikatörü detaylı olarak 3.5.3.'te incelenecektir.

Belirlenen bu 9 farklı indikatöre ek olarak Crypto Data Download tarafından sağlanan 66 farklı indikatör verisi tek tek olmak üzere doğrusal yönden Bitcoin ve Ethereum fiyat değişim yüzdesi üzerine etkisi de incelenmiştir. Bu çalışma sonucunda BOP indikatörünün doğrusal olarak fiyat değişimi üzerine ilişkisi en yüksek çıkmıştır. Bu sayede toplamda 10 adet indikatör incelenmiştir.

3.5.2. Hiper parametre analizi

Hiper parametre seçiminde temelde 4 farklı parametre için ayarlama yapılmıştır. Her bir parametre için değer aralığı verilmektedir. Çünkü, bu değer aralıklarına göre RandomizedSearchCV metodu en doğru hiper parametre konfigürasyonunu kendisi oluşturmaktadır. Kullanılan hiper parametreler ve anlamları aşağıdaki gibidir:

- Hesaplayıcı Sayısı, modelin kullandığı karar ağaçlarının sayısıdır. Daha fazla ağaç modelin doğruluğunu artırmaktadır ancak eğitim süresini de uzatabilir. Bu nedenle veri kümesine uygun bir değer aralığı seçilmiştir.
- Maksimum Derinlik, her bir karar ağacının maksimum derinliğidir. Daha büyük derinlik, modeli daha karmaşık hale getirir ve daha fazla öğrenme sağlar. Ancak, aşırı derinlik aşırı öğrenmeye yol açabilir. Bu nedenle bu dağılımlar arasında model dengelenmektedir.
- Bölünebilecek Minimum Alt Küme Sayısı, bir düğümün bölünmesi için gerekli minimum örnek sayısıdır. Yüksek değer modelin daha genel öğrenme yapmasını sağlar. Küçük değer ise ağacın daha fazla bölünmesine ve karmaşıklığın artmasına neden olur. Bu nedenle dengeli bir atama yapılmıştır.
- Her Yaprak için Minimum Örnek Sayısı, yaprak düğümünde bulunması gereken minimum örnek sayısıdır. Yüksek bir değer modelin aşırı öğrenmesini engelleyebilir ve

genelleştirme kabiliyetini artırabilir. Ancak, aşırı uyumun önüne geçmek için dengeli bir değer aralığı verilmiştir.

Hiper parametrelerden en doğru sonucu alabilmek için 3 farklı konfigürasyon kümesi üzerinde denemeler yapılmıştır.

Hiper parametre kümesi 1

- Hesaplayıcı sayısı 1 ile 50 arasındaki değerler verilmiştir.
- Maksimum derinlik 5 veya 10 değerlerinden birini alacak şekilde verilmiştir.
- Bölünebilecek en az sayıdaki alt küme sayısı 2 ile 5 arasındaki değerler verilmiştir.
- Her yaprak için en az örnek sayısı 1 veya 2 değerlerinden birini alacak şekilde verilmiştir.

Hiper parametre kümesi 2

- Hesaplayıcı sayısı 50 ile 150 arasındaki değerler verilmiştir.
- Maksimum derinlik 10 ile 20 arasındaki değerler verilmiştir.
- Bölünebilecek en az sayıdaki alt küme sayısı 2 ile 10 arası değerler verilmiştir.
- Her yaprak için en az örnek sayısı 1 ile 5 arasında bir değer alacak şekilde verilmiştir.

Hiper parametre kümesi 3

- Hesaplayıcı sayısı 150 ile 450 arasındaki değerler verilmiştir.
- Maksimum derinlik 20 ile 30 arasındaki değerler verilmiştir.
- Bölünebilecek en az sayıdaki alt küme sayısı 10 ile 50 arası değerler verilmiştir.
- Her yaprak için en az örnek sayısı 5 ile 10 arasında bir değer alacak şekilde verilmiştir.

Yukarıda verilen hiper parametre ayarlarının en doğru şekilde seçilebilmesi için RandomizedSearchCV metodu kullanılmıştır. Bu metot, hiper parametreleri verilen değer aralıklarına göre optimize etmek için kullanılmıştır. Amacı, belirlenen hiper parametrelerin rastgele bir alt kümesini test ederek, en iyi kombinasyonu bulmaktır. Bu aşamada 5 adet parametre üzerinden bu metot yapılandırılmıştır:

- Parametre Dağılımı, hiper parametrelerin alabileceği değer aralıklarıdır. Yukarıda belirtilen değerler bu parametreye verilmiştir.
- Döngü Sayısı – Denenecek rastgele hiper parametre kombinasyonlarının sayısıdır. Bu değer 30 olarak verilmiştir. Yukarıda belirtilen hiper parametre değerlerine göre verilmektedir.
- Çapraz Doğrulama Sayısı – Çapraz doğrulama sayısıdır. Çapraz doğrulama yaparak modelin daha iyi bir genelleme yapmasını sağlarken aşırı öğrenmeden kaçınmasını sağlar. Bu değer 5 olarak girilmiştir. Veri 5 parçaya bölünür. Her parametre kombinasyonu için model 5 defa eğitilip test edilir.
- Sonuçların ortalaması alınarak en iyi parametreler bulunur.
- Skor – Model performansını değerlendirmek için kullanılan metriktir. Bu parametreye "neg_root_mean_squared_error" değeri verilmiştir. RMSE'yi minimize etmeyi hedeflemektedir.
- Rastgele Durum – Rastgelelik kontrolü sağlar. Model performansının doğru ölçülebilmesi için gereklidir. Bu parametreye 42 değeri verilmiştir.

RandomizedSearchCV metodu parametreleri ise en doğru sonucu alabilmek için 3 farklı konfigürasyon setine ayrılmıştır.

RandomizedSearchCV parametre kümesi 1

- Döngü sayısı 10 olarak verilmiştir.
- Çapraz doğrulama sayısı 2 olarak verilmiştir.

RandomizedSearchCV parametre kümesi 2

- Döngü sayısı 30 olarak verilmiştir.
- Çapraz doğrulama sayısı 5 olarak verilmiştir.

RandomizedSearchCV parametre kümesi 3

- Döngü sayısı 60 olarak verilmiştir.
- Çapraz doğrulama sayısı 10 olarak verilmiştir.

Bu 3 farklı kombinasyonda döngü sayısı 30'un altında iken ağacın öğrenme kabiliyeti azalmıştır. 30'un üstündeki değerler için sonuç çok değişmemiş ancak modelin çalışma süresi 10 dakikanın üzerine çıkmıştır. Çapraz doğrulama sayısı ise 5 değerinin altında iken modelin doğruluk yüzdesi düşmüştür. 5'in üzerindeki değerlerde ise belirgin bir fark oluşmamakla birlikte yine çalışma süresinde üstel bir artış meydana gelmektedir. Bu nedenle parametre kümesi olarak RandomizedSearchCV parametre kümesi 2 seçilmiştir.

RandomizedSearchCV özellik kümesi 2 için hiper parametre test kümeleri ve bazı kombinasyonda denenen teknik indikatör ile elde edilen doğruluk oranları Çizelge 3.1.'de verilmektedir.

Çizelge 3.1. RandomizedSearchCV özellik kümesi 2 için hiper parametre test kümeleri ve teknik indikatör kombinasyonları ile yön tahmin doğruluk değerleri

İndikatör Küme İndeksi	Kullanılan İndikatörler	Hiper Parametre Kümeleri	Bitcoin Fiyat Yönü Tahmin Doğruluğu (%)	Ethereum Fiyat Yönü Tahmin Doğruluğu (%)
1	MACD, RSI 14	Küme 1	65,01	63,6
1	MACD, RSI 14	Küme 2	64,81	63,82
1	MACD, RSI 14	Küme 3	62,23	63,42
2	MACD, RSI_14, EMA 21	Küme 1	64,41	65,81
2	MACD, RSI_14, EMA 21	Küme 2	65,01	66
2	MACD, RSI_14, EMA 21	Küme 3	64,02	67,79
3	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50	Küme 1	64,41	66
3	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50	Küme 2	64,41	67,2
3	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50	Küme 3	64,02	67,99
4	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist	Küme 1	67,79	65,21
4	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist	Küme 2	69,18	69,18
4	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist	Küme 3	68,59	68,39
5	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5	Küme 1	71,37	75,55
5	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5	Küme 2	72,37	74,75
5	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5	Küme 3	72,56	75,15
6	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5	Küme 1	77,73	80,12
6	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5	Küme 2	81,31	83,1
6	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5	Küme 3	80,91	83,1
7	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5,FASTK RSI	Küme 1	87,28	85,29
7	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI	Küme 2	86,68	85,29
7	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI	Küme 3	86,48	85,09
8	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50	Küme 1	86,28	84,69
8	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50	Küme 2	86,68	85,29
8	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50	Küme 3	86,48	85,09
9	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50, BOP	Küme 1	99,6	99,6
9	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50, BOP	Küme 2	100	100
9	MACD, RSI_14, EMA 21, EMA 50, MACD Hist, FASTK 5, FASTD 5, FASTK RSI, MA 50, BOP	Küme 3	99,8	99,8

Çizelge 3.1. incelendiğinde, günlük bazda fiyat yönü tahmini başarı oranlarının indikatör sayısı arttıkça %90 değerine yaklaştığı görülmektedir. Ancak, BOP indikatörünün son olarak eklenmesi dramatik bir başarım oranı artışına sebep olmuştur. Bu indikatör eklendikten sonra ise hiper parametre kümeleri arasında başarım oranı açısından kayda değer bir fark oluşmadığı da görülmektedir. Bu sonuçlardan yola çıkılarak indikatör küme indeksi 9 ve hiper parametre kümesi 2 ile fiyat yönü ve indikatörler arasındaki bağıntı en üst düzey olarak gözükmektedir.

3.5.3. BOP indikatör etkisi

BOP (Balance of Power – Güç Dengesi) göstergesi, Igor Livshin tarafından geliştirilmiştir [25]. BOP göstergesi, belirli bir işlem dönemi içerisindeki fiyat hareketlerini analiz ederek, alıcılar ile satıcılar arasındaki göreli gücü ölçmeyi amaçlar. Bu gösterge, bir varlığın açılış, en yüksek, en düşük ve kapanış fiyatları kullanılarak hesaplanır.

$$\text{BOP} = \frac{\text{En Yüksek} - \text{En Düşük}}{\text{Kapanış} - \text{Açılış}} \tag{3.3}$$

- Kapanış, kapanış fiyatı anlamına gelir.
- Açılış, açılış fiyatı anlamına gelir.
- En Yüksek, ilgili dönem içerisindeki en yüksek fiyat anlamına gelir.
- En Düşük, ilgili dönem içerisindeki en düşük fiyat anlamına gelir.

Kullanım Alanları:

- Fiyat trendlerini belirlemek.
- Momentum analizinde yardımcı olmak.
- Trend dönüşlerini tespit etmek için genellikle hareketli ortalamalarla birlikte kullanılır.

BOP göstergesi, −1 ile +1 arasında değerler almaktadır. Bu değerler aşağıdaki anlamlara gelmektedir:

- Pozitif değerler, alıcı baskısının güçlü olduğunu gösterir.
- Negatif değerler ise satıcı baskısının daha güçlü olduğunu gösterir.

Teknik analizdeki kullanım alanları:

- Fiyat trendlerinin belirlenmesi,
- Momentum analizine yardımcı olması,
- Trend dönüşlerinin tespiti (çoğunlukla hareketli ortalamalarla birlikte kullanılır).

BOP indikatörünün Bitcoin ve Ethereum üzerinde günlük bazda ürettiği yön sinyalleri artış yeşil renkte ve azalık kırmızı renkte olacak şekilde işaretlendiğinde fiyat yönü üzerindeki başarısı Tradingview internet sitesi üzerinde de gözükmektedir. Şekil 3.4. ve 3.5.'te bu ilişki gösterilmektedir.



Şekil 3.4. BTC-USD paritesi bop indikatör ile fiyat ilişkisi



Şekil 3.5. ETH-USD paritesi bop indikatör ile fiyat ilişkisi

Geliştirilen algoritma üzerinde BOP göstergesinin etkisi son derece belirgindir. Bu göstergeyi herhangi başka bir teknik göstergeyle değiştirmek, modelin tahmin doğruluğunu önemli ölçüde düşürmektedir. Çizelge 3.1.'de bu durum gösterilmektedir.

4. DENEY ÇALIŞMASI

Deneyler Google Colab servisleri üzerinde v5e-1 donanım konfigürasyonunda yapılmıştır. Bu konfigürasyonda, 47 GB RAM ve Python 4 Google Compute Engine TPU bulunmaktadır. Python dili üzerinde Scikit-Learn, Pandas, MatPlotLib, Seaborn ve Scipy kütüphaneleri kullanılmıştır.

Hazırlanan veri kümesi ve algoritma ile Bitcoin ve Ethereum kripto varlıklarının 2018 Mart ayından 2025 Ocak ayına kadar olan günlük kapanış fiyatı ve 10 adet teknik indikatör verisini içermektedir. Hiper parametre Kümesi 2 ve İndikatör Küme İndeksi 9 ile ortalama 22 saniyede koşumlar yapılmıştır. Fiyatın sonraki gün için yukarı, aşağı veya sabit gideceği yönünde tahminler yapılmıştır.

Geçerleme veri kümesi için RMSE yöntemi ile fiyatın yüzde değişimi doğru tahmin etme başarısı ölçülür. Hataların büyüklüğüne odaklanılır. Tahmin başarım oranı ile fiyat yönü tahmin doğruluğu ölçülür. Gerçek yönler ile tahmin edilen yönler arasındaki fark değerlendirilir. RMSE ve yön tahmin doğruluğu farklı bakış açıları sunar.

4.1. Aşırı Öğrenme Analizi

Aşırı öğrenmeyi tespit edebilmek için, doğrulama ve test veri kümelerine ait RMSE değerleri arasındaki fark analiz edilmiştir. Eğer test veri setine ait RMSE, doğrulama veri setine ait RMSE değerinden %10 veya daha fazla yüksekse (1,1 kat veya üzeri), bu durum modelin doğrulama verisine fazla uyum sağladığını, yani aşırı öğrenme gerçekleştirdiğini gösterir [26].

Buna karşılık, RMSE farkı makul bir aralıkta kalıyorsa, modelin veriyi uygun şekilde öğrendiği ve aşırı öğrenmenin gerçekleşmediği kabul edilir.

Bu çalışmada yapılan değerlendirmeye göre, test ve doğrulama RMSE farkı yalnızca 1,0532 kat olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç, modelin aşırı öğrenme yapmadığını doğrulamaktadır.

4.2. Karmaşıklık Matrisi

Fiyat hareketinin yönünü (artış veya azalış) tahmin etmeye odaklanarak, bu problem ikili sınıflandırma problemi olarak çerçevelenebilir. Fiyat yönü tahmini için oluşturulan karmaşıklık matrisi tanımı Çizelge 4.1.'de gösterilmektedir. Bu durumda:

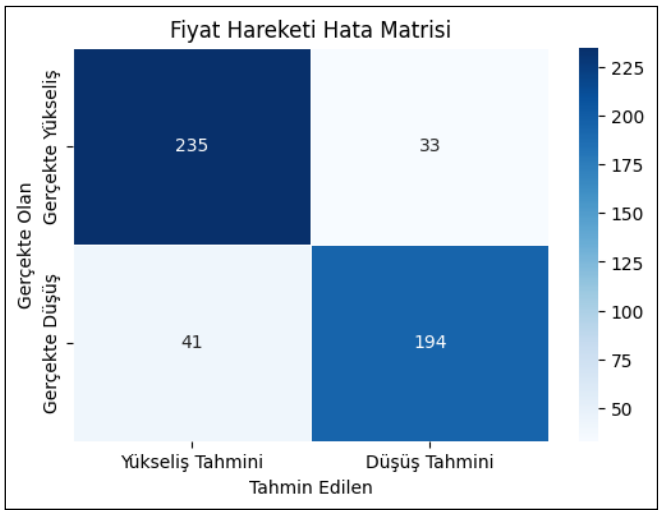
- Gerçek fiyat hareketi, fiyatın bir önceki güne göre artıp artmadığını gösterir.
- Tahmin edilen fiyat hareketi, model tarafından tahmin edilen fiyat yönünü belirtir.

Çizelge 4.1. K-FYTR karışıklık matrisi tanımlaması

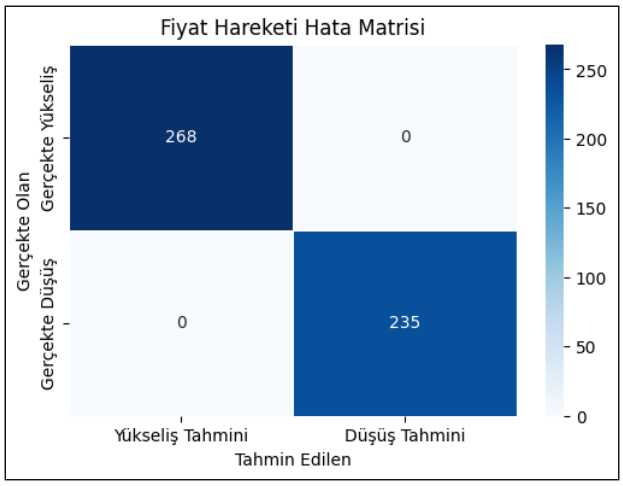
Gerçekte Olan Fiyat Yönü	Tahmin Edilen Fiyat Yönü (Yukarı)	Tahmin Edilen Fiyat Yönü (Aşağı)
Yükseliş	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
Düşüş	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

- DP (Doğru Pozitif): Model fiyat yükselişi tahmin etti ve fiyat gerçekten yükseldi.
- YN (Yanlış Negatif): Model fiyat düşüşü tahmin etti ama fiyat gerçekte yükseldi.
- YP (Yanlış Pozitif): Model fiyat yükselişi tahmin etti ama fiyat gerçekte düştü.
- DN (Doğru Negatif): Model fiyat düşüşü tahmin etti ve gerçekte de fiyat düştü.

Ethereum için, BOP hariç 9 indikatör ile yapılan çalışma sonucu karmaşıklık matrisi Şekil 4.1.'de ve BOP dahil 10 indikatörlü sonucu ise 4.2.'de verilmektedir.

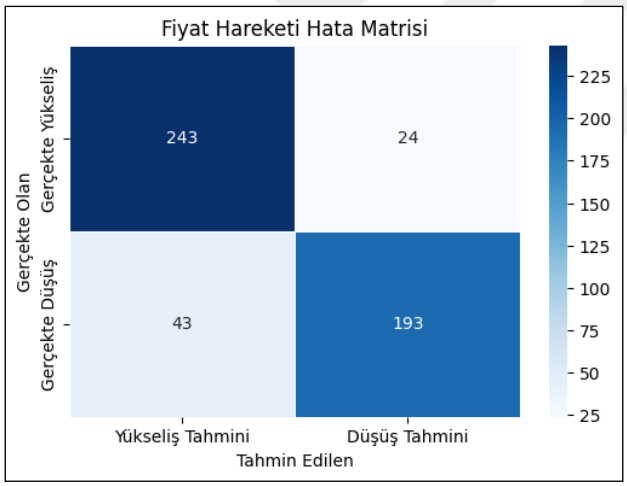


Şekil 4.1. Ethereum 9 indikatör fiyat hareketi hata matrisi

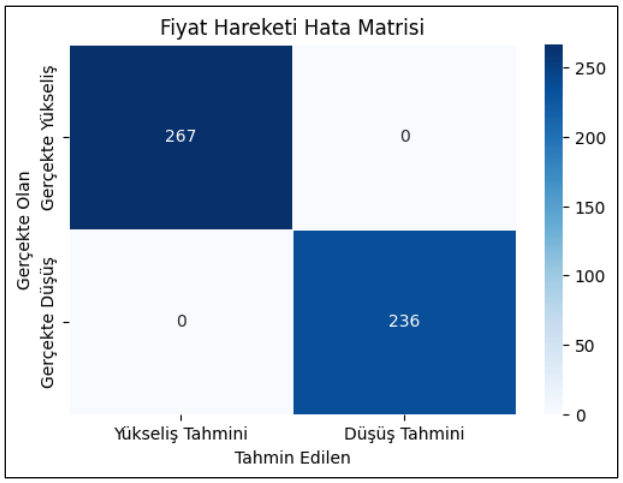


Şekil 4.2. Ethereum 10 indikatör fiyat hareketi hata matrisi

Bitcoin için, BOP hariç 9 indikatör ile yapılan çalışma sonucu karmaşıklık matrisi Şekil 4.3.'de ve BOP dahil 10 indikatörlü sonucu ise 4.4.'de verilmektedir.



Şekil 4.3. Bitcoin 9 indikatör fiyat hareketi hata matrisi

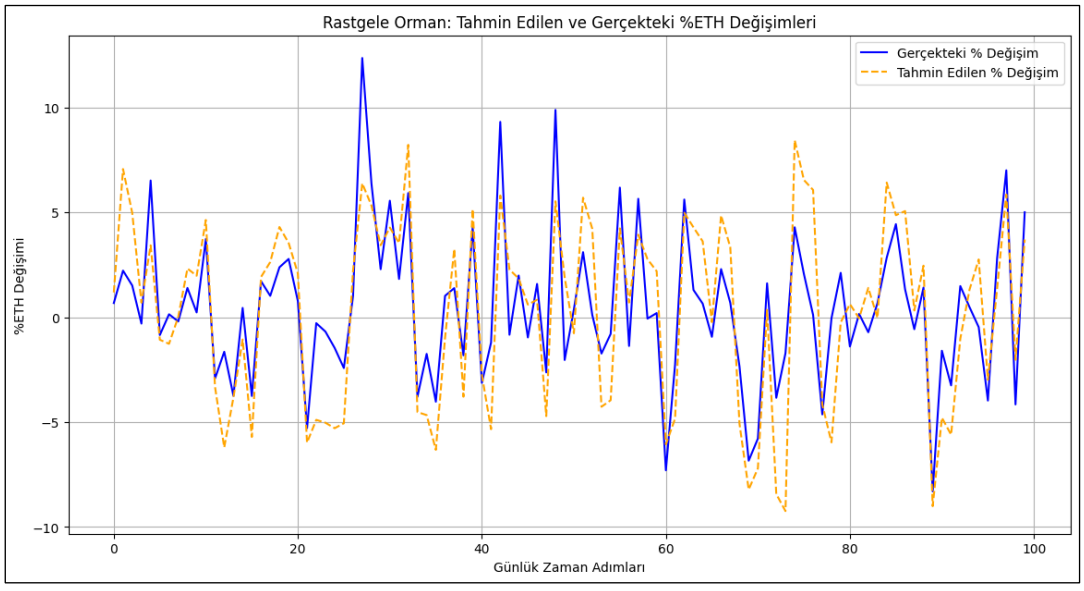


Şekil 4.4. Bitcoin 10 indikatör fiyat hareketi hata matrisi

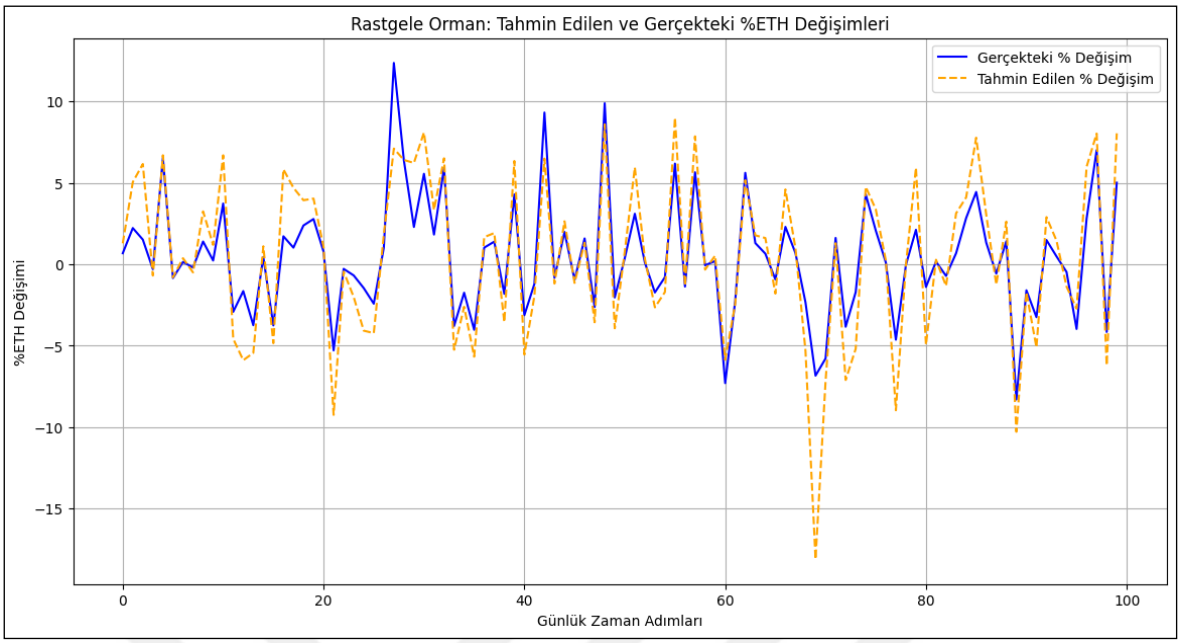
4.3. Fiyat Yönü Tahmin Doğruluğu

Fiyat yönü tahminlerinin yüzdesel doğruluğu, gerçek ve tahmin edilen fiyat hareketlerinin karşılaştırılmasıyla hesaplanmıştır. Doğruluk yüzdesi, test veri seti üzerinden raporlanmış olup, modelin gelecekteki fiyat hareketlerini öngörme başarısını göstermektedir.

Ethereum için, BOP hariç 9 indikatör ile yapılan çalışmanın test verilerinin son 100 günlük dönemine ait tahmin edilen ve gerçek yüzdesel fiyat değişim grafiği, Şekil 4.5.'de verilirken BOP dahil 10 indikatörlü sonuç grafiği de Şekil 4.6.'da verilmektedir.

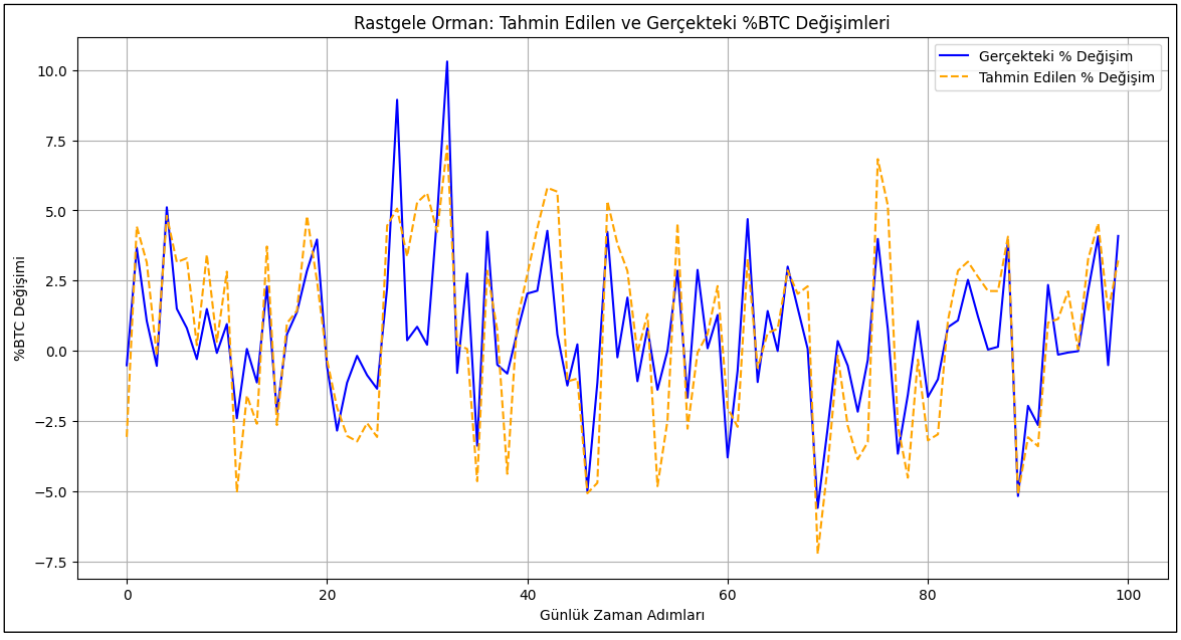


Şekil 4.5. Ethereum 9 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri

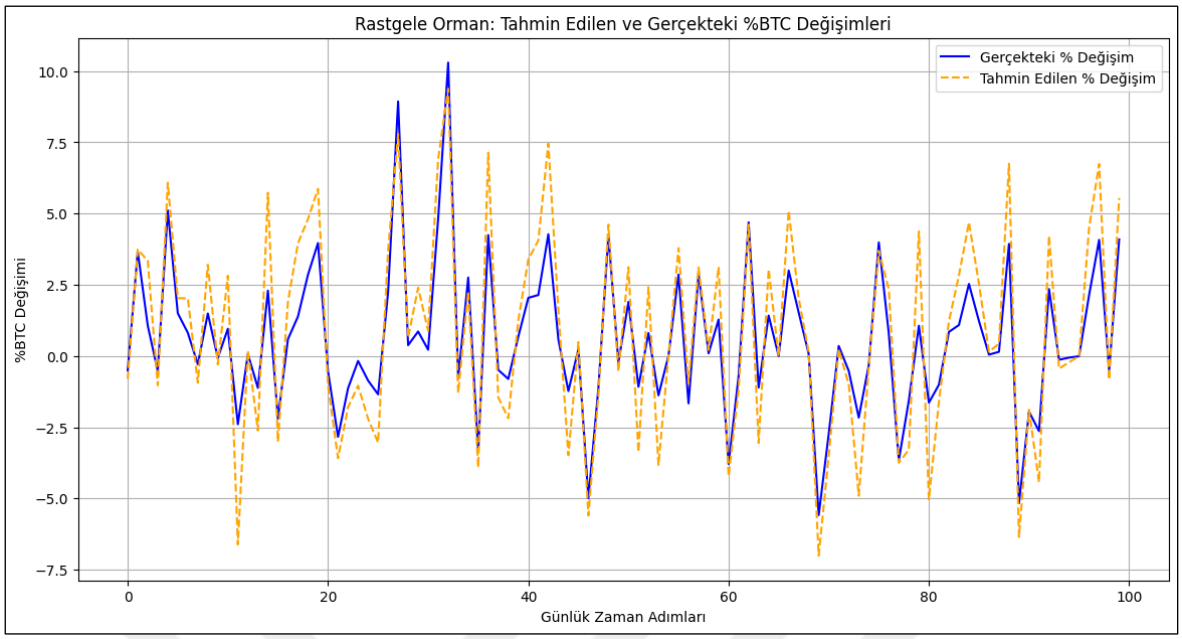


Şekil 4.6. Ethererum 10 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri

Bitcoin için, BOP hariç 9 indikatör ile yapılan çalışmanın test verilerinin son 100 günlük dönemine ait tahmin edilen ve gerçek yüzdesel fiyat değişim grafiği, Şekil 4.7.'de verilirken BOP dahil 10 indikatörlü sonuç grafiği de Şekil 4.8.'de verilmektedir.



Şekil 4.7. Bitcoin 9 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri



Şekil 4.8. Bitcoin 10 indikatör k-fytr modeli son 100 günlük tahmin edilen fiyat yüzdesel değişim değerleri ile gerçek fiyat yüzdesel değişimleri

Çizelge 4.2.'de ise 500 günlük teste dair test ve geçerleme veri kümelerine ait değerlendirme metrikleri ve teknik gösterge kümeleri ile fiyat yönü ilişki oranı sunulmaktadır.

Çizelge 4.2. Değişim oranı tahmini üzerinden yapılan fiyat yönü ile teknik indikatör ilişkioranı çizelgesi

K-FYTR	Veri Seti Türü	Fiyat Değişim Yüzdesi Tahmini - RMSE	Fiyat Yönü ile Teknik İndikatör Kümesi İlişki Oranı (%)
9 İndikatör - Ethereum	Test	2,54	85,09
9 İndikatör - Ethereum	Geçerleme	2,64	
10 İndikatör - Ethereum	Test	2,32	100
10 İndikatör - Ethereum	Geçerleme	2,36	
9 İndikatör - Bitcoin	Test	2,01	86,68
9 İndikatör - Bitcoin	Geçerleme	2,20	
10 İndikatör - Bitcoin	Test	1,67	100
10 İndikatör - Bitcoin	Geçerleme	1,67	

4.4. Benzer Veri Kümesi ile Yapılan Çalışmalarla Karşılaştırma

Günlük bazda kripto para fiyat ve hacim bilgileri ile teknik indikatörlerin kullanıldığı çalışmalarda kullanılan yöntem, ele alınan zaman aralığı ve özniteliklerin işlenmesi gibi temel konularda farklılıklar bulunmaktadır. Ancak, kullanılan veri kümesinin içeriği ve

yapılan çalışmanın amacı örtüşmektedir. Bu nedenle, Çizelge 4.3.'te bu çalışmadaki sonuçlar ile karşılaştırma sonuçları gösterilmektedir.

Çizelge 4.3. Literatürdeki benzer veri kümesi ile yapılan çalışmaların karşılaştırması

Çalışma	Amacı	Yöntem	Geçmiş Fiyat Hareketi İlişkisi	Yön Tahmin Doğruluğu (%)
Karar Destek Sistemi	Günlük fiyat yönünü tahmin	CRT (Sınıflandırma ve regresyon ağacı)	Evet	97
Vadeli İşlem Tahmini	Günlük fiyat tahmini	Rastgele Orman	Hayır	6,8
Topluluk Öğrenimi ile Tahmin	Günlük fiyat tahmini	Rastgele Orman, XGBoost, Stokastik Gradyan Artırma, Oylama Regresyonu	Evet	98
Makine Öğrenimi ile Tahmin	Günlük fiyat yönünü tahmini	LSTM	Hayır	52,8
K-FYTR	Günlük fiyat yönünü tahmini	Rastgele Orman Regresyonu	Evet	85
K-FYTR + BOP	Günlük fiyat yönünü tahmini	Rastgele Orman Regresyonu	Evet	100

4.5. K-FYTR Modelinde Kullanılan Rastgele Orman Regresyonu Yerine Farklı Algoritmaların Kullanım Sonuçlarının Kıyaslanması

Yapılan literatür taraması sırasında fiyat tahmin modellerinde kullanımı en sık görülen LSTM, GRU ve XGBoost algoritmaları ile de aynı çalışmalar yapılmıştır. Deneysel karşılaştırma sonuçları Çizelge 4.4.'te sunulmaktadır.

Çizelge 4.4. K-FYTR içinde rastgele orman regresyonu yerine gru, lstm veya xgboost algoritmaları kullanıldığında elde edilen sonuçlar

Tahmin Modeli K-FYTR	Fiyat Değişim Yüzdesi Tahmini - RMSE	Fiyat Yönü ile Teknik İndikatör Kümesi İlişki Oranı (%)
Rastgele Orman Regresörü 9 İndikatör - Ethereum	2,54	85,09
Rastgele Orman Regresörü 10 İndikatör - Ethereum	2,32	100
Rastgele Orman Regresörü 9 İndikatör - Bitcoin	2,01	86,68
Rastgele Orman Regresörü 10 İndikatör - Bitcoin	1,67	100
GRU 9 İndikatör - Ethereum	3,34	52,82
GRU 10 İndikatör - Ethereum	3,34	52,82
GRU 9 İndikatör - Bitcoin	2,71	53,50
GRU 10 İndikatör - Bitcoin	2,71	53,50
LSTM 9 İndikatör Ethereum	3,34	52,82
LSTM 10 İndikatör Ethereum	3,35	52,82
LSTM 9 İndikatör Bitcoin	2,71	53,27
LSTM 10 İndikatör Bitcoin	2,70	53,27
XGBoost 9 İndikatör - Ethereum	1,66	99,4
XGBoost 10 İndikatör - Ethereum	1,63	97,6
XGBoost 9 İndikatör - Bitcoin	1,25	99,01
XGBoost 10 İndikatör - Bitcoin	1,27	97,2

Doğruluk değeri, Bölüm 3.4.'te açıklandığı şekilde hesaplanmaktadır. Kısaca özetlemek gerekirse; gerçek ve tahmin edilen fiyatın yüzdesel değişimi karşılaştırıldıktan sonra, bu değerler t ve t−1 zamanlarına göre "Yükseliş", "Düşüş" veya "Değişim Yok" olarak etiketlenmektedir.

Eğer tahmin edilen fiyat yönü, gerçek fiyat yönüyle aynı ise, sonuç doğru kabul edilir; aksi durumda yanlış olarak değerlendirilir. Bu karşılaştırmalar sonucunda, model kendi tahminlerinin doğruluk oranını hesaplamaktadır.

Aşağıda, K-FYTR modelimizin GRU, LSTM ve XGBoost algoritmalarıyla denenmesi için kullanılan hiper parametre ayarları verilmiştir. Sonuçların değerlendirilmesi 4.4.4.'te sunulmaktadır.

4.5.1. GRU hiper parametre ayarları

GRU modeli için yapılandırma sırasında 128 gizli birim ve 2 katman kullanılmıştır. Aşırı öğrenmeyi azaltmak amacıyla, eğitim sürecinde 0,2 oranında dropout uygulanmıştır. Ancak, eğitim sırasında hata değerlerinde belirgin bir azalma gözlemlenemediğinden, 60 epoch olarak belirlenen eğitim süreci, yalnızca 5 epoch sonunda erken durdurma ile sonlandırılmıştır.

Model, eğitim sürecinde azalan bir hata eğilimi yakalayamadığı için, fiyatın yüzdesel değişim tahminine ilişkin hata ayrıca Kök Ortalama Kare Hata ile değerlendirilmiştir.

4.5.2. LSTM hiper parametre ayarları

LSTM modeli, başlangıçta 60 epoch olarak ayarlanmış olsa da, performans iyileşmesi gözlemlenmediği için yalnızca 6 epoch sonunda erken durdurma tetiklenmiştir. Modelde 128 gizli birim yapılandırılmış ve aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla eğitim sırasında 0,2 oranında değer düşürme uygulanmıştır.

Model, eğitim sırasında anlamlı bir hata azalma eğilimi gösteremediği için, yüzdesel değişim tahmin hatası ayrıca Kök Ortalama Kare Hata kullanılarak değerlendirilmiştir.

4.5.3. XGBOOST hiper parametre ayarları

XGBoost modeli için aşağıdaki hiper parametreler yapılandırılmıştır:

- Öğrenme Oranı, 0,05 olarak verilmiştir.
- Maksimum Derinlik, 6 olarak verilmiştir.
- Alt Örnekleme Oranı, 0,8 olarak verilmiştir.
- Rasgelelik Tohum Değeri, 42 olarak verilmiştir.
- Boosting Turu Sayısı, 200 olarak verilmiştir.
- Erken Durdurma, 10 olarak verilmiştir.

4.5.4. Karşılaştırma sonucu

LSTM ve GRU modellerine ait doğruluk oranı ve RMSE değerlerine bakıldığında, her iki modelin de neredeyse birbiri ile aynı ve başarısız olduğu görülmektedir. Bu bulgular, GRU ve LSTM modellerinin küçük veri kümeleri üzerinde K-FYTR modeliyle karşılaştırılabilir performans sergileyemediğini göstermektedir. Her iki model etkili bir şekilde öğrenememiş, genelleme yeteneği göstermemiş ve sonuç olarak güvenilir tahminler üretememiştir

Öte yandan, XGBoost algoritması kullanıldığında BOP indikatörünün etkisi negatif olarak gözükmektedir. K-FYTR modelinde Rastgele Orman Regresyonu ile %15 kadar doğruluk oranı artırmıştı. Ancak, XGBoost kullanıldığında BOP dahil edildiğinde tahmin yönü başarım oranı %2 düşmektedir. BOP indikatörün hariç 9 indikatörle çalıştırıldığında da %99'dan fazla bir tahmin başarısı göstermektedir. Halbuki, bu oran Rastgele Orman Regresöründe %85 civarındaydı.

5. SONUÇ

Deneysel sonuçlar K-FYTR modelinin, Bitcoin ve Ethereum kripto varlıklarının günlük fiyat yönünü geçmiş indikatör verilerine dayanarak tahmin etmede son derece başarılı olduğunu göstermektedir. Ancak burada modelde kullanılan teknik indikatörler ile gelecek fiyat hareketini tahmin etme kabiliyeti değil, geçmiş fiyat hareketiyle olan deterministik bağıntısı ölçülmüştür. Dolayısıyla elde edilen sonuçlar, modelin açıklayıcı gücünü yansıtmakta olup, öngörücü bir başarı olarak değerlendirilmemelidir.

Teknik göstergelerle fiyat yönü bağıntısı incelendiğinde 9 teknik gösterge bir arada kullanıldığında geçmişte oluşan fiyat yönü %85 oranında izah edilebilmektedir. Ancak, BOP indikatörü de çalışmaya dahil edildiğinde bu bağıntı %100 seviyesine çıkmıştır. Doğrulama veri kümeleri ve test veri kümeleri arasındaki RMSE farkı yüzde 10'dan düşük çıktığı için, modelin aşırı öğrenme yapmadan iyi bir genelleme yeteneği gösterdiğini kanıtlamaktadır.

Bu sonuç, kripto varlık yatırımlarında Bitcoin ve Ethereum seçen yatırımcıların gelecek yatırımlarında faydalanabilecekleri 10 adet indikatörü ortaya koymaktadır. Çizelge 5.1.'de sonuçlar gösterilmektedir.

Çizelge 5.1. Bitcoin ve ethereum için teknik gösterge kombinasyonlarının geçmiş fiyat yönü ile ilişkisi (Mart 2018 – Ocak 2025)

İndikatör Kümesi	Kullanılan Teknik Göstergeler	Bitcoin Yön Tahmin Başarısı (%)	Ethereum Yön Tahmin Başarısı (%)	Fiyat Yönü ile İlişki (%)
1	MACD, RSI(14)	65,01	63,82	64
2	MACD, RSI(14), EMA(21)	65,01	67,79	66
3	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50)	64,41	67,99	66
4	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram	69,18	69,18	69
5	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram, FASTK(5)	72,56	75,55	74
6	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram, FASTK(5), FASTD(5)	81,31	83,10	82
7	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram, FASTK(5), FASTD(5), FASTK RSI	87,28	85,29	86
8	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram, FASTK(5), FASTD(5), FASTK RSI, MA(50)	86,68	85,29	86
9	MACD, RSI(14), EMA(21), EMA(50), MACD Histogram, FASTK(5), FASTD(5), FASTK RSI, MA(50), BOP	100,00	100,00	100

Çizelge 5.1.'de görüldüğü üzere, kullanılan teknik göstergelerin sayısı ve çeşitliliği arttıkça hem Bitcoin hem de Ethereum için fiyat yönü tahmin başarısı önemli ölçüde artmıştır.

Özellikle BOP (Balance of Power) göstergesinin dahil edilmesiyle modelin yön tahmin başarısı %100'e ulaşmış, bu da geçmiş fiyat hareket yönüyle teknik göstergeler arasında çok güçlü bir doğrusal ilişki olduğunu göstermektedir.

Bu sonuçlar, Mart 2018 – Ocak 2025 dönemi boyunca, teknik göstergelerin doğru kombinasyonlarla birlikte kullanıldığında fiyat yönünü tahmin etmede oldukça belirleyici olduğunu göstermektedir. Ayrıca RSI, EMA, ve MACD ailesine ait göstergelerin sinerjik etkisi, özellikle momentum ve eğilim bileşenlerinin birlikte yorumlandığında öngörü gücünü artırdığını göstermektedir.

Önerilen K-FYTR modeli parametrik bir yapıdadır. Kullanılan veri kümesi ve modele verilen indikatör bilgileri değiştirildiğinde, farklı bir zaman aralığı içinde istenen teknik gösterge kombinasyonlarının Bitcoin ve Ethereum fiyat yönü ile ilişkisi ortaya konabilmektedir. Bu sonuçların, yatırımcılara gelecekte yapacakları yatırım hareketlerinde fikir verebileceği öngörülmektedir.

Literatüre yapması beklenen katkı

Rastgele Orman Regresyonu ile fiyat yüzde değişimi tahmini üzerinden günlük bazda fiyat yönü tahmini yöntemi kullanılması literatürde yapılan çalışmaların çeşitlendirilmesi açısından katkı sağlamaktadır.

Önceki çalışmalarda sıkça karşılaşılan önemli bir sorun ise, aşırı öğrenme analizinin yapılmamasıdır. Yüksek doğruluk oranı iddiasında bulunan birçok model, doğrulama veri seti kullanmamakta, bu da modellerin eğitim verisi dışına genellenebilirliği konusunda ciddi şüpheler doğurmaktadır. Buna karşın bu çalışmada, aşırı öğrenme açık biçimde analiz edilmiş ve K-FYTR modelinin güvenilirliği bu yolla pekiştirilmiştir. Bu yaklaşım, finansal tahmin alanında yapılacak gelecekteki araştırmalar için değerli bir metodolojik temel sunmaktadır.

Bitcoin ve Ethereum gibi yüksek riskli varlıkların geçmiş fiyat hareketlerinin en çok hangi teknik göstergelerle ilişkili olduğunun gösterilmesi ve literatürde kullanımı bulunmayan BOP indikatörünün de etkisinin gösterilmesi açısından katkı sağlamaktadır.

Geliştirilen K-FTYR yöntemi teknik gösterge ve veri kümesi açısından parametrik bir yapıdadır. Bu sayede, veri kümesi ve teknik gösterge kombinasyonları değiştirilebilir. Bu da farklı yatırım ürünlerinin farklı zaman aralıklarındaki değişken teknik göstergeler ile fiyat yönünü açıklayan bağıntılar elde edilebilmesine olanak sağlamaktadır. Literatürde yapılan çalışmalara, yüksek uyum sağlama kapasitesiyle öne çıkan bir çalışma olarak katkı sağlamaktadır.

KAYNAKLAR

1. PhamToan, D., VoThiHang, N. and PhamThi, B. (2024). Improving forecasting model for fuzzy time series using the self-updating clustering and bi-directional long short term memory algorithm. *Expert Systems with Applications*, 241, 122767.

2. Bouktif, S., Fiaz, A. and Awad, M. (2020). Augmented textual features-based stock market prediction. *IEEE Access*, 8, 40269–40282.

3. Gudelek, M.U., Boluk, S.A. and Ozbayoglu, A.M. (2017). *A deep learning based stock trading model with 2-D CNN trend detection.* In 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Honolulu, HI, USA, 1–8.

4. Behura, J.P., Pande, S.D. and Ramesh, J.V.N. (2023). Stock price prediction using multi-layered sequential LSTM. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 11(4), 1–8.

5. Akter, M.S., Shahriar, H., Rahman, M.A., Rahman, M. and Cuzzocrea, A. (2023). *Early prediction of cryptocurrency price decline: A deep learning approach.* In 26th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT), Cox's Bazar, Bangladesh, 1–6.

6. Altuner, A.B. and Kilimci, Z.H. (2023). A novel deep reinforcement learning based stock price prediction using knowledge graph and community aware sentiments. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 30, 1506–1524.

7. Ramya, N., Sanjay Roshan, R., Vishal Srinivas, R. and Krishna Prasad, D. (2022). *Crypto currency price prediction using machine learning.* In Proceedings of the Sixth International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), Tirunelveli, India, 808–813.

8. Mardjo, A. and Choksuchat, C. (2024). HyBiLSTM: Multivariate bitcoin price forecasting using hybrid time series models with bidirectional LSTM. *IEEE Access*, 12, 50792–50808.

9. Zouaghia, Z., Kodia Aouina, Z. and Ben Said, L. (2023). *Hybrid machine learning model for predicting Nasdaq composite index.* In Proceedings of the 2023 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC), Doha, Qatar, 1–6.

10. Lin, W., Xie, L. and Xu, H. (2023). Deep reinforcement learning based dynamic ensemble model for stock prediction. *Electronics*, 12, 4483.

11. Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P. and Levine, S. (2018). *Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor.* In Proceedings of Machine Learning Research: 35th International Conference on Machine Learning (ICML 2018), 1856–1865.

12. Taslim, D.G. and Murwantara, I.M. (2022). *A comparative study of ARIMA and LSTM in forecasting time series data.* In Proceedings of the 2022 International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE), Semarang, Indonesia, 231–255.

13. Makridakis, S., Spiliotis, E. and Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3), e0194889.

14. Kumari, S.E. and Ramesh, B. (2020). *Prediction of stock prices using machine learning regression and classification algorithms.* In Proceedings of the 2020 IEEE International Conference for Emerging Technology (INCET), Belgaum, India, 1–5.

15. Ahmed, F.U., Ahmed, M., Mahi, F.H., Abdullah, S.H. and Suha, S.A. (2023). *A comparative performance evaluation of bitcoin price prediction using machine learning techniques.* In International Conference on Information and Communication Technology for Sustainable Development (ICICT4SD), Dhaka, Bangladesh, 194–198.

16. Basha, M.S.A., Oveis, P.M., Prabavathi, C., Lakshmi, M.B. and Sucharitha, M.M. (2023). *An efficient machine learning approach analysis of supervised machine learning methods to forecast the diamond price.* In 2023 International Conference for Advancement in Technology (ICONAT), Goa, India, 1–6.

17. Serafini, G., Yi, P., Zhang, Q., Brambilla, M., Wang, J., Hu, Y. and Li, B. (2020). *Sentiment-driven price prediction of the bitcoin based on statistical and deep learning approaches.* In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Glasgow, UK, 1–8.

18. Kabbani, T. and Duman, E. (2022). Deep reinforcement learning approach for trading automation in the stock markets. *IEEE Access*, 10, 93564–93574.

19. Liu, R., Guo, W., Jin, K., Ding, Y., Chen, Z., Ma, S. and Li, Z. (2022). *Computer intelligent investment strategy based on deep reinforcement learning and multi-layer LSTM network.* In Proceedings of the 2022 IEEE 2nd International Conference on Data Science and Computer Application (ICDSCA), Dalian, China, 1006–1015.

20. Dolatsara, H.A., Kibis, E., Çağlar, M., Şimşek, S., Dağ, A. and Delen, D. (2022). An interpretable decision support systems for daily cryptocurrency trading. *Expert Systems with Applications*, 203, 117409.

21. Orte, F., Mira, J., Sanchez, M.J. and Solana, P. (2023). A random forest based model for crypto asset forecasts in futures markets with out-of-sample prediction. *Research in International Business and Finance*, 64, 101829.

22. Bara, A. and Oprea, S. (2024). An ensemble learning method for bitcoin price prediction based on volatility indicators and trend. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 133A, 107991.

23. McNally, S., Roche, J. and Caton, S. (2018). *Predicting the price of bitcoin using machine learning.* In 2018 26th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-Based Processing (PDP), Cambridge, 339–343.

24. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning,* 45(1), 5–32.

25. Livshin, I. (2001). Balance of power. *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, 19, 26–30.

26. Zhang, C., Bengio, S., Hardt, M., Recht, B. and Vinyals, O. (2021). Understanding deep learning (still) requires rethinking generalization. *Communications of the ACM*, 64, 107–115.



Gazili olmak ayrıcalıktır…